AWK

INTERNET OF PRODUCTION
TURNING DATA INTO VALUE
Statusberichte aus der Produktionstechnik 2020

WZL | RWTH AACHEN UNIVERSITY

Fraunhofer IPT

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.ddb.de abrufbar.

Thomas Bergs, Christian Brecher, Robert H. Schmitt, Günther Schuh (Hrsg.):

Internet of Production – Turning Data into Value
Statusberichte aus der Produktionstechnik 2020

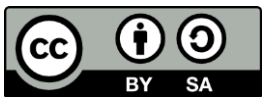
© 2020 Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie IPT und Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen

Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium AWK
c/o RWTH Aachen
Steinbachstraße 25
52074 Aachen
Telefon +49 241 80 27400
Fax +49 241 80 22293
info@awk-aachen.de
www.awk-aachen.de

Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie IPT
Steinbachstraße 17
52074 Aachen
Telefon +49 241 8904-0
info@ipt.fraunhofer.de
www.ipt.fraunhofer.de

Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen
Campus-Boulevard 30
52074 Aachen
Telefon +49 241 80-27400
info@wzl.rwth-aachen.de
www.wzl.rwth-aachen.de

© Titelbild: Alexander Supertramp/Shutterstock.com
Weitere Mitwirkende: Vivane Hahn, Raphael Kiesel, Susanne Krause, Markus Meurer, Antonia Paneff, Heidi Peters, Michèle Robrecht, Cornelia Rojacher, Malena Schulz, Stefanie Strigl, Dennis Patrick Wilhelm



Creative Commons Lizenzvertrag
Dieses Werk ist lizenziert unter einer Creative Commons Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz (https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de)

DOI: 10.24406/ipt-n-589615

Gliederung

Grußwort

Session 1: Architektur einer vernetzten, adaptiven Produktion

1 Architektur einer vernetzten, adaptiven Produktion 4

1.1 Holistic Automation 21

1.2 Value Capture – Datengetriebene Geschäftsmodelle erfolgreich in produzierenden Unternehmen implementieren 36

1.3 Individuelle Prozessketten im Werkzeugbau durch daten- und modellbasierte Prognosen 57

Session 2: Der Digitale Zwilling in der Produktion

2 Mit dem Digitalen Zwilling Prozessgrenzen überwinden 81

2.1 Always Beta – DevOps für cyber-physische Produkte 114

2.2 Biologische Transformation in der Produktion 137

2.3 Future Assembly with Distributed Sensor Services 158

Session 3: Analytics in der Production

3 Analytics in Production 186

3.1 Funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten 209

3.2 Predictive Quality – Data Analytics in produzierenden Unternehmen 226

3.3 Worldwide Lab - Garantierte Produktivitätssteigerung durch Lernen im Netzwerk 254

Session 4: Geschäftsmodelle im Internet of Production

4 Subskriptionsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau 282

4.1 Looking 4.0-ward: Wie das Internet of Production die Beschäftigungsfähigkeit in der Zukunft der Arbeit beeinflusst 302

4.2 Monetarisierung von Fertigungsdaten 340

4.3 Neue Geschäftsmodelle für Werkzeugmaschinen 365

Grußwort

Wie wir morgen leben, wird schon heute in starkem Maße dadurch bestimmt, wie wir produzieren. Die Digitalisierung verspricht nicht nur mehr Wissen über die Art und Weise, wie Güter produziert und vertrieben werden, sie liefert auch präzisere Antworten auf die Frage nach Kosten, Nutzen und Nachhaltigkeit – und damit auch auf die Frage nach dem individuellen Wert für jeden von uns. Das Internet of Production, wie wir durchgängige Digitalisierung und Vernetzung von Maschinen und Anlagen innerhalb der Produktions- und Wertschöpfungskette bezeichnen, soll Unternehmen deshalb in einem positiven Sinne zu mehr Effizienz, Produktivität, Qualität und Wettbewerbsfähigkeit befähigen.

Gerne hätten wir mit den Besuchern unseres nunmehr 30. Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquiums (AWK) am 14. und 15. Mai 2020 diese Themen diskutiert und erfahren, wie sie sich in den kommenden Jahren mithilfe digitaler Technologien in dieser allgemeinen Wertediskussion zwischen Klimawandel, Energiewende und drohender globaler Rezession aufstellen wollen. Die Entwicklungen im Frühjahr 2020 rund um die Ausbreitung des Corona-Virus (SARS-CoV-2) haben uns jedoch dazu gezwungen die Veranstaltung im Hinblick auf die Sicherheit und Gesundheit der Teilnehmerinnen und Teilnehmer in das kommende Jahr zu verschieben.

Vielmehr noch: Mit den Auswirkungen des Corona-Virus, die viele produzierende Unternehmen treffen und die weltweite Wirtschaft nachhaltig beeinflussen werden, ergeben sich schon bald gänzlich neue Fragen rund um die Zukunft der Produktionstechnik. In die Vorbereitungen des geplanten AWK‘20 sind jedoch schon viele Stunden an Arbeit und Diskussionen unter hochkarätigen Experten geflossen, denn die Vortragsinhalte wurden von unseren Expertenteams seit dem Herbst des vergangenen Jahres in zwei vorbereitenden Treffen zusammengestellt und in stetiger elektronischer Kommunikation weiter ausgearbeitet.

Die Ergebnisse dieser fruchtbaren Zusammenarbeit möchten wir Ihnen nicht vorenthalten, denn sie betreffen die anspruchsvollen Aufgaben der Digitalisierung in den Unternehmen heute mehr denn je. Bereits in den vergangenen Monaten konnten wir lernen, wie wichtig digitale Technologien gerade jetzt für den unternehmerischen Alltag sind.

In diesem Tagungsband, den wir Ihnen – nicht zuletzt aufgrund der aktuellen Situation – erstmals elektronisch und in einer Open-Access-Ausgabe zur Verfügung stellen, geht es darum, wie produzierende Unternehmen durch bedarfsgerechte Datenerfassung und maschinelles Lernen zu schnellen, fehlerfreien Verbesserungen in der Serienproduktion gelangen. Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler sowie Fach- und Führungskräfte aus namhaften Unternehmen, die diesen Weg bereits gegangen sind, stellen in ihren Beiträgen Erfolgsbeispiele vor und benennen aus ihrer Sicht die Mehrwerte der umfassenden Vernetzung in der Produktion.

Bis zum nächsten Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium, das wir für den 10. und 11. Juni 2021 vorgesehen haben, werden sich diese Themen natürlich stetig weiterentwickeln. Deshalb wird es beim AWK’21 zusätzlich darum gehen, wie Unternehmen ihre Resilienz gegenüber Krisen stärken können, um innerhalb kurzer Zeit

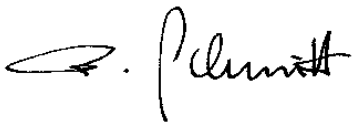
wieder rentabel wirtschaften zu können. Die inhaltliche Ausrichtung des AWK‘21 unter dem Motto „Internet of Production – Turning Data into Value“ bleibt also bestehen, jedoch mit einem aktualisierten und angepassten Vortragsprogramm sowie weiteren Schwerpunkten zu den Konsequenzen und Erfahrungen aus der aktuellen Krise.

Wir wünschen den Leserinnen und Lesern dieser Sonderausgabe des AWK-Tagungsbandes, dass sie mit ihren Unternehmen diesen mehr als ungewöhnlichen Stresstest gut und unbeschadet überstehen und vor allem gesund durch diese globale Krisensituation kommen. Und wir hoffen, dass Sie die vorliegenden Ansätze des Internet of Production bereits als wertvolle Werkzeuge für sich nutzen können. Das AWK‘21 wird im nächsten Jahr sicherlich umfassend auf die Erfolgsbeispiele und Innovationen eingehen, mit deren Hilfe Unternehmen diese Krise gemeistert haben.

Aachen, im Juli 2020

Thomas Bergs

Christian Brecher



Robert Schmitt

Günther Schuh

SESSION 1

ARCHITEKTUR EINER VERNETZTEN, ADAPTIVEN PRODUKTION

1 Architektur einer vernetzten, adaptiven Produktion

R. Schmitt, N. König, S. Jung, M. Peterek

Gliederung

1 Einleitung 6

2 Anforderungen der Produktion an Vernetzung und Adaptivität 7
2.1 Universelle Konnektivität – „Connect Everything“ 7
2.2 Datenintegrität 10
2.3 Souveränität 12

3 Architektur für die vernetzte, adaptive Produktion 13
3.1 Standortübergreifende Vernetzung 14
3.2 Dynamische Vernetzung 15
3.3 Plattformen für die unternehmensübergreifende Vernetzung 17

4 Ausblick 18

Kurzfassung

Architektur einer vernetzten, adaptiven Produktion

Die Vision einer vernetzten adaptiven Produktion gelingt nur über eine leistungsfähige Infrastruktur. Was sind die Leistungsmerkmale einer solchen Infrastruktur und wie sieht eine skalierbare Umsetzung im Produktionsumfeld aus? Welche Bausteine ermöglichen die echtzeitfähige Bereitstellung von Information entlang der gesamte Prozesskette und können auch ohne bedeutende Mehrkosten in die Produktion integriert werden? Das Internet of Production ist der Rahmen für eine solche durchgängige, sichere und leistungsfähige Architektur. Die Integrität, Souveränität und Echtzeitfähigkeit der erhobenen Daten ist dabei notwendige Bedingung für die Nutzbarmachung in der Produktion.

Abstract

Architecture of a Networked Adaptive Production

The vision of a networked adaptive production can only succeed with a high-performance infrastructure. What are the performance characteristics of such an infrastructure and what does a scalable implementation in the production environment look like? Which building blocks enable the real-time provision of information along the entire process chain and can be integrated into production without significant additional costs? The Internet of Production is the framework for such an integrated, secure and powerful architecture. The integrity, sovereignty and real-time capability of the collected data is a necessary condition for the utilization in production.

1 Einleitung

Die wirtschaftliche Situation in Deutschland ist maßgeblich auf die Stärke der produzierenden Industrie zurückzuführen. Sie schafft wertschöpfende Arbeitsplätze und Produkte, die höchsten Qualitätsanforderungen genügen. Dabei sehen Unternehmen die Digitalisierung zunehmend als Chance [1] – durch die Sammlung und Verwertung von Produktions- und Produktdaten über den gesamten Produktlebenszyklus lassen sich Produktivitätssprünge erzielen oder gleich gänzlich neue datenbasierte Geschäftsmodelle anbieten. Diese Datenmenge wird bis 2025 auf 79,4 Billionen Gigabyte anwachsen [2], birgt bei Datenverlust jedoch ein Risiko des Know-how-Abflusses oder bei Manipulation gar die Nichterfüllung von Kunden-, Qualitäts- oder Gesetzesanforderungen. Die große Datenmenge dem Wertschöpfungsnetzwerk sicher bereitzustellen, um auf deren Basis die Produktivität zu erhöhen, ist ein kritischer Faktor für die Zukunftsfähigkeit von Unternehmen.

Dies macht deutlich, dass die größtmögliche Realisierung von Potenzialen der Digitalisierung unabdingbar ist, um im Wettbewerb produzierender Unternehmen auf globalen Märkten dauerhaft eine Vorreiterrolle einnehmen zu können. Aufgrund steigender Komplexität in den Produktionsabläufen steigt die Anzahl der immanenten Wechselwirkungen einzelner Prozesse immer stärker an. Darüber hinaus führt die steigende Individualisierung der Produkte zu einer deutlichen Erhöhung der Prozessvarianz. Die konsequente Nutzung des Wissens, welches in den exponentiell ansteigenden Datenmengen steckt, verfügt dabei über eine starke Hebelwirkung zur kontinuierlichen *Verbesserung der produkt- und prozessbezogenen Qualität*. Anstatt einer reinen Beurteilung anhand der Prozessdaten können auch vorhandene Informationen über Zwischenerzeugnisse und individuelle Baugruppen berücksichtigt werden. Gleichzeitig kann so durch eine qualitätsgetriebene Optimierung des Ressourceneinsatzes den stetig zunehmenden Nachhaltigkeitsforderungen aus Bevölkerung und Politik begegnet werden. Der rasante *Anstieg an Datenverfügbarkeit* liegt zum einen an einer immer stärkeren Vernetzung von Lieferanten, Produzenten und Kunden, zum anderen an der Nutzung einer steigenden Anzahl unterschiedlicher Informationskanäle von integrierter Sensorik bis zu online Produktreviews.

Ziel ist dabei immer einen sehr konzentrierten und bewussten Umgang mit den Themen der Vernetzung und Digitalisierung zu ermöglichen. Jedoch ist die Vernetzung kein Selbstzweck, sondern soll im Sinne des Internet of Production (IoP) einen direkten Mehrwert für die Produktion bedeuten. Letzterer entsteht durch eine durchgängige Nutzung der verfügbaren Daten – Turning Data into Value.

In diesem Beitrag liegt der Fokus an der notwendigen Infrastruktur, die eine solche Nutzung erst ermöglicht. Es sollen Möglichkeiten aufgezeigt werden, die bereits jetzt einsetzbar und integrierbar sind. Die Kommunikation erfolgt dabei in der Regel in verteilten Kommunikationsnetzwerken. Eine Infrastruktur im Sinne des IoP berücksichtigt dabei funktionale, physikalische und konzeptionelle Perspektiven des Digitalen Schattens [3] in der Produktion. Die physische Infrastruktur unterstützt die verteilten Multi-Agent-Modellausführungen und Datenflüsse mit hoher Leistung, Zuverlässigkeit und Sicherheit in verteilten Kommunikationsnetzen. Darüber hinaus muss die Infrastruktur den Digitalen Schatten als Wissensdiagramm heterogener Datenspeicher und Agenten konsistent verwalten, formale Zuordnungen zwischen ihnen ermöglichen und Code für eine effiziente Datenintegration und einen effizienten Datenaustausch generieren. Die angestrebte Infrastruktur schafft eine neuartige Kombination von datengesteuerten Lernalgorithmen und physikalischen oder Simulationsmodellen, um über den Digitalen Schatten große Datenmengen in Instanzen und formale Modelle zu verwandeln, die

zusammen mit Kontextänderungen wiederum neue Daten erzeugen. Aber auch die dabei entstehenden Herausforderungen, wie Datenintegrität und Datensouveränität, sollen beleuchtet werden.

2 Anforderungen der Produktion an Vernetzung und Adaptivität

Grundlage der vernetzten, adaptiven Produktion bildet die vollständige Vernetzung von Maschinen, Produkten und Menschen mittels Software zu einem cyber-physischen Produktionssystem [4]. Dafür sind unterschiedliche Wertschöpfungsglieder einzbinden. Für eine mögliche Skalierung des Ansatzes auf die gesamte Wertschöpfungskette, die alle Phasen des Produktlebenszyklus abbildet, d.h. von der Idee über die Entwicklung, Fertigung, Nutzung, Wartung bis zum Recycling, ist eine einfache und schnelle Einbindung vieler unterschiedlicher Teilnehmer wie Produktionsmaschinen, Datenbanken und IT-Systeme notwendig. Als Ideal werden daher Technologien angestrebt, die eine *universelle Konnektivität* bieten.

Mitunter ist ein Datenaustausch zwischen mehreren Unternehmen mit einer dezentralen Datenspeicherung erforderlich. Hierdurch wird der Produktstatus in allen Phasen transparent und rückverfolgbar. Die transparente Rückverfolgung bietet im Produktschadensfall die bestmögliche Versicherung der Wertschöpfungspartner gegen Regressforderungen und Reputationsverluste. Die Vernetzung von Wertschöpfungsketten und die dezentrale Verfügbarkeit von Daten aller Partner ist somit Treiber für die Wettbewerbsfähigkeit.

Die grundlegende Forderung nach Vernetzung muss jedoch einhergehen mit der Gewährleistung der Sicherheit von Daten, wobei deren Austausch durch Verschlüsselung gegen unbefugten Zugriff und Nutzerberechtigungen sichergestellt werden muss. Insbesondere die Manipulationssicherheit der Daten zum Qualitätsnachweis ist innerhalb der Wertschöpfungskette in Form einer Echtheitsprüfung essentiell. Zusammenfassend leiten sich verschiedene Handlungsfelder ab, die im Folgenden beschrieben werden.

2.1 Universelle Konnektivität – „Connect Everything“

Die oben genannte Forderung, die verschiedenen Glieder der Wertschöpfung vollständig zu vernetzen, stellt Unternehmen vor die Herausforderung, Daten in einem heterogenen Ressourcennetzwerk zwischen unterschiedlichen Endpunkten über verschiedene Schnittstellen und in verschiedenen Protokollen zu übertragen. Die Forderung nach einer einfachen und schnellen Einbindung ist diametral hierzu, bedeutet sie doch in Konsequenz die Komplexität in der Auswahl aus den vielzähligen Optionen stark zu reduzieren.

Eine *universelle Konnektivität* soll dagegen auf eine geringstmögliche Auswahl an Übertragungstechnologien zurückgreifen können, ohne dass die jeweilige Applikation an Leistungsfähigkeit einbüßt. Eine Auswahl kann an Hand der folgenden Kriterien getroffen werden:

- *Mobilität* – Fähigkeit, Daten von bzw. zu mobilen Gütern über weite Flächen zu übertragen, z.B. mobile und sensorgestützte Roboter, kabellose Sensoren, autonome Förderzeuge (AGV).
- *Echtzeitfähigkeit* – Möglichkeit der Synchronisation von Endgeräten sowie Übertragungsraten und Datentransferintervalle im Bereich weniger Millisekunden, um damit eine Konnektivität bis in die Feldbusebene zu ermöglichen.

- *Übertragungsbandbreite* – Vermögen, Daten mit Übertragungsraten bis in den einstelligen GBit/s Bereich je Endgerät zu übertragen.
- *Skalierbarkeit* – Vermögen, die oben genannten Eigenschaften für mehrere Endgeräte gleichzeitig zur Verfügung zu stellen.

Eine besondere Bedeutung kommt der echtzeitfähigen Kommunikation zu. Bislang ist diese primär auf die Feldbusebene beschränkt. Eine umfängliche Nutzung der Daten aus dieser Ebene, d.h. die Erfassung, Aggregation und Verarbeitung der Daten sowie die Rückkopplung in die Wertschöpfungskette bis in die Feldebene, setzt voraus, dass die Echtzeitfähigkeit der Datenübertragung in allen Ebenen gewährleistet ist.

Tabelle 1: Bewertung verschiedener Technologien für die Konnektivität

Kriterium	**WLAN**	**Bluetooth**	**ZigBee**	**5G**	**Ethernet**
Mobilität	**+**	**o**	**o**	**+**	**—**
Echtzeitfähigkeit	**—**	**o**	**—**	**+**	**+**
Übertragungsbandbreite	**o**	**—**	**—**	**+**	**+**
Skalierbarkeit	**o**	**—**	**o**	**+**	**+**

Tabelle 1 zeigt eine qualitative Bewertung verschiedener Konnektivitätslösungen in Bezug auf die oben angeführten Kriterien. WLAN erfüllt die Anforderungen hinsichtlich Mobilität im industriellen Kontext. Über eine entsprechende Anzahl an WLAN Access Points lässt sich prinzipiell ein WLAN-Netz für eine gesamte Produktionshalle aufspannen. Es gibt eine Vielzahl an kostengünstigen Sende-Empfangsmodulen für die Integration in die Produktionsausrüstung. Da WLAN im unlizenzierten Spektrum betrieben wird, ist es herausfordernd, eine robuste und performante Konnektivität zu erreichen. WLAN-Netze sind typischerweise bandbreitenoptimiert, das heißt, dass die zur Verfügung stehende Bandbreite auf alle Teilnehmer aufgeteilt wird. Dies und die Tatsache, dass ein Betrieb im unlizenzierten Spektrum anfällig für Störungen ist, legen den Schluss nahe, dass eine Echtzeitfähigkeit mit niedriger und reproduzierbarer Latenz mit WLAN schwer zu realisieren ist. Zwar lassen sich seit Einführung von Technologien gemäß des IEEE 802.11ac Standards Übertragungsraten von bis zu 1,3 GBit/s erreichen, jedoch werden diese auf alle Teilnehmer aufgeteilt. Auf Grund der hier genannten Eigenschaften ist insbesondere die robuste, echtzeitfähige Übertragungseigenschaft für WLAN kritisch zu sehen.

Bluetooth verfügt auf Grund der vergleichsweise geringen Reichweite von mehreren 10 m sowie der vorwiegenden Nutzung im Peer-to-Peer Verfahren mit nur wenigen Teilnehmern über eine begrenzte Mobilitätseignung. Auf Grund der geringen Anzahl an verbundenen Endgeräten lassen sich über Bluetooth vergleichsweise geringe, reproduzierbare Übertragungslatenzen von bis zu 2 ms erreichen. Auch hier gilt wie bereits für WLAN, dass die Übertragung in einem unlizenzierten Spektrum stattfindet und generell störanfällig ist. Als Übertragungsbandbreiten werden bis zu 2 Mbit/s angegeben, was für zahlreiche Anwendungen nicht ausreichend ist. Ein großer Schwachpunkt von Bluetooth ist die mangelnde Skalierbarkeit. Es lassen sich keine Netze mit einer größeren Anzahl an Teilnehmern wie z.B. Sensornetzwerke realisieren, weshalb es als universelle Konnektivitätslösung ausscheidet.

Ähnliche Eigenschaften wie Bluetooth besitzt ZigBee, welches von der Skalierbarkeit jedoch besser ist, da es sich als Mesh verbindet und damit generell mehr Teilnehmer integrieren kann. Nachteilig ist die geringe Übertragungsbandbreite von max. 250 kBit/s sowie die höhere Latenz im zweistelligen ms-Bereich.

5G dagegen unterscheidet sich von den anderen drahtlosen Verbindungstechnologien dadurch, dass die Übertragung im lizenzierten Spektrum erfolgt und damit deutlich weniger störanfällig ist als die vielen Verfahren, die im unlizenzierten Frequenzbereich von 2,4 GHz übertragen. 5G lässt in der sogenannten Ultra-Reliable Low Latency Communication (URLLC) Latenzen im einstelligen ms-Bereich zu. Eine weitere Ausprägung ist die sogenannte Enhanced Mobile Broadband (eMBB) Übertragung, die dafür sorgt, dass mit bis zu 10 GBit/s genügend Kapazitäten zur Verfügung stehen. Ebenso ist es möglich, die genannten Bedingungen für eine große Anzahl an Teilnehmern zu garantieren und damit die Konnektivitätslösung im industriellen Umfeld für ein Unternehmen leicht zu skalieren. Die Möglichkeit in Zukunft ein Time Sensitive Network (TSN) [5] über 5G zu realisieren eröffnet mit einer synchronisierten Datenübertragung das Potenzial, Sensordaten mit einem Zeitstempel zu versehen oder Steuerungsaufgaben in eine Cloud auszulagern.

Ethernet hat sich als Standard in der drahtgebundenen Kommunikation etabliert. Über eine zeitgemäße Netzwerkinfrastruktur sind die Anforderungen hinsichtlich der Übertragungsbandbreite mit 1 GBit/s über Kupferleitungen und der Teilnehmerzahl leicht skalierbar. TSN wird auch für Ethernet umgesetzt, so dass mit Hilfe der Precision Time Protocol (PTP) die Echtzeitfähigkeit gelöst werden kann. Erste Produkte hierfür sind auf dem Markt erhältlich. Die Konnektivität für mobile Anwendungen kann wegen der Kabelverbindung selbstverständlich nicht gewährleistet werden.

Die Analyse zeigt, dass der Wunsch einer universellen Konnektivität durch eine Kombination von Ethernet für die kabelgebundene Infrastruktur (Server, stationäre Produktionsausrüstung) sowie 5G für die mobile Produktionsausrüstung erreicht werden. Wie eine solche Architektur aussehen kann, zeigt Bild 1. Verschiedene kabellose Sensoren mit 5G-Übertragung befinden sich an unterschiedlichen Messorten in der Produktion, z.B. Körperschall-, Beschleunigungs- oder Kraftsensoren auf Werkstücken zur Prozessüberwachung, Schwingungssensoren oder Mikrofone in Werkzeugmaschinen zur Zustandsüberwachung oder verteilte Sensoren für Temperatur oder Luftfeuchte zur Überwachung der Infrastruktur. Die verschiedenen Sensoren übertragen Messdaten und empfangen Konfigurationsdaten, zum Beispiel zur Bestimmung der Messfrequenz oder Ein/Aus, drahtlos mittels 5G. Die Daten werden an der 5G-Basisstation beziehungsweise dem 5G-Core per Local Breakout über Ethernet in die Produktions-IT gekoppelt. Hier können Sie beispielsweise in einer Factory Cloud, einer on-premise edge-cloud Lösung, in verschiedenen virtuellen Maschinen verarbeitet werden. Die Werkzeugmaschine kann über verschiedene hardware- oder softwarebasierte Monitoring-Möglichkeiten ihren jeweiligen Bearbeitungszustand, unter anderem Achskoordinaten oder Spindeldrehzahlen, als Datenstrom übermitteln. Die Datenströme der Sensoren und Maschinen können in der Factory Cloud zentral zusammengeführt und ausgewertet werden. Die Prozessdokumentation kann als Digitaler Zwilling in Datenbanken abgelegt werden und steht für weitere Auswertungen zur Verfügung. Prozesseingriffe und Prozessregelungen können von der Factory Cloud drahtgebunden über Machine-to-Machine (M2M) Kommunikation zur Werkzeugmaschine übertragen werden. Weitere Informationen sind im Deliverable 3.2 des EU-Projekts „5G-SMART“ zu finden [6]. Im Falle einer Regelung ist in jedem Fall eine Echtzeitfähigkeit aller Kommunikationskanäle inklusive der Factory Cloud notwendig.

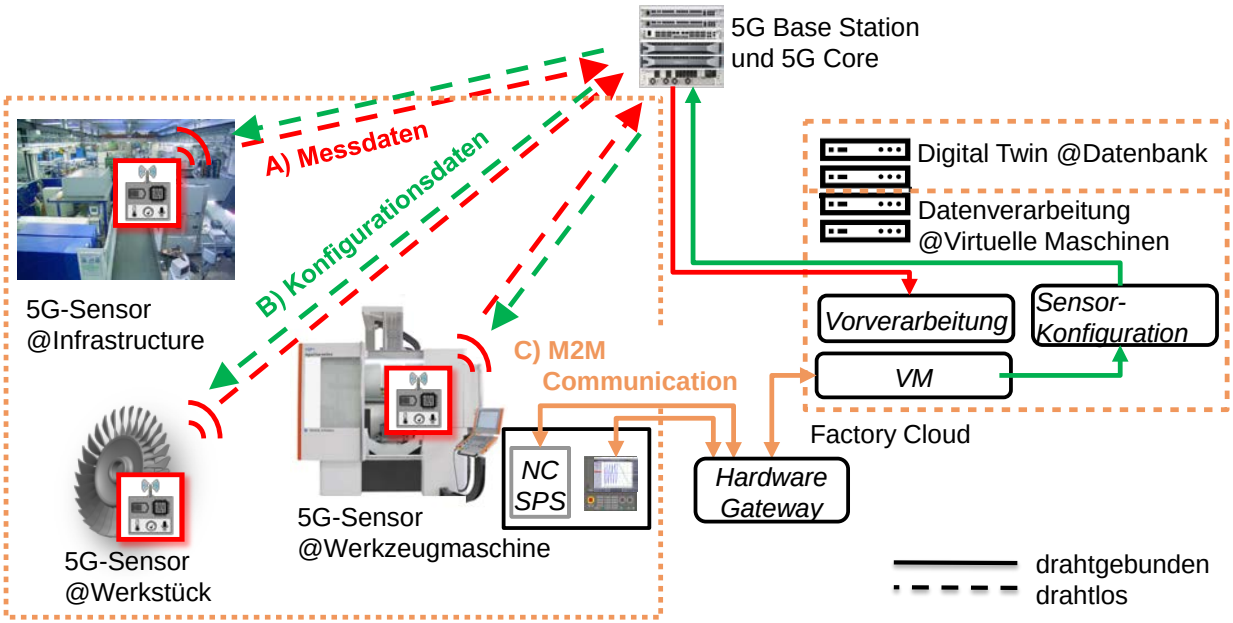


Bild 1: Architektur für ein 5G-basiertes Prozess- und Zustandsmonitoring (nach [6])

Potenziell kann die Konnektivität über 5G auch für nicht-mobile Anwendungen sinnvoll sein, etwa wenn die Datenraten über 1 GBit/s liegen oder eine Verlegung zusätzlicher Ethernet-Verbindungen wirtschaftlich nicht sinnvoll ist.

Neben der reinen Datenverfügbarkeit gilt es noch zwei weitere klassischen Ziele der Informationssicherheit zu betrachten – die Datenintegrität und die Datensouveränität.

2.2 Datenintegrität

Durch diese neu entstandene, durchgehende Konnektivität werden die Verfügbarkeit und Nutzung von Daten für Unternehmen somit immer einfacher. Vernetzte Produktionsressourcen produzieren laufend Daten und die neu entstandene IT-Infrastruktur ist in der Lage, Daten automatisiert und effizient zu speichern, zu verarbeiten und zu nutzen.

Mit dieser zunehmenden Vernetzung und Verfügbarkeit von Daten ergeben sich immer neue Herausforderungen in Bezug auf die Zuverlässigkeit und Vertrauenswürdigkeit von Daten – die sogenannte *Datenintegrität* (siehe Bild 2). Sendet zum Beispiel eine Person, in dem Fall Alice, ein Datenpaket zu ihrem Kollegen Bob, beschreibt die Datenintegrität die Korrektheit, Vollständigkeit und Konsistenz der Daten, sodass sichergestellt ist, dass Mallet die Daten nicht verändert hat. Dies wird insbesondere dann relevant, wenn sich Entscheidungen in Bezug auf das Geschäft oder die Produktion in zunehmendem Maße auf Daten stützen. So geben laut Aussage des Bundesamts für Sicherheit in der Informationstechnik 87% der Betroffenen an, dass Cyber-Angriffe erhebliche Konsequenzen für den Betriebsablauf verursachten [7]. Aus diesem Grund muss sichergestellt sein, dass die zugrundeliegenden Daten korrekt sind. Kann eine Veränderung oder Beschädigung der Daten nicht verhindert werden, so muss dies mindestens erkannt werden. Folgende Begriffe sind im Kontext der Datenintegrität wichtig:

- Richtigkeit des Inhaltes – korrekte Abbildung von realen Sachverhalten.
- Unveränderter Zustand – Daten werden bei einer Übertragung unverändert zugestellt und durch Systeme bei einer Verwendung nicht verändert.

- Erkennung von Modifikation – unterwünschte Modifikationen werden erkannt.
- Zeitliche Korrektheit – relevante Bedingungen wie Reihenfolge oder Verzögerungen werden eingehalten.
- Sicherstellung regulatorischer Vorgaben – Einhaltung der DSGVO und Datensicherheit.

Somit unterscheidet sich die Datenintegrität von der Datensicherheit in der Zielstellung – die Datensicherheit bezieht sich auf den Schutz von Daten und der Minimierung des Risikos eines Datenverlustes, wobei die Datenintegrität sich auf die Vertrauenswürdigkeit von Daten bezieht.

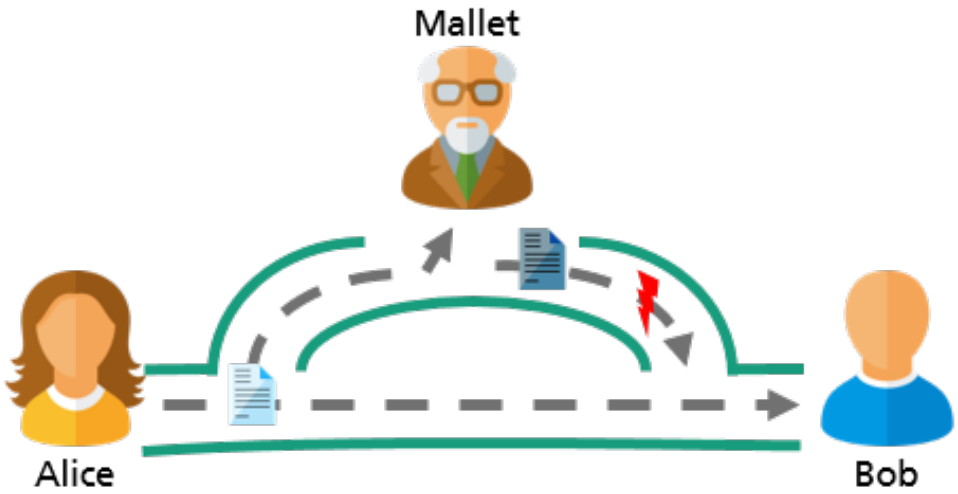


Bild 2: Schaubild der Datenintegrität

Die Datenintegrität umfasst somit Maßnahmen, Daten während deren gesamter Lebensdauer vor unautorisierter Veränderung zu schützen. Besonders im öffentlichen Fokus gewinnt das Thema häufig im Zusammenhang mit kriminellen Risiken an Aufmerksamkeit, welche z.B. unautorisierte Angriffe oder Datendiebstahl umfasst. Dabei Zielen solche Angriffe darauf ab, Daten zu verändern oder zu beschädigen, um Unternehmensprozesse zu manipulieren oder stillzulegen. Dabei können Gefahren für die Datenintegrität sehr vielschichtig sein und sich neben böswilligen Handlungen ebenfalls auf menschliches Versagen und auf technische Fehler beziehen.

- Menschliche Fehler – Informationen können durch Mitarbeiter beabsichtigt oder unbeabsichtigt falsch erfasst oder gelöscht werden.
- Übertragungsfehler - werden Daten zwischen Systemen transferiert, so können Daten beabsichtigt oder unbeabsichtigt verloren oder verändert werden.
- Kriminelle Handlungen – Unautorisierte Zugriffe auf Daten mit dem Ziel diese bewusst zu manipulieren oder zu entwenden.
- Technische Fehler – sind essentielle Infrastrukturkomponenten defekt, wie z.B. Netzwerkkomponenten, Serverhardware oder Softwaresysteme, können Daten falsch oder unvollständig sein.

Die Hauptaspekte der Datenintegrität sind somit hauptsächlich die Nachvollziehbarkeit und Transparenz. Im Sinne der Datenintegrität gilt es demnach, geeignete Maßnahmen mit Hilfe von geeigneten Systemen, Prozessen und Standards zu entwickeln, um das Risiko von Gefahrenquellen zu minimieren oder komplett auszuschließen. Die besondere

Herausforderung hierbei ist die flächendeckende Auswirkung auf globaler Ebene auf Grund der allgegenwärtigen Vernetzung. Unternehmen und Systemhersteller werden in Zukunft noch enger zusammenarbeiten und vorliegende Abhängigkeiten identifizieren und auflösen müssen. Eine technisch gelungene aber dafür mit heterogenen Systemen, wie sie in der Industrie häufig historisch gewachsen sind, inkompatible Lösung, liefert an der Stelle keinen Mehrwert. Die Herausforderung hierbei ist, den Aspekt der Datenintegrität ausreichend zu beleuchten, den Fortschritt jedoch nicht zu hemmen oder zu verlangsamen.

2.3 Souveränität

Gemäß einer Studie von PwC [8] äußern 59% von 200 befragten Führungskräften deutscher Unternehmen, dass sie Angst haben, die Kontrolle über die eigenen Daten zu verlieren. Dies ist verbunden mit Bedenken, wertvolle Daten und Geschäftsgeheimnisse zu verlieren, bei 57% der Befragten. Fehlende Möglichkeiten, diesen Bedenken organisatorisch, technisch und regulatorisch zu begegnen, können somit als Hindernis für die Digitalisierung in Unternehmen gesehen werden. Neben den Aspekten Sicherheit und Vertrauen ist auch die *Datensouveränität* zu adressieren, auf welche im Folgenden näher eingegangen wird.

Die Datensouveränität ist zu verstehen als die Hoheit eines Dateneigners über die Nutzung der eigenen Daten souverän und exklusiv zu entscheiden. Exklusivität bedeutet in diesem Zusammenhang, dass die Zuständigkeit dieser Entscheidung eindeutig ist (siehe Bild 3). Eine Datensouveränität versetzt Unternehmen somit in die Lage, die Verarbeitung und Nutzung der Daten proaktiv steuern zu können. Dies ist genau genommen unabhängig von den Fragen des Datenschutzes und der Integrität, jedoch profitiert die Souveränität von der Gewissheit, dass die Daten korrekt und vor unbefugtem Zugriff geschützt sind. Als Beispiel ist die Monetarisierung von Daten genannt, welche ein Unternehmen souverän umsetzen kann, wenn es sicherstellen kann, dass die Daten beim Kunden korrekt und unversehrt ankommen, insbesondere, wenn daran Haftungsfragen geknüpft sind. Damit ist ebenfalls verbunden, dass der Ort der Speicherung und der Verarbeitung der Daten zu allen Zeiten bekannt ist, genauso wie die Möglichkeit, die Löschung der Daten zu kontrollieren.

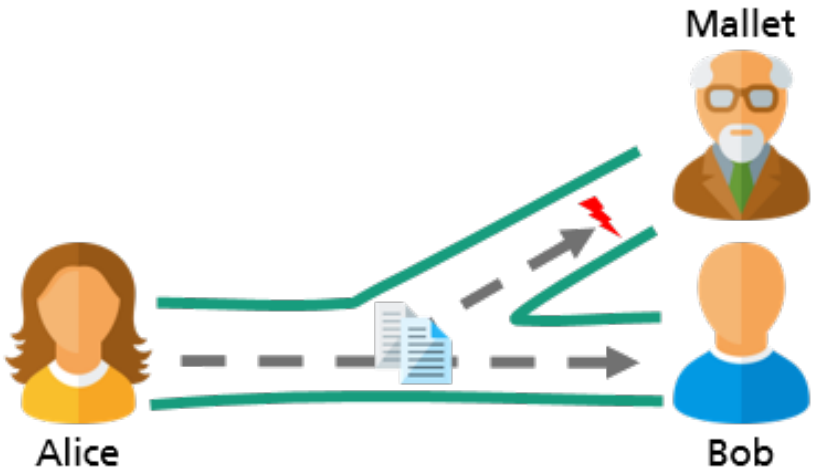


Bild 3: Schaubild der Datensouveränität

Die DSGVO liefert die rechtliche Grundlage für eine Datensouveränität, wenngleich sie primär auf die Verarbeitung persönlicher Daten abzielt. Während eine Verordnung einen Standard auf der rechtlichen Seite setzt, braucht es auch auf der technischen Seite einen

Standard für den Austausch von Unternehmensdaten. Hier setzt die International Data Spaces (IDS) Association mit seinen mehr als 100 Mitgliedern an. Im Rahmen mehrere Projekte wurde ein Referenzarchitekturmodell geschaffen, welches den Datenaustausch zwischen Datengeber und Datennutzer und die dafür nötigen Konnektoren sowie Zertifizierung, Verschlüsselung, Datenstruktur bis hin zur Übermittlung des Nutzungsvertrags für die Daten spezifiziert [9].

Neben der Spezifizierung ist auch das Schaffen eines Datenraums sehr wichtig, um das Konzept der Souveränität auch als digitale Souveränität zu begreifen, welche die dafür notwendige Infrastruktur mit einbezieht. Das Projekt GAIA-X schafft die Randbedingungen für einen solchen Datenraum auf europäischer Ebene und bringt Datengeber und -nutzer mit Anbietern für Cloud- und Edge-Cloud-Lösungen zusammen. Über die Vernetzung dezentraler Infrastrukturdienste hin zu einem homogenen, nutzerfreundlichen System haben auch Unternehmen die Chance, sich mit der GAIA-X Infrastruktur zu verbinden und ihre Daten abzulegen und zu teilen.

Beide Initiativen, International Data Spaces und GAIA-X, tragen zur Sicherheit und Souveränität einer europäischen Plattformökonomie du Wettbewerbsposition bei.

3 Architektur für die vernetzte, adaptive Produktion

Auf Grund der zunehmenden Spezialisierung von Unternehmen und der damit einhergehenden Fragmentierung von Prozessketten hat die Konnektivität dabei längst die Grenzen der Produktion überwunden und eine standortübergreifende Vernetzung gewinnt zunehmend an Bedeutung (siehe Bild 4). Dies stellt insbesondere neue Anforderungen an *einheitliche Kommunikations- und Datenkonzepte* als auch eine *leistungsfähige Ende-zu-Ende Infrastruktur*. So ergeben sich im Zuge der Digitalisierung unter anderem Problemstellungen wie Echtzeitfähigkeit zwischen den Netzwerkknoten verschiedener Standorte, eine effiziente und skalierbare Handhabe und Verarbeitung der erzeugten Datenmenge für Big Data Anwendungen und vor allem ein sicherer Zugriff und Austausch bei transparenten Mehrparteiennetzwerken.

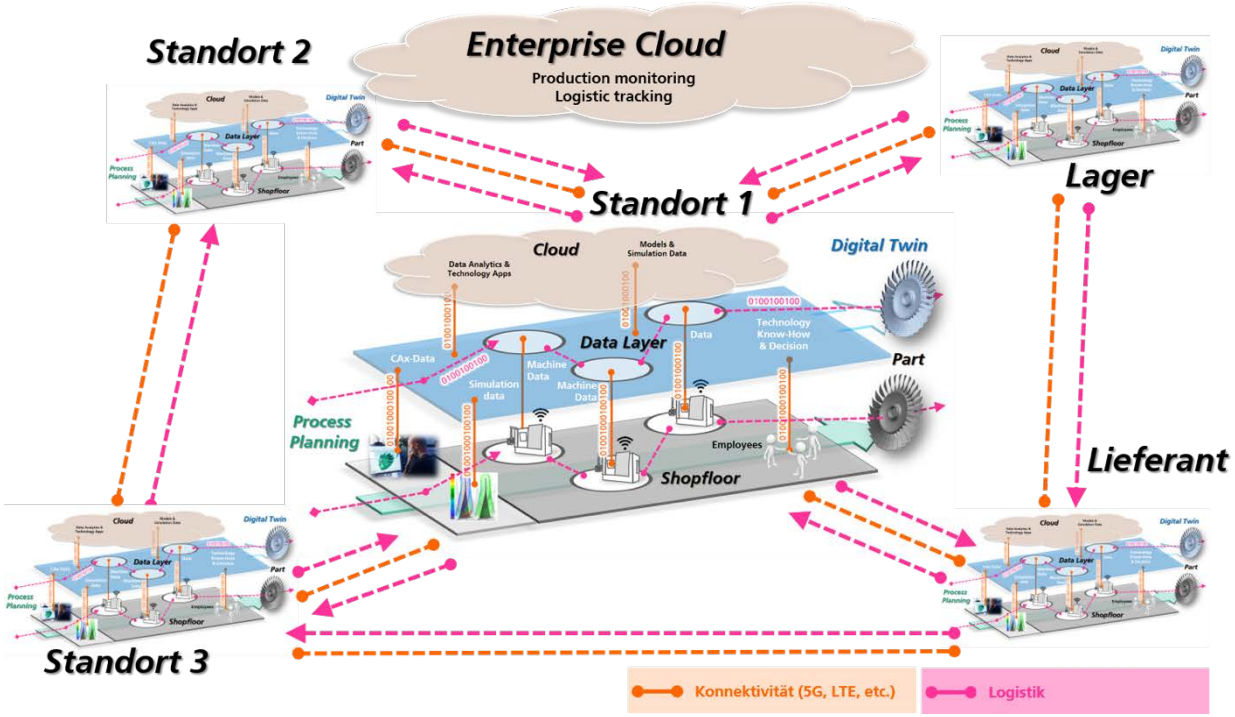


Bild 4: Architektur einer durchgängigen, standortübergreifenden Vernetzung

3.1 Standortübergreifende Vernetzung

Oberstes Ziel der Produktion ist stets die Herstellung eines Bauteils unter Einhaltung aller vorgegebenen Toleranzen. Daher ist es wichtig, alle Daten aufzuzeichnen, die Hinweise auf die Entwicklung des Bauteilzustands entlang der Prozesskette geben können. Durch Sensoren in der Fertigungsmaschine lassen sich zum Beispiel wertvolle Informationen über Vibrationen, Bearbeitungskräfte und Prozesstemperaturen gewinnen, an denen der Anwender sehen kann, ob eine Toleranzverletzung droht oder nicht. Die Voraussetzung dafür ist die vollständige Vernetzung der Maschinen, Sensoren, Simulationstools und Datenbanken mit der Historie der gefertigten Bauteile. Daher müssen produzierende Unternehmen in der heutigen Zeit praktisch in zwei Welten agieren – in einer realen, in der mit Bauteilen, Werkzeugen und Maschinen umgegangen werden muss und getrennt davon in einer virtuellen Welt, in der Prozess- und Bauteildaten zu verwalten sind.

Disruptive Technologien versprechen hier eine Lösung für eine *durchgängige Ende-zu-Ende Konnektivität*. Auf lokaler Ebene hat sich zunehmen der Bedarf nach drahtloser Kommunikation aufgetan, um eine leichte Nachrüstbarkeit ohne Umbau der vorhandenen Infrastruktur zu erreichen oder um prozessintegrierte oder mobile Sensorik mit in das Produktionsnetzwerk integrieren zu können. Dabei lässt sich unterscheiden zwischen sehr lokalen Verbindungsmöglichkeiten, wie zum Beispiel Bluetooth oder ZigBee, und flächendeckenden Lösungen, wie zum Beispiel 5G und WLAN. Der Vorteil ist jeweils zugleich auch Nachteil – lokale Ansätze brauchen keine aufwändige Infrastruktur und lassen sich unabhängig temporär oder lokal einsetzen, flächendeckende Lösungen lassen dafür einheitlich und zentral verwalten, wodurch eine Fehleranfälligkeit und gegenseitige Störungen vermieden werden. Auch zwischen den Technologien gibt es deutliche Leistungsunterschiede, sodass pro Anwendungsfall individuell zu untersuchen ist, welche Lösung in dem Fall technisch als auch wirtschaftlich am besten geeignet ist. Insbesondere 5G hat sich dabei, wie bereits in Kap. 2.1 beschrieben, als Allround-Lösung herauskristallisiert, da es mit den geringen Latenzen und hohen Datenraten allen industriellen Anwendungen gerecht wird und die einzige Technologie ist, bei der das

Frequenzspektrum reguliert und damit kontrollierbar ist. Somit ist es gerade für die Summe an verschiedensten Anwendungsfälle geeignet und lohnenswert. Im Zusammenspiel mit verschiedenen Netzwerken und verteilten Datenquellen sorgen dann Ansätze wie Time Sensitive Networking (TSN) für die Einhaltung von harten Anforderungen an eine Maschinenkommunikation wie Echtzeitfähigkeit und erlauben das weitere Aufbrechen von lokalen Anwendungen hin zu globalen und verteilen Netzwerken.

Aufbauend auf der reinen Konnektivität gibt es eine Reihe verschiedener *Schnittstellen und Kommunikationsprotokolle*, wie zum Beispiel Modbus, MQTT, MT-Connect, Umati oder OPC-UA. Entwickelt für verschiedene Einsatzzwecke ist stets die Intention, Daten möglichst einheitlich zu verpacken und zu versenden. Für eine gegenseitige Kommunikation müssen dafür beide Seiten das selbe Protokoll sprechen. Ähnlich wie die verschiedenen Konnektivitätstechnologien haben auch die Kommunikationsprotokolle individuelle Leistungseigenschaften und müssen für jeden Anwendungsfall untersucht werden.

Generell zeichnet sich jedoch der Trend ab, für eine standardisierte und autonome Kommunikation zwischen Maschinen und Software Protokolle einzusetzen, die neben den reinen Daten ebenfalls die semantische Struktur übertragen, um die Daten global und maschinenlesbar verständlich zu machen. Auch hier basiert dies jedoch darauf, dass alle Teilnehmer sich über die verwendete Semantik einig sind, wie z.B. bei der Sensor Markup Language (SenML) [10]. Gerade im Hinblick auf branchenübergreifende Prozessketten ist diesbezüglich noch akuter Entwicklungsbedarf. Dazu kommt, dass im Zweifel solche Protokolle den Nachteil haben, auf Grund des übertragenen Overheads deutliche Performanceeinbußen vorzuweisen, weswegen häufig für Anwendungen mit hohen Leistungsanforderungen, wie zum Beispiel bei der Prozessüberwachung oder der Maschinenregelung, noch deutlich primitivere Protokolle zur Anwendung kommen, was eine Plug & Play Fähigkeit verhindert oder erschwert. Auch hier ist noch Nachholbedarf für echtzeitfähige und leistungsstarke Kommunikationsprotokolle oder Implementierungen.

3.2 Dynamische Vernetzung

Dynamische Prozesse und eine schwankende Nachfrage verlangen heutzutage sich schnell ändernde und erweiterbare Produktionssysteme. Gerade für die IT-Infrastruktur bedeutet dies ein Höchstmaß an *Flexibilität und Skalierbarkeit – S*oftware, Hardware oder ganz neue Technologien müssen in immer häufigeren Abständen eingebunden oder ausgetauscht werden und Anwendungen müssen heutzutage nach Bedarf gestartet oder erweitert werden. Cloudsysteme boten hier schon frühzeitig einen Ansatz, um nicht nur schnell und *dynamisch Speicher- und Rechenkapazität* auszulagern, sondern ebenfalls um besonders kleinen und mittelständischen Unternehmen eine wirtschaftliche Lösung zu bieten. Ermöglicht wurde dies vor allem durch den enormen Ausbau der Netzwerkbandbreite in den 90er Jahren. Eine Cloud ist in der Regel ein zentral verwaltetes Rechenzentrum, bei dem virtuelle Ressourcen an verschiedene Kunden vermietet werden und von diesen in die lokale IT-Infrastruktur eingebunden werden können. Somit wird die reine Verwaltung der Hardware ausgelagert und es müssen lokal keine größen Kapazitäten für Spannungsspitzen vorgehalten werden. Bei Bedarf lassen sich einfach weitere Ressourcen hinzubuchen oder pausieren. Hier lassen sich zwei grundlegende Ansätze unterscheiden: beim Scale-Up wird eine Skalierbarkeit über eine Vergrößerung der genutzten Ressourcen erreicht, beispielweise über die Verwendung einer größeren virtuellen Maschine, beim Scale-Out werden weitere, gleiche Instanzen der Anwendung auf zusätzliche Ressourcen verteilt, um die Last zu verteilen. In diesem Zusammenhang haben sich verschiedene Dienstleistungskonzepte etabliert: stellt eine

Cloud lediglich Hardwareinfrastruktur für den Betrieb eigener Softwaresysteme bereit, so spricht man von IaaS (Infrastructure as a Service), umfasst die Dienstleistung zusätzlich Betriebssysteme und Laufzeitumgebungen, so spricht man von PaaS (Platform as a Service) und werden darüber hinaus ganze Softwareumgebungen bereitgestellt, so spricht man von SaaS (Software as a Service). Bei allen drei Konzepten wird der Verbrauch nutzungsbezogen berechnet und ermöglicht so die hohe Flexibilität.

Auf Grund von Latenzzeiten und besondere Anforderungen an die Datenhoheit kann es für ein Unternehmen sinnvoll sein, die Rechenzentren lokal zu betreiben – dann spricht man von einer sogenannten Private Cloud. Eine solche Lösung bietet alle Vorteile einer dynamischen Allokation von Rechen- und Speicherressourcen, liegt jedoch in der vollen Kontrolle der unternehmenseigenen IT. Mischt ein Unternehmen dann Elemente einer Private Cloud und einer Public Cloud, so ergibt sich eine Hybrid Cloud. Hybride Cloud-Architekturen vereinen hier die Vorteile beider Ansätze und ermöglichen einen flexiblen Ansatz für verteilte Systeme. Daher wird es für die nächsten Jahre als dominierendes Betriebsmodell gehandelt [11].

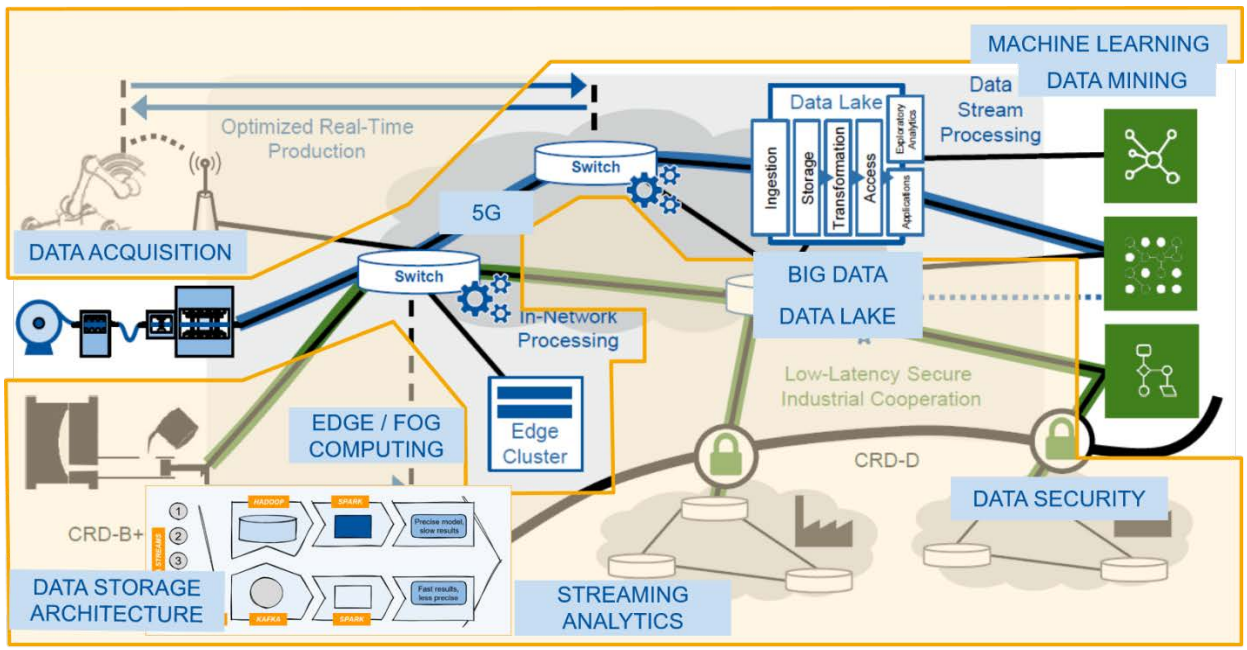


Bild 5: Referenzarchitektur des Internet of Production

In diesem Rahmen haben sich sogenannte Microservice-Architekturen etabliert, bei denen komplexe Softwaresysteme durch das Zusammenspiel von einzelnen, unabhängigen Anwendungen entstehen, die untereinander kommunizieren (siehe Bild 5). Dabei übernimmt jede Komponente eine spezifische kleine Aufgabe und ermöglicht auf diese Weise einen beliebigen modularen Aufbau, der leicht ergänzt oder erweitert werden kann. So werden beispielsweise keine komplexen, ganzheitlichen Softwaresysteme für Datenspeicherung, -aufbereitung, und –auswertung geschaffen, sondern einzelne, spezialisierte Softwaremodule, die jeweils eine dieser Aufgaben übernehmen und miteinander zum Wohle des gemeinsamen Ziels zusammenarbeiten. Ermöglicht wird dies durch immer neue technologische Ansätze der Virtualisierung, bei der Ressourcen, wie zum Beispiel ein Server, über eine Abstraktionsschicht logisch und unabhängig von der darunterliegenden Hardware in verschiedene Bereiche aufgeteilt werden kann. Softwaresysteme werden dann nicht mehr manuell auf verschiedenen Systemen

installiert, sondern werden in sogenannte virtuelle Maschinen (VMs) oder seit neuestem auch Containern betrieben. Diese lassen sich dann nicht nur standardmäßig von verschiedenen Anwendern nutzen, sondern auch per Software automatisiert verlagern und verwalten. Hauptunterschied zwischen den beiden genannten Lösungen ist, dass Container im Gegensatz zu VMs ebenfalls das Betriebssystem virtualisieren, wodurch mehrere Instanzen von Containern parallel auf dem selben Betriebssystem laufen können. Bei VMs ist lediglich die Hardware virtualisiert, wodurch mehrere VM Instanzen parallel auf der selben Hardware laufen können. Man könnte also sagen, dass Container leichtgewichtiger sind, je nach Anwendung haben beide Ansätze jedoch Vor- und Nachteile, was die Leistungsfähigkeit und Kompatibilität zu Softwarebibliotheken angeht.

Um diese modularen Microservice-Systeme effizient verwalten zu können, ergab sich schnell der Bedarf nach IT-Infrastrukturen, dessen Abläufe vollständig durch Software definiert und automatisiert sind, sogenannte SDDC (Software Defined Data Center). In Rechenzentren werden daher neben den reinen Virtualisierungs- und Containerlösungen zur parallelen Nutzung der Serverhardware auch sogenannte Cloud-Integrations-Stacks verwendet, wie zum Beispiel OpenStack oder Kubernetes. Ihre Aufgabe ist es, große Cluster an Ressourcen und Applikationen zu orchestrieren und vor allem zu automatisieren. Mit Ihrer Hilfe ist es möglich, ganze Netzwerklandschaften und verteilte virtuelle Rechencluster per Software zu definieren und automatisiert zu verwalten. Insgesamt entsteht so ein sehr flexibles System, das je nach Bedarf erweitert oder angepasst werden kann oder sich sogar selbständig anpasst. Schon jetzt ist dies kein lokales Phänomen mehr – betrachtet man heutige Anwendungen in der Produktion, so beziehen sich viele Dienste auf standort- oder sogar unternehmensübergreifende IT-Ressourcen, oft sogar dynamisch zwischen diesen wechselnd. So werden zum Beispiel Algorithmen zur adaptiven Prozessüberwachung und -steuerung heutzutage als Dienstleistung von Maschinenherstellern angeboten, müssen jedoch möglichst nah am Rande des Netzwerks beim Kunden vor Ort bereitgestellt werden. Andere Anwendungen erwarten sogar, dass digitale Dienste dem realen Produkt bei seinem Weg durch die einzelnen Netzwerkknoten einer komplexen IT-Infrastruktur folgen, um zum Beispiel Latenzanforderungen bei Lokalisierungsanwendungen einzuhalten. Bereits jetzt zeichnen sich erste Lösungen ab, um Software dynamisch und unabhängig vom Standort und Betreiber zu verwalten

Durch das Aufbrechen der standortbezogenen IT-Infrastruktur ergeben sich ganz neue Möglichkeiten für eine vernetzte, adaptive Produktion. Eines ist jedoch sicher: in Zukunft werden nahtlose Ressourcen- und Anwendungsverwaltungen über Unternehmens- und sogar Betreibergrenzen hinweg die Industrie beschäftigen und dominieren.

3.3 Plattformen für die unternehmensübergreifende Vernetzung

Über die reine Virtualisierung und Flexibilisierung von IT-Infrastrukturen hinaus resultiert auch immer mehr der Bedarf, Daten aber auch Anwendungen standardisiert unternehmensübergreifend zur Verfügung zu stellen. Hierfür bieten die in Kap 3.2 beschriebenen XaaS (Anything as a Service) Ansätze eine Möglichkeit, in dem die Infrastrukturen unterschiedlicher Unternehmen über Marketplace-Applikationen miteinander verbunden werden. Neben der Datenmonetarisierung (siehe Kap. 2.3) ergeben sich durch den Vertrieb von Applikationen beziehungsweise Microservices neue Geschäftsmodelle. Ein Prototyp eines solchen Marketplace ist Teil des Virtual Fort Knox (VFK), einer Cloud-Lösung der Fraunhofer-Gesellschaft. Einzelne Rechenknoten werden

lokal betrieben, sind aber gleichzeitig untereinander vernetzt. Über ein Software Development Kit (SKD) können produzierende Unternehmen, aber auch Drittanbieter, ihre Softwareanwendungen für den Marketplace vorbereiten. Das VFK verfügt über spezielle Automatisierungslösungen, mit dem diese Anwendungen ähnlich wie in einem App-Store vertrieben beziehungsweise verteilt werden können. Applikationen, die auf diesem Wege ausgetauscht werden, können dem Anwender sogar als virtuelle Maschine in der lokalen Instanz zur Verfügung gestellt werden (vgl. SaaS). Neben einfachen Softwareprogrammen sind aufwändigere Simulations- und Berechnungstools, beispielsweise spezielle CAM-Programme, denkbar und – eine echtzeitfähige Kommunikation zwischen den lokalen Knoten und der Feldebene vorausgesetzt – sogar das Zuweisen von Steuerungen beziehungsweise Steuerparameter für Roboter und Maschinen gelangt in Reichweite. Forscher der Fraunhofer-Gesellschaft arbeiten an einem Transfer dieser Funktionalität in eine OpenStack-Plattform, einer OpenSource Virtualisierungsumgebung, welche aktuell einen erhöhten Verbreitungsgrad erfährt und durch die Nutzung der TSN-fähigen Version StarlingX die erwähnte Echtzeitfähigkeit ermöglichen soll.

Entscheidend für den Erfolg unternehmensübergreifender XaaS-Anwendungen und damit die Erschließung neuer Geschäftsmodelle wird es sein, einheitliche Schnittstellen für die technische Integration zu schaffen. Für den Austausch von Daten bietet die International Data Spaces Association [9] eine sehr gute Grundlage. Um dabei innerhalb des Teilnehmernetzwerkes die Authentizität zu gewährleisten, bieten sich zum Beispiel Blockchain-Mechanismen an. Daten und Dienste sollen demnach in einer sogenannten Blockchain-basierten Datenökonomie zum wichtigsten Treiber moderner Geschäftsmodelle werden. Dezentrale, standardisierte Buchführungsmechanismen gewährleisten dabei eine lückenlose Dokumentation von Transkationen durch kryptografische Verkettungen. Damit wird es unmöglich gemacht, frühere Transaktionen zu manipulieren und garantiert eine Rückverfolgbarkeit innerhalb des Netzwerks.

Die Verteilung von Applikationen ist schwieriger, weil hier die Fragen der Funktion und Haftung hinzukommen. Zu lösen ist in jedem Fall die Aufgabe der Softwareprüfung, die im Bereich von Smart Device von den Betreibern der jeweiligen App-Store Google und Apple übernommen werden. Sofern diese Hürden überwunden werden können, bieten sich neue Geschäftsmodelle für produzierende Unternehmen, Softwareanbieter sowie für Anbieter und Betreiber von Cloud-Lösungen. Für Nutzer aus der produzierenden Industrie kann es die Aufwände für eigene Entwicklungen drastisch verkürzen.

4 Ausblick

Die Vision einer vernetzten, adaptiven Produktion gelingt nur über eine geeignete und maßgeschneiderte Infrastruktur. Dabei sind viele Bausteine bereits aktuell verfügbar und können an die Bedürfnisse des Anwenders angepasst werden.

Das Internet of Production bildet den Rahmen für eine solche durchgängige, sichere und leistungsfähige Architektur. Die Integrität, Souveränität und Echtzeitfähigkeit in der Produktion erhobener Daten sind dabei notwendige Bedingung für eine leistungsfähige Infrastruktur zur verteilten Kommunikation. Insbesondere die standortübergreifende Vernetzung wird zum entscheidenden Faktor einer erfolgreichen Nutzbarmachung von Daten. Gelingt der Aufbau einer maßgeschneiderten Infrastruktur, kann zum Beispiel Ressourceneffizienz durch datengetriebene Unterstützungssysteme die Produktion nachhaltiger gestaltet werden.

Reallabore ermöglichen die konzentrierte Entwicklung leistungsfähiger Architekturen. Dabei wird das Zusammenspiel der einzelnen Komponenten unter realen Bedingungen erprobt und weiterentwickelt. Ein solches Beispiel ist das Blockchain Reallabor Rheinisches Revier. Solche Labore erleichtern durch die Kooperation der Wissenschaft und des praktischen Einsatzes die Standardisierung besonders leistungsfähiger Komponenten. Die Standardisierung ist wie in diesem Beitrag ausführlich beschrieben insbesondere in Hinblick auf die Kommunikation ein kritischer Baustein für eine belastbare Kommunikations-Infrastruktur. Im Bereich 5G beispielsweise erarbeitet die 5G Alliance for Connected Industries and Automation (5G-ACIA), die ein Zusammenschluss aus IT-Unternehmen, Produktionsausrüstern sowie akademischen Partnern ist, Handlungsanweisungen und Vorgaben für Standards für das 5G-Ökosystem.

Viele der hier beschriebenen Elemente der vernetzten, adaptiven Produktion basieren auf einer leistungsfähigen Infrastruktur. Ein weiteres Reallabor, welches eine solche Infrastruktur schafft, ist der 5G-Industry Campus Europe [12], ein Zusammenschluss des Fraunhofer-Instituts für Produktionstechnologie IPT, des Werkzeugmaschinenlabors WZL der RWTH Aachen sowie des FIR e.V. an der RWTH Aachen. Im 5G-Industry Campus Europe werden zahlreiche Anwendungen aus dem gesamten Spektrum der Produktion mit 5G umgesetzt, von drahtloser Sensorik über mobile Robotik und Logistik bis hin zu standortübergreifenden Ende-zu-Ende Vernetzungslösungen für die Fertigungssteuerung und -diagnostik. Hierfür wird das größte private 5G-Netz für die Produktion in Europa geschaffen, welches unter anderem die Abdeckung von vier Maschinenhallen sowie des Campus Melaten der RWTH Aachen beinhaltet. Alle Teilnetze in den einzelnen Hallen sind so konfiguriert, dass die einzelnen Institute die Souveränität über ihre eigenen Daten behalten. Das zentrale Core-Netzwerk am Fraunhofer IPT regelt die Zugriffsrechte sowie Roaming-Agreements für jeden einzelnen Netzwerkteilnehmer. Als Teil des Ökosystems verfügt der 5G-Industry Campus Europe über ein Edge-Cloud System der Firma German Edge Cloud, welches für die beteiligten Institute als XaaS-Plattform für latenzkritische Anwendungen genutzt werden kann. Die so geschaffene Infrastruktur ist damit optimal für konkrete Umsetzungen im Sinne der vernetzten, adaptiven Produktion ausgestattet.

Literatur

[1] Dirks, T.: Digitalisierung der Wirtschaft. URL: https://www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/Bitkom-Charts-PK-Digitalisierung-der-Wirtschaft-20-03-2017-final.pdf [Stand: 25.06.2020].

[2] MacGillivray, C.; Reinsel, D.: Worldwide Global DataSphere IoT Device and Data Forecast, 2019–2023. Framingham: IDC Corporate USA, 2019.

[3] Bauernhansl, T.; Krüger, J.; Reinhart, G.; Schuh, G.: WGP-Standpunkt Industrie 4.0. URL: https://www.ipa.fraunhofer.de/content/dam/ipa/de/documents/Presse/Presseinformationen/2016/Juni/WGP_Standpunkt_Industrie_40.pdf [Stand: 25.06.2020].

[4] Klocke, F.; Bergs, T.; Bobek, T.; Huwer, T.; Liu, G.; Pothen, M.; Staasmeyer, J.-H.; Winands, K.: Vernetzte, adaptive Produktion. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): Internet of Production für agile Unternehmen. AWK Aachener

Werkzeugmaschinen-Kolloquium 2017, 18. bis 19. Mai. Aachen: Apprimus, 2017, S. 263-286.

[5] IEEE: IEEE Draft Standard for Local and Metropolitan Area Networks - Timing and Synchronization for Time-Sensitive Applications 35.110 (2019) P802.1AS. New York.

[6] Ansari, J.; Németh, G.; König, N.; Mohanram, P.; Kehl, P.; Padovani, R.; Torreggiani, A.; Lange, D.; Overbeck, D.: D3.2. Report on System Design Options for Monitoring of Workpieces and Machines. URL: https://5gsmart.eu/wp-content/uploads/5G-SMART-D3.2.pdf [Stand: 25.06.2020].

[7] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (Hrsg.): Die Lage der IT-Sicherheit in Deutschland 2019. URL: https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/Publikationen/Lageberichte/Lagebericht2019.pdf?__blob=publicationFile&v=7 [Stand: 25.06.2020].

[8] Pauer, A.; Nagel, L.; Fedkenhauser, T.; Fritzsche-Sterr, Y.; Resetko, A.: Data exchange as a first step towards data economy. URL: https://www.pwc.de/en/digitale-transformation/data-exchange-as-a-first-step-towards-data-economy.pdf [Stand: 25.06.2020].

[9] Otto, B.; Steinbuß, S.; Teuscher, A.; Lohmann, S.: Reference Architecture Model. Version 3.0 I April 2019. URL: https://www.internationaldataspaces.org/wp-content/uploads/2019/03/IDS-Reference-Architecture-Model-3.0.pdf [Stand: 25.06.2020].

[10] Jennings, C.; Shelby, Z.; Arkko, J.; Keranen, A.; Bormann, C.: Sensor Measurement Lists (SenML). URL: https://tools.ietf.org/html/rfc8428 [Stand: 25.06.2020].

[11] IDC: Mit Consumption-based Services die Hybrid Cloud optimal nutzen. URL: https://whitepaper.silicon.de/resource/idc-studie-mit-consumption-based-services-die-hybrid-cloud-optimal-nutzen/ [Stand: 25.06.2020].

[12] Willrett, M.: In Echtzeit auf eine neue Stufe. Forschungs-Campus zeigt den Nutzen von 5G für die vernetzte Produktion. In: Industrieanzeiger. 142. Jg., 2020, Nr. 14, S. 38–41.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 1:

Prof. Dr.-Ing. Robert H. Schmitt, WZL der RWTH Aachen
Sven Jung M.Sc., Fraunhofer IPT, Aachen
Dipl.-Phys. Niels König, Fraunhofer IPT, Aachen
Dr.-Ing. Dipl.-Wirt.-Ing. Martin Peterek, WZL der RWTH Aachen

1.1 Holistic Automation

Holistic Automation - Wertschöpfungspotentiale einer integrierten durchgängigen Vernetzung

C. Brecher, M. Buchsbaum, P. Blanke, N. Hoffmann, S. Storms, K. Schilling

Gliederung

1 Einleitung 23

2 Innovation durch Vernetzung – Zwei Perspektiven 23

3 IoT in Automation 25

3.1 Architekturen für das IoP 25

3.2 Datendurchgängigkeit und integriert durchgängige Vernetzung 27

4 Kooperationsmodelle für erfolgreiche IoT in Automation Projekte 29

5 Vorstellung Fallbeispiele aus der Industrie 29

5.1 Trumpf 30

5.2 Miele 32

6 Zusammenfassung und Ausblick 32

Kurzfassung

Holistic Automation - Wertschöpfungspotentiale einer integrierten durchgängigen Vernetzung

Vernetzte Geräte, dezentrale Steuerung, datenbasierte Anwendungen – im technischen Sinne ist damit die Idee des Internet of Things in der Fabrikhalle angekommen. Auf Messen und Pressemitteilungen lässt sich derzeit ein klarer Trend ablesen, Informationstechnologie (IT) und Automatisierungstechnik (OT) greifen immer weiter ineinander. Ziel ist die Realisierung einer einfachen, nahtlosen und bidirektionalen Kommunikation, vom eingebetteten System bis zur Cloud. Wir wissen bereits seit längerem, dass Daten und Kommunikation zukünftig eine wesentliche Rolle spielen, bevor man als Unternehmen jedoch sogenannte Megatrends wie KI, Blockchain oder 5G aufgreifen kann, muss man eine Reihe an Hausaufgaben erledigen und Vorarbeiten leisten.

Ziel des Beitrages „Holistic Automation - Wertschöpfungspotentiale einer integrierten durchgängigen Vernetzung“ ist es daher, die Auswirkungen dieser datengetriebenen, digitalen Innovationen aufzuzeigen und ein Ökosystem von Smart Engineering, einer digitalisierten Produktionstechnologie und -umgebung bis hin zum vernetzten Verbrauchererlebnis zu gestalten und so einen Ordnungsrahmen für die Digitalisierung der Produktionstechnik zu geben.

Der Beitrag wurde durch ausgewiesene Experten aus der Industrie, sowohl Anwender als auch Technologie- und Systemlieferanten, gestaltet und zeigt einen visionären, aber gleichermaßen realistischen Ausblick auf den Wandel der Automatisierung in der Produktionstechnik im Rahmen des Internet of Production (IoP) auf.

Abstract

Holistic Automation - Value creation potentials of an integrated continuous networking

Networked devices, decentralized control, data-based applications - in a technical sense, the idea of the Internet of Things has arrived on the factory floor. A clear trend can currently be seen at trade fairs and press releases, information technology (IT) and automation technology (OT) are increasingly intertwining, the aim is to implement simple, seamless and bidirectional communication, from embedded systems to the cloud. We have known for some time that data and communication will play a major role in the future, but before a company can pick up on so-called megatrends such as AI, block chain or 5G, it has to do a lot of homework and preparatory work.

The aim of the article "Holistic Automation - Value Creation Potentials of an Integrated Integrated End-to-end Networking" is therefore to show the effects of these data-driven, digital innovations and to design an ecosystem of smart engineering, a digitized production technology and environment up to the networked consumer experience, thus providing a regulatory framework for the digitization of production technology.

The article was designed by renowned experts from industry, both users and technology and system suppliers, and provides a visionary but equally realistic outlook on the transformation of automation in production technology in the context of the Internet of Production (IoP).

1 Einleitung

Technische Innovationen sind bis heute sehr oft physische Innovationen. Ein wesentlicher Treiber dabei war und ist die Automobilindustrie. Man kann jedoch zunehmend beobachten, dass der Anteil von Elektrotechnik, Software und Mechatronik an neuen Innovationen einen immer höheren Stellenwert einnimmt. Der Fokus von technischen Neuerungen hat sich im Automobilbau auch dahingehend gewandelt. Technisch betrachtet haben sich Motor, Antriebsstrang, Fahrwerk, Bremsanlage und Bauweise stark verbessert, physikalische Wirkprinzipien sind aber gleichgeblieben. Bei technischen Innovationen im Bereich der Fahrgastsicherheit, Fahrerassistenzsystemen (bis hin zum autonomen Fahren) und Elektromobilität stehen aber zunehmend eine intelligente (Informations-) Vernetzung und Datenverarbeitung im Fokus. In gleicher Weise lässt sich dies auch in der Werkzeugmaschinenbranche erkennen. Innovationen in Bezug auf die Bearbeitungsleistung oder Ergebnisqualität sind heute selten konstruktiver Natur. Eine intelligente Verschmelzung von guter Mechanik und der Erfassung und Verwendung von Prozess und Umgebungsdaten ermöglicht auch hier neue Wertschöpfungspotentiale.

Diese Gründe motivieren unweigerlich darauf zu schauen, welche Potentiale außerhalb der bekannten, meist technisch getriebenen Lösungsfindung noch zu heben sind. Die in diesem Beitrag verfolgte These lautet daher:

Technische Innovationen werden in Zukunft vornehmlich im digitalen Raum stattfinden. Dazu müssen Informationen über Anlagen- und Produktlebenszyklen hinweg erfasst, aufbereitet und zueinander in Relation gesetzt werden.

In diesem ersten Beitrag - die Fortsetzung erfolgt zum “Aachener Werkzeugmaschinenkolloquium 2021” - wird der Fokus auf eine durchgängige Vernetzung für cyberphysische Produktionssysteme (CPPS) [1] gelegt, dazu werden in Kapitel 2 die sich ergebenden Potentiale aus zwei Perspektiven beschrieben. Kapitel 3 beschreibt potentielle Lösungsmöglichen, die bereits heute als Standardbausteine zur Verfügung stehen. In Kapitel 4 werden Möglichkeiten aufgezeigt, wie Kooperationsmodelle aussehen können, um Digitalisierungsprojekte mit Bezug zur Vernetzung erfolgreich umzusetzen. Kapitel 5 beschreibt zwei Fallbeispiele aus der Industrie.

2 Innovation durch Vernetzung – Zwei Perspektiven

Technische Systeme sind heute durch ihre Vernetzung und Interaktion mit anderen Systemen geprägt. Das cyberphysische System (CPS), als die Schnittstelle, an der das physische System und die zugehörige Rechenkapazität zusammenkommen und gegenseitig beeinflussen [2], begegnet uns in verschieden Formen: Als Sensor oder Aktor mit lokaler Rechenkapazität, als „Smart Product“, das Daten oder Steuerungsinformationen über sich selbst verwaltet, oder als vernetzte Maschine, die auf Basis von Daten selbstständig Optimierungen vornehmen kann. Das jeweilige CPS selbst bildet einen Baustein in einem übergeordneten System – abhängig von der individuellen Perspektive.

Die Vernetzung innerhalb der Maschine findet viele Anwendungen; Sensoren und Aktoren liefern Daten nicht nur bis in die SPS, sondern stellen ihre Daten in einem weiteren Kontext bereit. Hier bedarf es einerseits geeigneter Kommunikationsschnittstellen und andererseits einer Annotation von Daten, damit sie für andere Teilnehmer nutzbar werden. Doch ein größerer Nutzen ist möglich, wenn das System nicht nur innerhalb einer Maschine betrachtet wird, sondern der Gesamtprozess durchgängig gestaltet wird. Dabei kann die Maschine oder Anlage entweder die Rolle des eingesetzten Produktionsmittels annehmen oder, aus der Perspektive des Maschinenbauers, die des Produktes. Aus der

Produkt-Perspektive liegt der Fokus auf der Datendurchgängigkeit vom digitalen Engineering über die Fertigung bis zum Kunden. Das Ökosystem erstreckt sich dabei über die eigene Toolchain, bestenfalls sind die Produktfamilien bereits in einer Plattform zusammengefasst. Beim Kunden in Betrieb genommen, entzieht sich das System jedoch heute immer noch weitestgehend einer weiteren Analyse. Daten aus dem Betrieb der Maschine stehen dem Hersteller bisher meist nicht zur Verfügung. Doch um für den Kunden weitere Services anbieten zu können, braucht es einen Zugang zu hier entstehenden Daten.

Für den Anlagenbetreiber beginnt die Betrachtung zwar möglicherweise auch schon mit einer digitalen Planung, der Fokus liegt jedoch auf dem Betrieb der Maschinen und Anlagen. Neben den Kennzahlen der Produktion interessieren hier Verschleiß- und Wartungsdaten, um ungeplante Ausfälle zu minimieren und notwendige Stillstandzeiten optimal zu planen. Das Gesamtsystem besteht aus verschiedenen Anlagen und Maschinen (meist verschiedener Hersteller), aus Werkzeugen und der Handhabung von Betriebsmitteln, aus Lagersystemen und Asset-Tracking – alle müssen miteinander interagieren. Das große Potential liegt darin, wenn Teilsysteme entlang der gesamten Prozesskette nahtlos ineinandergreifen können, statt Daten mühsam von einem System in ein anderes zu portieren.

Doch auch der Betreiber fertigt mit diesen Maschinen wiederum ein Produkt, das ebenfalls eine durchgängige Datenspur mit sich bringt, die nicht unabhängig von den Produktionsmitteln ist. So entsteht eine Kette von miteinander verknüpften Systemen, die deren Integration untereinander gewünschte Potential zur datenbasierten Effizienz- und Produktivitätssteigerung bietet. Um diese Abhängigkeiten beherrschbar zu machen und entlang aller Prozesse Innovationen zu ermöglichen, braucht es eine gemeinsame, systemübergreifende Basis.

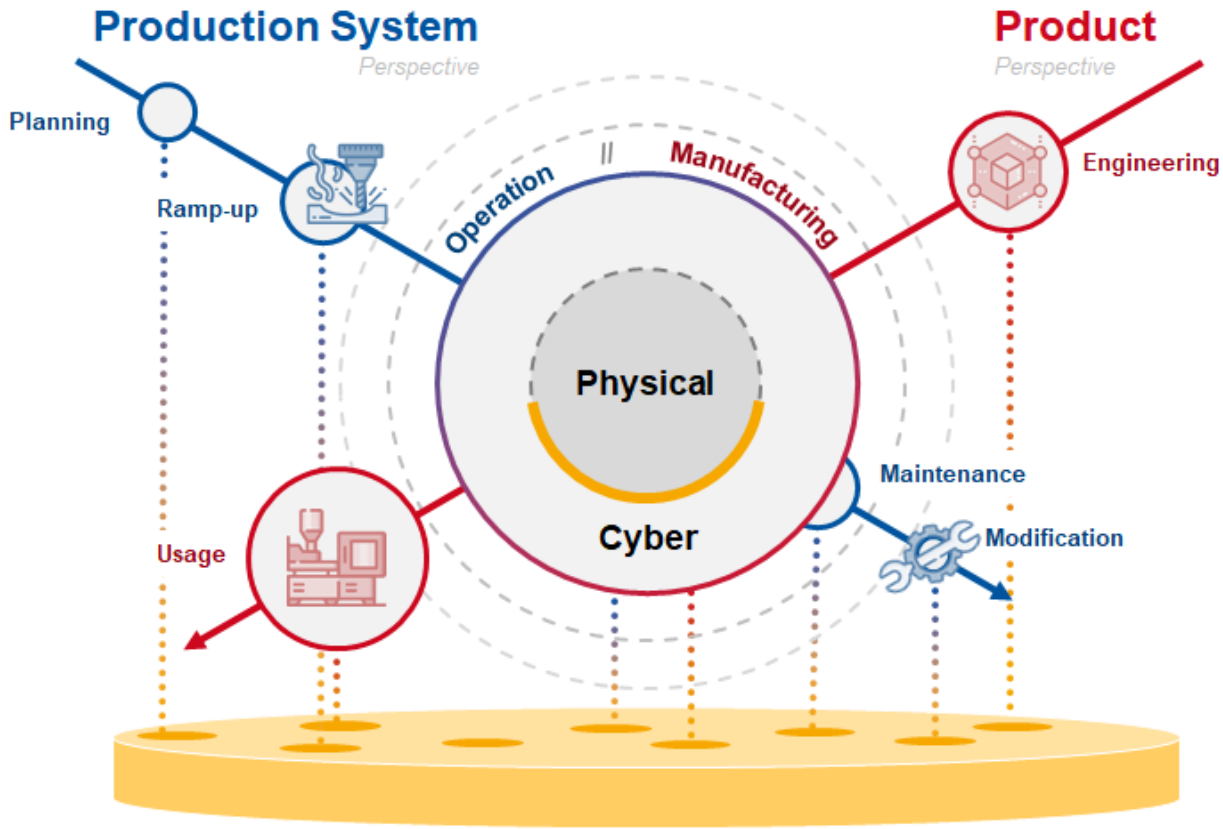


Bild 1: Das cyberphysische Produktionssystem aus verschiedenen Perspektiven braucht eine gemeinsame Basis.

3 IoT in Automation

Diese durchgängige oder ganzheitlich, holistische Vernetzung stellt besondere Anforderungen an zwei Teilbereiche der Automatisierung. Auf der einen Seite müssen aus IT-Sicht architektonische Grundlagen geschaffen werden, die diese nahtlose Kommunikation ermöglichen. Auf der anderen Seite spielt auch die Datenmodellierung eine übergeordnete Rolle. Um aus Daten Informationen zu gewinnen und damit Handlungsanweisungen für eine kontinuierliche Verbesserung von bspw. Produktionsanlagen ableiten zu können, müssen eine Reihe von Anforderungen erfüllt sein.

3.1 Architekturen für das IoP

Das Produktionssystem durchläuft verschiedene Einsatzphasen, in denen das Sammeln von Daten wertvolle Informationen liefern kann (siehe Bild 3). Angefangen in der Prozessplanung, können Informationen, die zuvor aus einem bereits bestehenden System gesammelt wurden, genauere Berechnungen von Montage- und Zykluszeiten und dem Energiebedarf ermöglichen, sowie bereits bestehende Parameter optimiert werden können, die während der Inbetriebnahme nochmal verifiziert werden [3]. In der Planung können außerdem bereits erste Validierungen und Verifikationen durchgeführt werden [4]. Zusätzlich findet hier die Planung von Betriebsmitteln und Material statt [5].

Während der Produktion fallen die meisten Daten an, die direkte Interaktion durch einen Anlagenbediener oder weiteres Personal erfordern. Die Daten, die aufgenommen werden sind bspw. Parameter, Prozesszeiten, Sensordaten (bspw. Temperatur, Beschleunigungen Energieverbrauch), Statusanzeigen und Fehlermeldungen [3, 5]. Typischerweise sollen mit ihnen Informationen bezüglich der OEE, den Zykluszeiten, Kausalanalysen und Statusanzeigen, sowie Machine Maintenance und Werkzeugverschleiß Monitoring bereitgestellt und visualisiert werden [5–7].

Aus den Daten werden durch verschiedene Algorithmen Informationen gewonnen. Dies geschieht durch einfache Korrelationen über klassische technische Analysemethoden wie Frequenzganganalysen und Filterung bis hin zu Machine Learning-Algorithmen [5, 6]. Hierbei lassen sich nach [8] verschiedene Maturity-Level des Systems identifizieren, da die Möglichkeit der Anwendung komplexer Algorithmen auch mit der Systeminfrastruktur zusammenhängt. Die Maturity-Level fangen auf unterster Ebene an mit dem Condition Monitoring und gehen über Kommunikation und Analyse sowie Interpretation und Services zur Möglichkeit der Adaptierung und Optimierung über. Die Rückführung der Daten in die Planung beschreibt das fortgeschrittene Level der Kooperation [8].

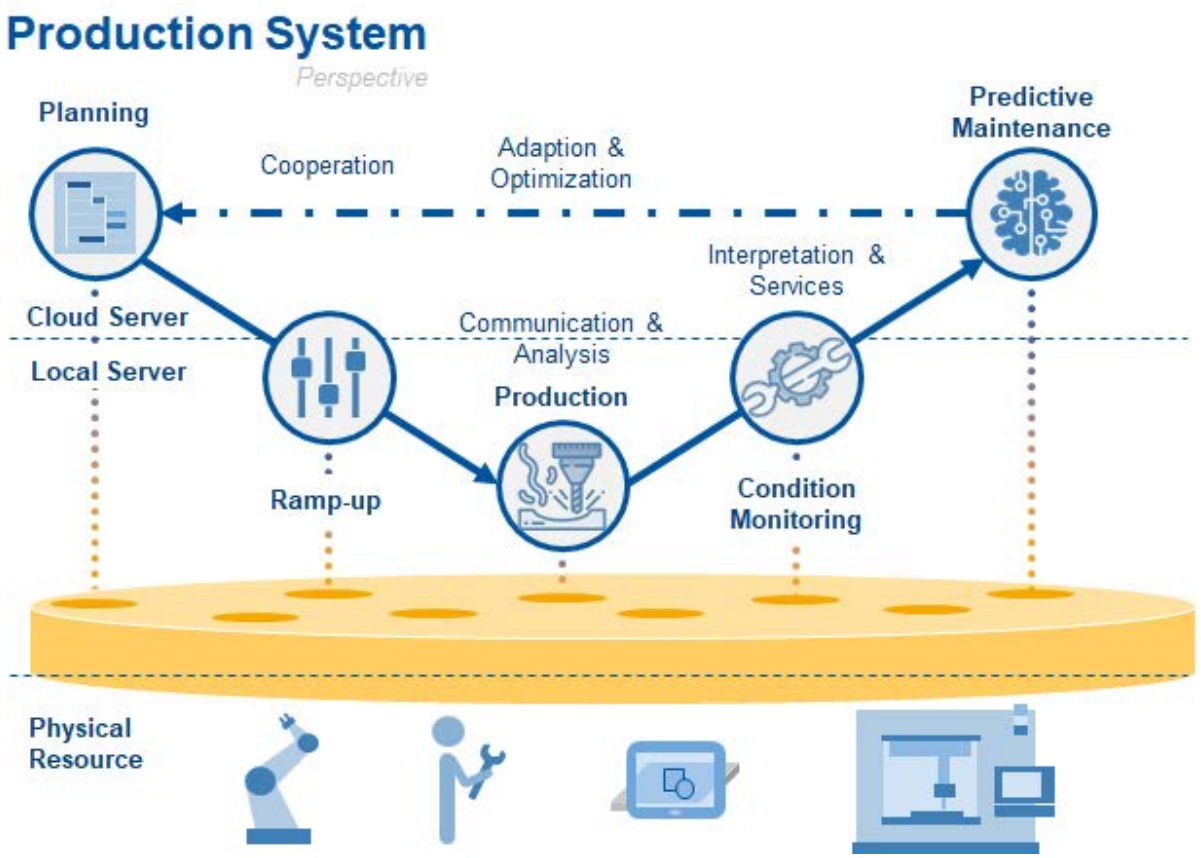


Bild 2: Lebenszyklus Produktionssystem

Durch die zunehmende Digitalisierung in der Produktionstechnik werden nicht nur Maschinen- und Prozessdaten immer wichtiger, sondern auch die produktspezifischen Daten, die während der Lebenszeit des Produkts gesammelt und erzeugt werden. [9, 10]. Diese Informationen werden in einem digitalen Abbild des Produktes gebündelt und bieten eine Datengrundlage für weitere Aktivitäten. So können die Daten sowohl zur flexiblen Produktionssteuerung als auch zur Verbesserung der Produkte selbst genutzt werden. Zunehmend werden diese Daten auch für die Erstellung von Maschine Learning Modellen und Algorithmen verwendet, um beispielsweise den Zustand einer Komponente vorherzusagen und so die Anzahl der Fehldiagnosen während des Betriebes signifikant zu reduzieren.

Wie in Bild 3 dargestellt, durchlebt das Produkt drei Lebensphasen (Engineering, Production, Usage) und wird im Zuge dessen auf verschiedenste Art und Weise genutzt und kommt in Kontakt mit unterschiedlichsten Dateiformaten. [11] Diese Vielfältigkeit erhöht die Komplexität bei der Modellierung einer durchgehenden Datenstruktur ungemein. Zusätzlich resultieren aus den Datenmengen, dem Datenmanagement und der hierfür benötigten Verarbeitungsgeschwindigkeit weitere Anforderungen. Diese variieren jedoch selbst zwischen den dargestellten Anwendungen. So werden im Engineering meist großen Datenmengen mit geringen Zugriffszeiten für beispielsweise CAD-Programme verwendet, wohingegen in der Produktion kleine Datenmengen hochfrequent erzeugt werden.

Während die Vernetzung und die Bereitstellung von benötigten IT-Ressourcen zur Speicherung der Daten firmenintern immer häufiger ein geringeres Problem darstellt, bildet

das Tracking und das kontinuierliche Erfassen von Daten in der letzten Lebensphase eine Herausforderung. Denn hierfür müssen aus technischer Sicht die Produkte zum einen über die notwendige Konnektivität verfügen, als auch der Hersteller sichere IT-Schnittstellen zur Übertragung der Daten bereitstellen. Zusätzlich müssen hierbei Vereinbarungen mit dem Endkunden getroffen werden, dass die Daten erhoben, verarbeitet und genutzt werden dürfen und dies im Einklang mit den geltenden Datenschutzrichtlinien geschieht.

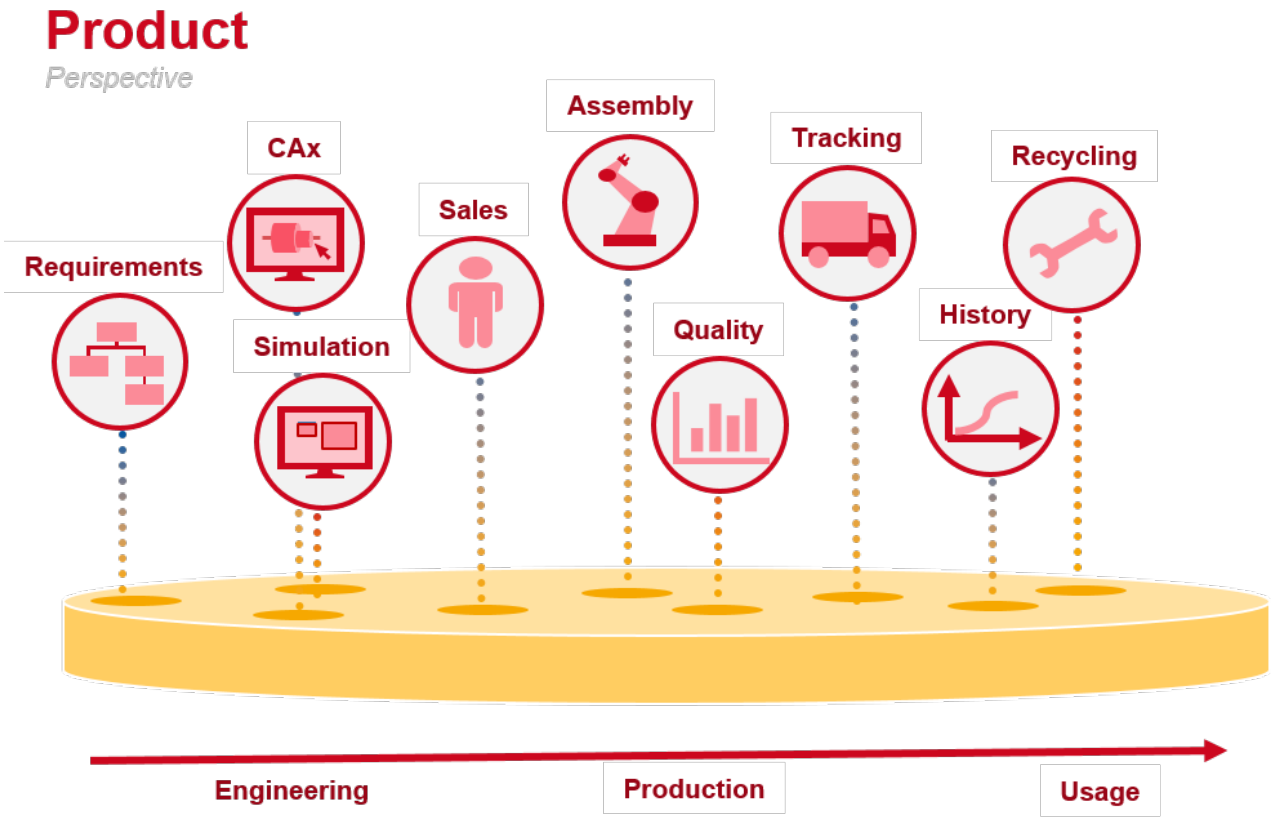


Bild 3: Lebenszyklus des Produkts

3.2 Datendurchgängigkeit und integriert durchgängige Vernetzung

Um Daten bereitzustellen, wurden bereits viele Konzepte vorgestellt, die dabei immer eine Anbindung der physikalische Ressource, einer prozessnahen (Vor-)Verarbeitung und Bereitstellung der Daten, sowie eine prozessferne Analyseeinheit beschreiben, die alle über ein interoperablen Kommunikationsbus verfügen [5, 7, 12–15]. Hierfür werden beispielsweise Kommunikationsprotokolle mit Ursprung aus den Internettechnologien (wie REST, DDS und MQTT), sowie Entwicklungen aus der Automatisierung (OPC UA) verwendet, die dann mittels eines Technologieadapters die entsprechende physische Ressource oder ein Tool anbinden [13].

Die Eigenschaften der Infrastruktur lassen sich durch Hochleistungs- und latenzarme Operationen, Skalierbarkeit, Dynamik, Stream-Handling und Konfigurierbarkeit beschreiben [3]. Anforderungen an die Infrastruktur umfassen das Management vernetzter Dienste, Service-to-Service Kommunikation, harmonisierte Informationsmodelle, die Integration via verschiedener Kommunikationsstandards, generische Schnittstellen, einfache Nutzbarkeit, hohe Flexibilität und Rekonfigurierbarkeit, Security sowie entsprechende Cloud Kapazitäten [14].

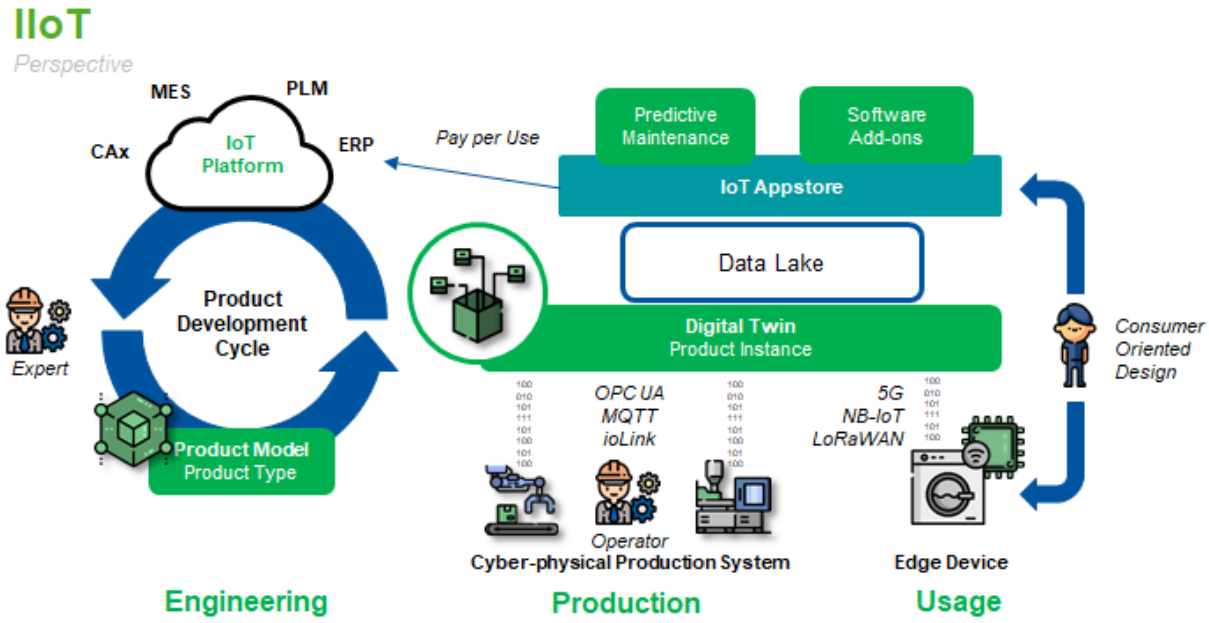


Bild 4: Gesamtarchitektur im IoT-Ecosystem

Vor dem Hintergrund der beiden, sich grundlegend unterscheidenden Perspektiven und der Fragestellung, wo in der Betrachtung Gleichanteile zu finden sind, soll Bild 4 eine Orientierung bieten. Aus einer dritten Perspektive, der Industrial IoT (IIoT) Perspektive betrachtet, finden sich wiederkehrende Elemente in der Systemarchitektur. So kommen Beispielsweise IoT Plattformen und Datenspeichersystemen (vgl. Data Lake) zentrale Rollen zu. Dies wiederum stellt Anwender vor eine wichtige und zentrale Frage: *Wie (Form) und mit wem (Anbieter) soll ich für den Aufbau meiner durchgängigen Vernetzung kooperieren.*

4 Kooperationsmodelle für erfolgreiche IoT in Automation Projekte

Zum Ende des Jahres 2019 wurden 620 IoT-Plattformen gelistet, die für Endanwender zur Verfügung stehen [16]: Die Zahl der Anbieter ist dabei von 260 im Jahr 2015 über 360 in 2016 und 450 in 2017 in der vergangenen 5 Jahren um 140% gestiegen. Der Marktanteil der Top 10 beträgt 58%. Entgegen der Vorhersagen [17] konnte in der jüngeren Vergangenheit dabei keine Konsolidierung des Anbietermarktes festgestellt werden. Die Anbieter der jeweiligen Plattformen könnten unterschiedlicher nicht sein. Neben etablierten Hyperscaleren wie Amazon, Microsoft und Google finden sich viele Startups (IOTech oder sphinx-open) und Joint Ventures (Adamos, Open Manufacturing Plattform oder Volkswagen Industrial Cloud) unter den Anbietern. Diese große Anzahl an Lösungsanbietern stellt Unternehmen zunehmend vor die große Herausforderung der Anbieterauswahl. Nachfolgend sind vier potentielle Kooperationsmodelle dargestellt und die jeweiligen Vor- und Nachteile aufgeführt.

1) Do it yourself with IT Giants/Hyperscaler: Etablierte Anbieter aus dem IT-Umfeld bieten als Standard viele Lösungsbausteine an, die auch mit grundlegenden Fachkenntnissen genutzt werden können. Damit lassen sich meist schnell und mit überschaubarem Aufwand aus Standardprodukten passende Lösungen konfigurieren. Vorteil: Geringer personeller und finanzieller Aufwand sowie schnelle Erfolge. Nachteil: Die Lösungen sind ggf. nicht absolut passgenau und man ist unter Umständen von einem Anbieter exklusiv abhängig.

2) Partner with a startup: Traditionelle Unternehmen, die oftmals nur eine sehr begrenzte Expertise im IT-Umfeld aufweisen, suchen häufig den Schulterschluss zu Startups. Nicht selten entwickelt dabei das Startup für den Kunden eine zugeschnittene Lösung, die genau den Bedarf deckt. Vorteil: Das etablierte Unternehmen konzentriert sich weiterhin auf sein Kerngeschäft und muss keine neue Kompetenz aufbauen. Nachteil: Die Lösungen der Startups können ggf. aufgrund ihrer Individualität nicht skalieren und keinen langfristigen Support wie etablierte Unternehmen garantieren.

3) Partner with traditional player: Mehrere traditionelle Anbieter und Hersteller von Hard- und Software aus den Bereichen Steuerungs- und Automatisierungstechnik bieten branchenspezifische Lösungen an, die den Bedarf der Kunden decken sollen. Die Anbieter können dabei von ihrer eigenen Expertise der Produktionstechnik bei der Entwicklung von Lösungen profitieren. Vorteil: Der Anwender kann ein Produkt erwerben, welches seinen Bedarf voraussichtlich bestmöglich deckt. Nachteil: Abhängigkeit von einem Anbieter.

4) Joint Venture of Giants: Sowohl die BMW Group und Microsoft als auch Volkswagen und die Amazon Web Services arbeiten gemeinschaftlich an Plattformen, die das Potential haben, die Produktion von Fahrzeugen grundlegend zu verändern. Beide Initiativen haben das Ziel, die jeweiligen Stärken, Produktionsknowhow und IT-Kenntnis, bestmöglich zu verbinden und damit eine Plattform zu bauen, die bestmöglich auf die Bedarfe der Kunden zugeschnitten ist. Vorteil: Expertise aus beiden Bereichen. Nachteil: Langwierig und ggf. exklusiv, ohne Zugang für Dritte.

5 Vorstellung Fallbeispiele aus der Industrie

Im Folgenden werden zwei ausgewählte Beispiele aus der Arbeitsgruppe vorgestellt. In der Fortsetzung dieses Beitrages, der zum “Aachener Werkzeugmaschinenkolloquium 2021” veröffentlicht wird, wird spezifischer auf die Ausgestaltung sowie die Vor- und

Nachteile der jeweiligen Lösungen in Bezug auf die aufgeworfenen Fragestellungen eingegangen. Die im Folgenden beschrieben Beispiel aus der Industrie folgen wieder den beiden Perspektiven – Produktionsmittel und Produkt. Das Beispiel der Firma Trumpf beleuchtet dabei das Produktionsmittel als Produkt wohingegen Miele in diesem Zusammenhang als Produzent von Baugruppen in der Rolle des Anwenders zu sehen ist.

5.1 Trumpf

Als erstes Fallbeispiel dient ein Vorhaben der TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH + Co. KG, die als einer der weltweit größten Werkzeugmaschinenhersteller in allen wichtigen Märkten international tätig ist. Die Technologie des Laserschneidens hat sich über die letzten drei Jahrzehnte stark entwickelt, so haben beispielsweise die stetig ansteigenden Laserleistungen die Produktivität stark gesteigert. Das grundlegende Maschinenkonzept hat sich dabei aber nur marginal geändert, was dazu führt, dass die Handhabung der fertigen Teile noch überwiegend manuell geschieht. Um dies zu ändern hat TRUMPF ein völlig neuartiges Maschinenkonzept entwickelt. Der hier vorgestellte Ansatz betrifft die automatisierte Handhabung von relativ kleinen Teilen, die als Schüttgut sortiert werden. Herausfordernd ist in diesem Kontext die nahezu unendliche Variabilität der geschnittenen Blech-Geometrien, der Einfluss der Wärme, des Gasdrucks, der Eigenspannungen im Blech und der sehr kleine Schnittspalt. Ein wesentliches Problem bei der Blechbearbeitung ist die automatisierte Bauteilentnahme nach dem Laserschneidprozess, bei der es häufig zu Verklemmungen oder Verkantungen kommt. Weitere Aktorik kann dabei helfen die natürliche Separierung des Bauteils zusätzlich zu unterstützen, indem das Bauteil von oben mit Hilfe eines Stößels nach unten oder per Vakuumgreiftechnik nach oben ausgestoßen wird. Dazu muss bekannt sein, an welchen Stellen eine Verklemmung auftreten wird, um entsprechend die Aktorik zu positionieren. Der Einsatz von zusätzlicher Aktorik induziert allerdings eine höhere Nebenzeit, weshalb kontextsensitiv über einen Einsatz entschieden werden muss, um die Produktivität der Maschine nicht unnötig zu mindern. In einem ersten Schritt muss ein Mechanismus erstellt werden, mit dessen Hilfe ein erfolgreiches Ausschleusen der Bauteile mit hoher Zuverlässigkeit erkannt werden kann. Der Einsatz von klassischer optoelektronischer Sensorik aus dem Bereich der Automatisierung allein hat gezeigt, dass die geforderte Zuverlässigkeit der Erkennung auf Grund von Schlackeresten und Funkenflug nicht erreicht werden konnte. Auf Grund komplizierter Bauteilgeometrien, der Formenvielfalt und der großen Anzahl an materialabhängigen Prozessparametern erschien ein analytischer Ansatz zur Lösung des Problems als nicht sinnvoll: Ein Machine Learning (ML) Ansatz sollte hier die klassische Sensorik unterstützen.

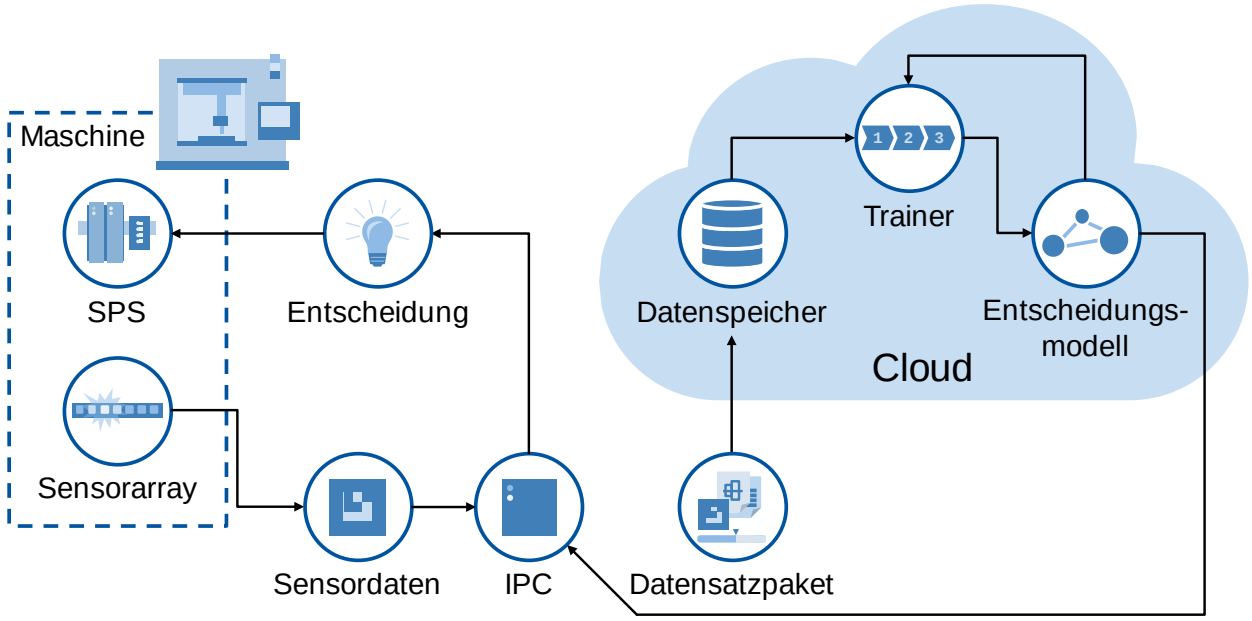


Bild 5: Architekturkonzept des ML gestützten Entscheidungsprozesses

Das Konzept (vgl. Bild 5): Ein unterhalb des Ausschleusemechanismus angebrachtes Sensor-Array nimmt kontinuierlich Daten auf. Hindurchfallende Objekte unterbrechen den Strahlengang, deren zeitlicher Verlauf ein zweidimensionales Abbild des Objekts erstellt. Ein modellbasierter Vergleich dieser Daten mit den vorhandenen Bauteilgeometriedaten des zu fertigenden Objekts erlaubt eine Aussage, mit welcher Wahrscheinlichkeit es sich bei dem erkannten Objekt um das eigentliche Bauteil handelt. Der IPC gibt daraufhin eine Rückmeldung an die SPS, ob es sich bei dem hindurchgefallenen Objekt um das Bauteil oder ein Störobjekt gehandelt hat. Entsprechend der Wahrscheinlichkeitsverteilung stößt die SPS im Anschluss entweder einen weiteren Produktionszyklus an, in dem ein weiteres Bauteil gefertigt wird, oder versetzt die Maschine in einen definierten Zustand. Dieser Zustand kann weitere Maßnahmen nach sich ziehen: In diesem Fall wird, unterstützt durch den mechanischen Stößel, das Ausschleusen des Bauteils aus dem Arbeitsraum vorgenommen. Trotz der so höheren Nebenzeit, kann ein Stillstand der Maschine vermieden werden. Sollte auch dieser Versuch des Ausschleusens nicht erfolgreich sein, so wird die Maschine in einen endgültigen Fehlerzustand versetzt und der Prozess pausiert. Ein Werker muss eingreifen, das Bauteil manuell entfernen und den Arbeitsraum freigeben, bevor ein weiterer Zyklus gestartet werden kann.

Die anfallenden Datensätze, bestehend aus den aufgezeichneten Sensordaten, den Geometriedaten des zu fertigenden Objekts und der berechneten Wahrscheinlichkeit, werden als Datenpaket in der Cloud gespeichert. Mit diesen Daten kann das Entscheidungsmodell kontinuierlich trainiert werden, um die Qualität der Aussagen zu verbessern. Ein Download eines über die Zeit erweiterten Entscheidungsmodells zur Erkennung von Bauteilen ist damit auf alle entsprechend ausgerüsteten und an die Cloud angebundenen Maschinen möglich. Auf Grund sehr guter Ergebnisse soll dieser Machine Learning-Ansatz in Zukunft weiterverfolgt werden. Die Erweiterung des Modells um einen Mechanismus zur Erkennung der optimalen Stößelposition auf Basis der Geometriedaten wird momentan entwickelt.

5.2 Miele

Die Miele und Cie. KG als Hersteller von Haushalts- und Gewerbegeräten in den Anwendungsbereichen Kochen, Wäsche- und Bodenpflege sowie Geräte für den Einsatz in Gewerbebetrieben oder medizinischen Einrichtungen bieten das zweite Fallbeispiel. In 15 Produktionswerken werden einbaufertige Geräte wie auch Komponenten und Baugruppen hergestellt. Die Produktvarianz wie auch die Stückzahlen resultieren in unterschiedlichen Produktionskonzepten. In allen Produktionsprozessen wird dabei eine Vielzahl an Daten erzeugt, die für die Digitalisierung von Bedeutung sind.

Im Zuge der Digitalisierung ihrer Produktionswerke nimmt bei Miele die Maschinenanbindung, Datenerfassung, Visualisierung und Auswertung eine zentrale Rolle ein. Wie in Kap. 3 bereits beschrieben, besteht gerade im Bereich von Brownfield-Anwendungen die Herausforderung in der Etablierung eines Standards in der Datenaufnahme und -analyse. In enger Zusammenarbeit zwischen Experten aus den Produktionswerken und der zentralen Informationstechnik werden bei Miele Lösungen entwickelt, welche Skalierungseffekte über das Unternehmen ermöglichen. Durch werks- und funktionsübergreifende Projekte werden hierfür Lösungsanbieter und Technologien am Markt evaluiert und geeignete Kooperationspartner identifiziert. Einerseits werden hierdurch grundlegende Fragestellungen zur unternehmensweiten Umsetzung einer IOT-Plattform behandelt. Grundlegend hierfür war die Definition eines Digitalen Zwillings, welcher die Vernetzung von Datenströmen entlang der Wertschöpfungskette erfordert. Andererseits werden Analysetools mit standardisierten Vorlagen für Visualisierungen und Auswertungen entwickelt. Die Produktionswerke können hierbei auf eine Reihe vordefinierter Visualisierungen zurückgreifen und diese ohne größere Aufwände ihren Gegebenheiten anpassen, wodurch bereits mit geringem Aufwand eine deutliche Erhöhung der Transparenz erzielt wird. Dabei wurde die Möglichkeit geschaffen, Daten aus der Produktion z.B. mit Daten aus dem ERP-System über eine eindeutig definierte Schnittstelle zu koppeln. So können auch bereits vorhandene Daten besser genutzt werden.

Für die Entwicklung zukunftsorientierter Lösungen orientiert sich Miele an den folgenden, übergeordneten technischen Fragestellungen:

- Standardisierte informationstechnische Anbindung von Produktionsprozessen
- Aufbau/Ausbau und Weiterentwicklung der IT-Infrastruktur in der Produktion
- Test, Evaluation und Einführung von Software-, Plattform- und Infrastruktur-Lösungen mit größtmöglichen Skalierungseffekt

Weiterhin wurde bereits in einem frühen Stadium geklärt, wer langfristig die entstehenden Dienste administriert und betreibt. In der Fortsetzung dieses Beitrages wird spezifisch auf die Ausgestaltung der Lösung eingegangen. Zudem werden Möglichkeiten vorgestellt, wie sich der ergebende Mehrwert erfassen lässt.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Innovationen, als wesentlicher Bestandteil der Erhaltung von Wettbewerbsfähigkeit, werden in Zukunft nur noch bedingt durch physische Produkte geprägt sein. Die Entwicklung von digitalen Innovationen bedingt zusätzlich noch ein grundlegend anderes Qualifikationsprofil bei den Entwicklern. Konnten gerade im Maschinenbau über viele Jahre hinweg Innovationen oft durch Materialforschung und Konstruktion getrieben werden, so liegt das Potential heute im Wesentlichen in der Vernetzung und Softwareentwicklung. Der Beitrag

hat aufgezeigt, welche Potentiale sich theoretisch durch eine ganzheitliche aber auch differenzierte Betrachtung von Produkt und Produktionsanlage erschließen lassen. Ein zentraler Aspekt dabei ist die Datenmodellierung und Anlagen- sowie Informationsvernetzung. Weiterhin hat der Beitrag eine Orientierungshilfe für die richte Wahl von Kooperationsmodellen oder -partnern gegeben.

Die beiden Beispiele aus der Industrie beschreiben erfolgreiche Herangehensweisen und erste, vielversprechende Lösungen für einen Produktiveinsatz.

Literatur

[1] Brecher, C.; Ecker, C.; Herfs, W.; Obdenbusch, M.; Jeschke, S.; Hoffmann, M.; Meisen, T.: The Need of Dynamic and Adaptive Data Models for Cyber-Physical Production Systems. In: Song, H.; Rawat, D. B.; Jeschke, S.; Brecher, C. (Hrsg.): Cyber-physical systems. Foundations, principles and applications. London: Academic Press, 2017, S. 321-338.

[2] Lee, E. A.: Cyber Physical Systems: Design Challenges. In: Proceedings - The 11th IEEE Symposium on Object/Component/Service-Oriented Real-Time Distributed Computing. Orlando, FL, USA, 5.-7. Mai 2011. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011, S. 363-369.

[3] Kefalakis, N.; Roukounaki, A.; Soldatos, J.: A Configurable Distributed Data Analytics Infrastructure for the Industrial Internet of things. In: 15th Annual International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems. DCOSS 2019. Proceedings. Santorini Island, Griechenland, 29.-31. Mai 2019. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019, S. 179–181.

[4] Tritchkov, I.; Goetz, H.: Verification and Validation of Decentralized, Self-Organizing Cyber-Physical Production Systems: A Blueprint Process for Testing Cyber-Physical Production Systems with Self-PropertiesIn: IEEE 1st international workshops on Foundations and Applications of Self-* Systems: FAS-W 2016. Augsburg, 12.-16. September 2016. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016, S. 112-117.

[5] Herwan, J.; Kano, S.; Oleg, R.; Sawada, H.; Kasashima, N.: Cyber-physical system architecture for machining production line. In: Proceedings 2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). Sankt Petersburg, Russland, 15.-18. Mai 2018. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018, S. 387-391.

[6] Lade, P.; Ghosh, R.; Srinivasan, S.: Manufacturing Analytics and Industrial Internet of Things. In: IEEE Intelligent Systems. 32. Jg., 2017, Nr. 3, S. 74–79.

[7] Fleischmann, H.; Kohl, J.; Franke, J.: A reference architecture for the development of socio-cyber-physical condition monitoring systems. In: SoSE and cyber physical systems (CPS), from academia to application and back: 2016 11th Systems of Systems Engineering Conference (SoSE), IEEE. Kongsberg, Norwegen, 12.-16. Juni 2016. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016. DOI: https://doi.org/10.1109/SYSOSE.2016.7542963.

[8] Westermann, T.; Anacker, H.; Dumitrescu, R.; Czaja, A.: Reference architecture and maturity levels for cyber-physical systems in the mechanical engineering industry. In: ISSE 2016, Edinburgh, Scotland. 2016 International Symposium on Systems Engineering. Edinburgh, Schottland, 3.-5. Oktober 2016. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016. DOI: https://doi.org/10.1109/SysEng.2016.7753153.

[9] Brecher, C.; Flender, J.; Heyers, C.; Koch, T.; Krause, H.; Lienenlüke, L.; Nittinger, J.; Obdenbusch, M.; Peters, A.; Roggendorf, S.; Storms, S.; Warmbier, U.; Weigel, T.; Wied, J.; Zunke-Hatfield, R.: Durchgängiges Engineering für die Robotik der Zukunft. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): AWK Aachener Werkzeugmaschinen Kolloquium 2017. Internet of Production für agile Unternehmen. Aachen, 18.-19. Mai 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 197-230.

[10] Brecher, C.; Behnen, D.; Brumm, M.; Carl, C.; Ecker, C.; Herfs, W.; Klement, R.; Königs, M.; Komma, T.; Lohse, W.; Malik, A.; Müller, S.; Özdemir, D.: Virtualisierung und Vernetzung in Produktionssystemen. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G.: (Hrsg.): Integrative Produktion. Industrie 4.0 - Aachener Perspektiven. Aachen: Shaker, 2014, S. 35-68.

[11] Herfs, W.; Flender, J.; Storms, S.: Durchgängiges Model Engineering produktionsorientierter Digitaler Zwillinge. Entwurf eines Datenstruktur- und Modell-Management Ansatzes für Digitale Zwillinge auf Basis von Semantischen Webtechnologien. In: 19. Leitkongress der Mess- und Automatisierungstechnik: Seamless Convergence of Automation & IT: Automation. Baden-Baden, 3.-4. Juli 2018. Düsseldorf: VDI, 2018, S. 183-196.

[12] Pallasch, C.; Wein, S.; Hoffmann, N.; Obdenbusch, M.; Buchner, T.; Waltl, J.; Brecher, C.: Edge Powered Industrial Control: Concept for Combining Cloud and Automation Technologies. In: 2018 IEEE International Conference on Edge Computing: IEEE EDGE 2018: part of the 2018 IEEE World Congress on Services. San Francisco, CA, USA, 2.-7. Juli 2018. Piscataway, NJ: IEEE, 2018, S. 130-134.

[13] Hennecke, A.; Ruskowski, M.: Design of a flexible robot cell demonstrator based on CPPS concepts and technologies. In: Proceedings 2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). Sankt Petersburg, Russland, 15.-18. Mai 2018. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018, S. 534-539.

[14] Schel, D.; Henkel, C.; Stock, D.; Meyer, O.; Rauhöft, G.; Einberger, P.; Stöhr, M.; Daxer, M. A.; Seidelmann, J.: Manufacturing Service Bus: An Implementation. In: Procedia CIRP. 67. Jg., 2018, S. 179–184.

[15] Brecher, C.; Obdenbusch, M.; Buchsbaum, M.; Buchner, T.; Waltl, J.: Edge Computing und digitaler Schatten. Schlüsseltechnologien für die Automatisierung der Zukunft. In: wt Werkstattstechnik online. 108. Jg., 2018, Nr. 5, S. 313–318.

[16] Lueth, K. L.: IoT Platform Companies Landscape 2019/2020: 620 IoT Platforms globally. URL: https://iot-analytics.com/iot-platform-companies-landscape-2020/ [Stand: 05.05.2020].

[17] Smith, M.: IoT platform collaborations and consolidation are coming. URL: https://www.iot-now.com/2018/01/04/74061-iot-platform-collaborations-consolidation-coming/ [Stand: 05.05.2020].

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 1.1:

Prof. Dr.-Ing. Christian Brecher, Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. Kolja Bakarinow, Miele & Cie. KG Werk Euskirchen
Dr.-Ing. Tilman Buchner, The Boston Consulting Group GmbH
Nicolai Hoffmann, M.Sc. RWTH, Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. Arndt Kadelka, Deutsche Telekom AG
Dr.-Ing. Jens Ottnad, TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH + Co. KG
Dipl.-Ing. Katrin Schilling, Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen
Simon Storms, M.Sc. RWTH, Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen
Eberhard Wahl, TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH + Co. KG
Christian Wiebus, NXP Semiconductors Germany GmbH

1.2 Value Capture – Datengetriebene Geschäftsmodelle erfolgreich in produzierenden Unternehmen implementieren

G. Schuh, S. Breit, J. Echterfeld, T. Graberg, R. Kreutzer, S. Manz, M. Michaelis, M. Patzwald, T. Pieper, N. Schön, V. Volm

Gliederung

1 Ausgangssituation und Herausforderungen in der Praxis 38

2 Value Concept – Das Wertversprechen einer datengetriebenen Innovation systematisch konzipieren 40

2.1 Nutzenpotenziale systematisieren und mit Wertversprechen adressieren 41

2.1.1 Stakeholder identifizieren 41

2.1.2 Bedürfnisse analysieren und Nutzen adressieren 43

2.2 Datenströme strukturieren und Informationsbedarfe identifizieren 45

2.2.1 Charakterisierung und Strukturierung von Datenströmen 45

2.2.2 Informationsbedarf identifizieren 46

2.3 Zwischenfazit 47

3 Value Delivery – Das konzipierte Wertversprechen einer datengetriebenen Innovation erfolgreich umsetzen 48

3.1 Implementierungsvehikel definieren 48

3.2 Entwicklungsvorgehen gestalten 50

3.3 Zwischenfazit 51

4 Value Capture – Erfolgsfaktoren für die Implementierung von datengetriebenen Innovationen in produzierenden Unternehmen 52

5 Zusammenfassung und Fazit 53

Kurzfassung

Value Capture – Datengetriebene Geschäftsmodelle erfolgreich in produzierenden Unternehmen implementieren

Die digitale Vernetzung hat heute einen signifikanten Einfluss auf die Lebensrealität von Privatpersonen. Seit der Einführung des ersten iPhones im Jahr 2007 ist bei digitalen Produkten, Dienstleistungen und Geschäftsmodellen eine rapide Marktdurchdringung zu beobachten. Produzierende Unternehmen erschließen die Potenziale, die mit der digitalen Vernetzung verbunden sind, jedoch nur langsam, obwohl insbesondere die Verwendung von Daten aus dem Nutzungszyklus von Produkten große Chancen zur Realisierung neuer Umsatzerlöse darstellt. Wesentliche Ursache dafür ist, dass die Unternehmen sich mit der Herausforderung aus erforderlicher Geschwindigkeit zur erfolgreichen Umsetzung von digitalen Innovationen und der Bindung durch ihre Produktionsassets konfrontiert sehen.

Dieser Beitrag soll produzierenden Unternehmen einen Impuls aufzeigen, wie sie zusätzlichen Kundennutzen generieren können und mit welchen Vehikeln dieser den Kunden bereitgestellt werden kann. Anhand von fünf konkreten Fallstudien wird dargelegt, wie die theoretisch hergeleiteten und begründeten Ansätze in der Praxis bereits erfolgreich von produzierenden Unternehmen umgesetzt werden und welches dabei wesentliche Erfolgsfaktoren waren.

Abstract

Value Capture – How to implement data-driven business models successfully in manufacturing companies

Digital, connected technologies have a major impact on people's private lives today. Since the introduction of the first iPhone in 2007, digital products, services and business models have spread rapidly and widely. However, manufacturing companies are only slowly tapping the potential associated with digital networking, although the use of data from the product's usage cycle in particular offers great potential for generating new revenues. The main reason for this is that companies are confronted with the challenges of the speed required for the successful implementation of digital innovations and the binding through their production assets. This article is intended to give manufacturing companies an impulse on how they can generate additional customer value and which vehicles can be used to make this value available to customers. By means of five case studies, it will be shown how the theoretically derived and justified elements have already been successfully implemented in practice by manufacturing companies and what essential success factors were.

1 Ausgangssituation und Herausforderungen in der Praxis

Mit der Einführung des ersten iPhones im Jahr 2007 begann eine kontinuierliche und schnelle Digitalisierung des Privatlebens. So wurden im Jahr 2019 knapp 700.000 Stunden Videos auf Netflix geschaut und durchschnittlich 3,8 Mio. Suchanfragen pro Minute bei Google platziert. Die digitale Transformation aus Unternehmenssicht ist jedoch erst 2011 mit der Vorstellung der Hightech-Strategie der Bundesregierung auf der Hannovermesse verstärkt in den Fokus gerückt [1]. Mit dem Begriff Industrie 4.0 wurde die echtzeitfähige, intelligente, horizontale und vertikale Vernetzung von Menschen, Maschinen, Objekten und informations- und kommunikationstechnischen Systemen (IKT) zur dynamischen Beherrschung komplexer Systeme definiert [2]. Diese soll produzierende Unternehmen in Deutschland befähigen, eine Optimierung ihrer Produktionsprozesse, Produkte und Dienstleistungen durchzuführen und so die internationale Wettbewerbsfähigkeit deutscher Unternehmen zu stärken.

Angesichts der durch die Nutzung von Industrie 4.0 erwarteten Potenziale, wie bspw. einem Anstieg der Unternehmensproduktivität um bis zu 40 %, beschäftigt die Gestaltung dieses Wandels das Technologiemanagement bereits seit längerer Zeit [3]. Dabei beziehen sich die Aktivitäten der Unternehmen nicht nur auf die Optimierung der eigenen Wertschöpfung, sondern auch auf die Verwendung von Daten aus dem Nutzerzyklus der Produkte, um neue Umsatzmöglichkeiten zu erschließen. Eine besondere Herausforderung bei dem Management von Technologien hat dabei schon immer die Transition von einer bestehenden Technologie auf eine neue, performantere Substitutionstechnologie dargestellt. Diese hat FOSTER bereits 1986 basierend auf dem Technologielebenszyklus nach LITTLE identifiziert [4]. Im Kontext der digitalen Vernetzung muss das klassische *S-Kurvenmodell* jedoch adaptiert werden. MOORE formulierte 1965 die später als *Mooresches Gesetz* betitelte Aussage, dass sich die Anzahl an Transistoren, die in einen integrierten Schaltkreis festgelegter Größe passen, alle zwei Jahre verdoppelt. Dies führt dazu, dass die im S-Kurvenmodell auf der Ordinate dargestellte Leistungsfähigkeit für digitale Technologien stärker exponentiell ansteigt als bei „konventionellen“ Technologien. In der jüngeren Vergangenheit finden sich verschiedene Ereignisse, die dies belegen. So galt etwa das Brettspiel „Go“ als zu kompliziert, um von Computern erlernt zu werden, bis die künstliche Intelligenz AlphaGo im Jahr 2017 sogar den amtierenden Weltmeister schlagen konnte. Aber auch das erste wissenschaftliche Buch wurde im Jahr 2019 von einer künstlichen Intelligenz verfasst. Es kann daher zusammenfassend festgestellt werden, dass die traditionelle Herausforderung eines Technologiewechsels durch den exponentiellen Charakter digitaler Technologien weiter verschärft wird (siehe Bild 1). Die resultierende Geschwindigkeit stellt die Unternehmen dabei vor weitere Herausforderungen: Während in der Vergangenheit verpasste Trends durch einen gesteigerten F&E-Aufwand aufgeholt werden konnten, ist das Aufschließen zu *First-Movern* oder der *Early-Majority* in Bezug auf die Technologie kaum noch möglich, sodass sich infolge signifikante Wettbewerbsnachteile ergeben. Insbesondere für produzierende Unternehmen gestaltet sich dieser Wandel als herausfordernd. Da sich Unternehmen im Zuge ihrer kontinuierlichen Unternehmensentwicklung häufig immer weiter auf ihre Kernkompetenzen fokussieren, tun sie sich historisch gesehen schwer damit, außerhalb ihres Kerngeschäfts zu innovieren. Bei produzierenden Unternehmen liegen diese Kernkompetenzen weiterhin in Fertigungs- und nicht Informations- und Kommunikationstechnologien begründet.

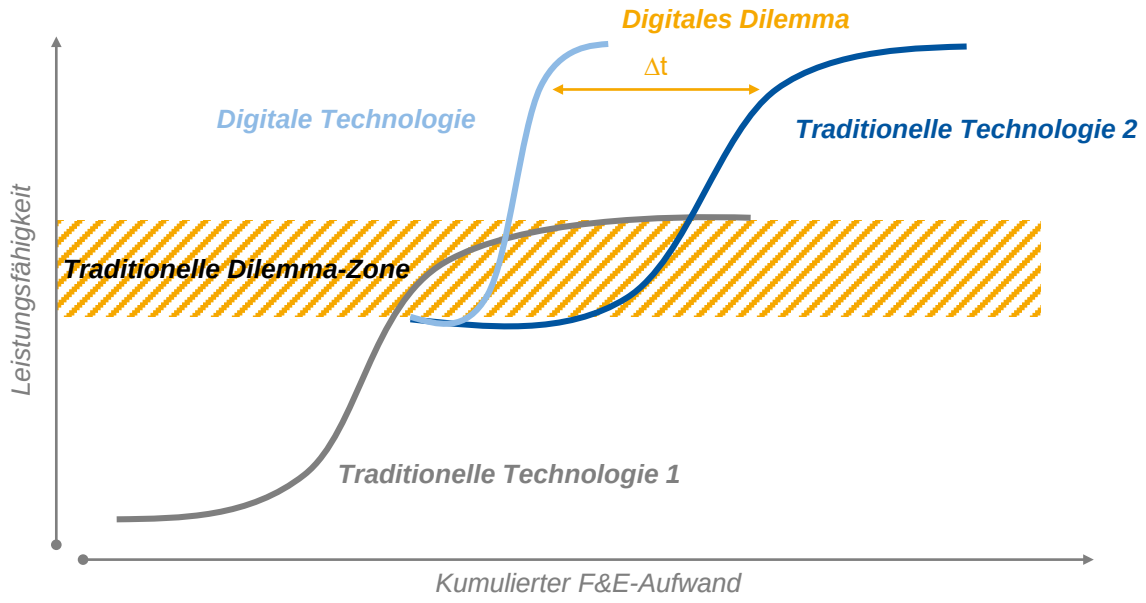


Bild 1: S-Kurven der Leistungsfähigkeit von traditionellen und digitalen Technologien in [4]

Im Vergleich zu Dienstleistungs- oder Softwareunternehmen kommt für produzierende Unternehmen erschwerend hinzu, dass sie aufgrund ihres Maschinenparks über eine hohe Kapitelbindung verfügen. Dies schränkt ihre Wandlungsfähigkeit ein und reduziert ihre Geschwindigkeit zur Exploration datengetriebener Innovationen. Letztere wird jedoch dringend benötigt, um nicht von den *First-Movern* des digitalen Wandels abgehängt zu werden. Bild 2 verdeutlicht den resultierenden Zielkonflikt zwischen Stabilität (für eine effiziente Organisation der Fertigungsbereiche) und Veränderung (für die Adaption neuer Technologien infolge der digitalen Transformation), den es für produzierende Unternehmen erfolgreich balancieren gilt.

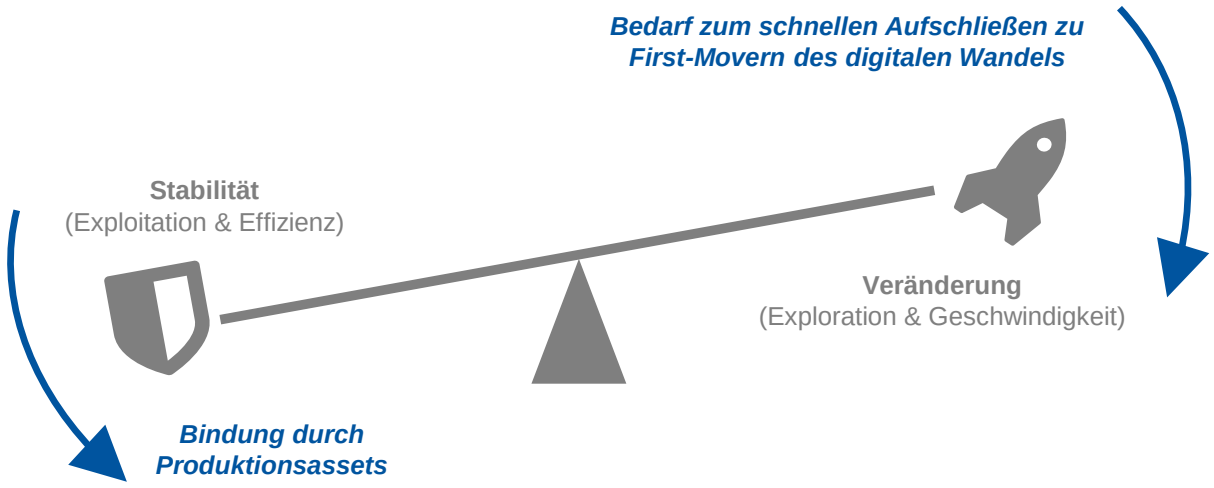


Bild 2: Veranschaulichung des Zielkonflikts produzierender Unternehmen

Um diesen Zielkonflikt zwischen Stabilität und Dynamik aufzulösen, wird von produzierenden Unternehmen derzeit häufig das Lösungskonzept der Agilität verfolgt – ablauf- sowie aufbauorganisatorisch. Dabei stammt die Praxis agiler Entwicklungsmethoden ur-

sprünglich aus der Softwareentwicklung und beschreibt einen Ansatz, der die Transparenz und Flexibilität des Entwicklungsprozesses steigern soll. Hierbei wird mittels eines schnelleren Einsatzes der Software in Prototypenstadien in Verbindung mit iterativen Feedbackschleifen ein reduziertes Entwicklungsrisiko realisiert. Nach diesen Entwicklungsgrundsätzen steht die funktionierende Software über einer ausführlichen Dokumentation, die Kundenzusammenarbeit über den Vertragsverhandlungen und das Reagieren auf Veränderungen über dem Befolgen eines Plans. Wesentlicher Kern hierfür ist die inkrementelle Vorgehensweise, die schnelles Feedback und Anpassungen ermöglicht und Unsicherheiten reduziert [5]. Dieses Konzept wurde von GANGULY ET AL. auf produzierende Unternehmen übertragen. Sie bezeichnen Agilität als die Fähigkeit, sich schnell, effizient und effektiv an jede unerwartete oder unvorhergesehene Änderung anzupassen, ohne die Kosten oder die Qualität der Produkte und Prozesse zu beeinträchtigen [6]. Vor dem Hintergrund der hohen Entwicklungs- und Adoptionsgeschwindigkeiten digitaler Technologien und der einhergehenden Unsicherheiten, zeigt das Lösungskonzept der Agilität einen Zielzustand für produzierende Unternehmen auf – der Transfer von der Softwarebranche in das produzierende Gewerbe ist in der Praxis jedoch oftmals nur schwer möglich [7].

Es kann daher zusammenfassend festgestellt werden, dass sich für produzierende Unternehmen die digitale Transformation als besonders herausfordernd darstellt. Aufgrund der exponentiellen Geschwindigkeit der digitalen Transformation sind Unternehmen mit der Herausforderung konfrontiert, Trends frühzeitig zu erkennen und schnell zu handeln, da ansonsten der Vorsprung von *First-Movern* häufig nicht mehr einzuholen sein wird. Gleichzeitig existiert bisher nur begrenzt Kenntnis bezüglich der Konzeption und Umsetzung digitaler Innovationen in produzierenden Unternehmen, da es keine ganzheitlich zusammenhängenden Erfolgsbeispiele gibt und ein Transfer über Branchengrenzen hinweg eine weitere Herausforderung darstellt. Der vorliegende Artikel soll daher einen Beitrag zu dieser Problemstellung leisten, indem Modelle und Methoden zur Realisierung eines zusätzlichen Kundennutzens durch digitale Innovation vorgestellt sowie an cross-industriellen Best-Practice Fallstudien verdeutlicht werden. Hierzu wird die erfolgreiche Implementierung datengetriebener Innovationen (*Value Capture*) in zwei ineinandergreifende Aspekte differenziert: Konzeption (*Value Concept*) und Realisierung (*Value Delivery*). Im Folgenden wird detaillierter auf die beiden Aspekte „*Value Concept* und *-Delivery*" eingegangen.

2 Value Concept – Das Werteversprechen einer datengetriebenen Innovation systematisch konzipieren

Zur Konzeption datengetriebener Innovationen sind insbesondere zwei Perspektiven von Interesse: einerseits der Blickwinkel auf die Datenströme als Quelle von Informationen sowie andererseits der Blickwinkel auf den (Mehr)Wert, den die Innovation einer gewissen Zielgruppe stiften soll. Dabei lassen sich grundsätzlich zwei verschiedene Vorgehensweisen differenzieren, wie die beiden Blickwinkel in einem umsetzbaren Werteversprechen vereint werden können.

In dem *„Inside-out"*-Ansatz stellen Unternehmen sich zunächst die Frage, auf welche Daten sie Zugriff haben und welchen Nutzen sie damit potenziell stiften können. Dies ist erfahrungsgemäß oftmals der erste Schritt für Unternehmen in Richtung datengetriebener Innovationen. Gleichzeitig limitiert die Prämisse der eigenen Daten den potenziellen Lösungsraum. In dem *„Outside-in"*-Ansatz stellen sich Unternehmen hingehen die Frage,

welchen Nutzen sie stiften wollen und welche Daten es hierfür bedarf. Durch das prinzipielle Einbeziehen externer Datenquellen entsteht daher ein größerer Lösungsraum. Beide Vorgehensweisen können komplementär genutzt werden, um unterschiedliche Konzepte für datengetriebene Innovationen zu genieren.

2.1 Nutzenpotenziale systematisieren und mit Werteversprechen adressieren

Zur systematischen Konzeption des Werteversprechens empfiehlt sich die Nutzung eines Ordnungsrahmens, welcher mögliche Nutzenpotenziale strukturiert. Nach KREUTZER werden hierzu in einem ersten Schritt mögliche Adressaten des Werteversprechens datengetriebener Innovationen identifiziert. Anschließend wird der Kontext der einzelnen Adressaten im Zusammenhang mit einer datengetriebenen Innovation näher beschrieben. Schließlich werden die Ziele der einzelnen Stakeholder abhängig von dem jeweiligen Kontext beschrieben. Da ein Nutzen im Allgemeinen durch die Befriedigung (latenter) Bedürfnisse generiert wird [8], können hieraus abschließend die konkreten Nutzenpotenziale datengetriebener Innovationen abgeleitet und zu einem Werteversprechen konfiguriert werden [9].

2.1.1 Stakeholder identifizieren

Im Allgemeinen sind produzierende Unternehmen in gewachsenen Branchen entlang von Wertschöpfungsketten organisiert [10]. Zur ganzheitlichen Identifikation relevanter Interessengruppen für datengetriebene Innovationen bietet sich daher eine Betrachtung der Wertschöpfungskette an [9].

Als relevante Akteure sind nach klassischer Betrachtung insbesondere jene zu identifizieren, welche an der Bereitstellung von kundenbezogenen oder direkt wertschöpfenden Leistungen beteiligt sind. Dies betrifft den Hersteller, deren Zulieferer sowie den Kunden des Produktes [11]. Als Abnehmer können hierbei sowohl die Geschäftskunden (B2B), als auch die End-Kunden (B2C) als Nutzer des Erzeugnisses in Betracht gezogen werden.

Hierdurch ergibt sich neben der physischen auch eine digitale Wertkette: Die bei dem Kunden oder Nutzer erhobenen Daten fließen rückwärts zu dem Hersteller und den Zulieferern. Vorwärts gerichtet werden diese in Form von datenbasierten Leistungsangeboten sowohl von Zulieferern und Herstellern als auch von Kunden und Nutzern verwertet. Bild 3 fasst die identifizierten Interessensgruppen zusammen, welche mit möglichen Nutzenpotenzialen digitaler Innovation adressiert werden können.

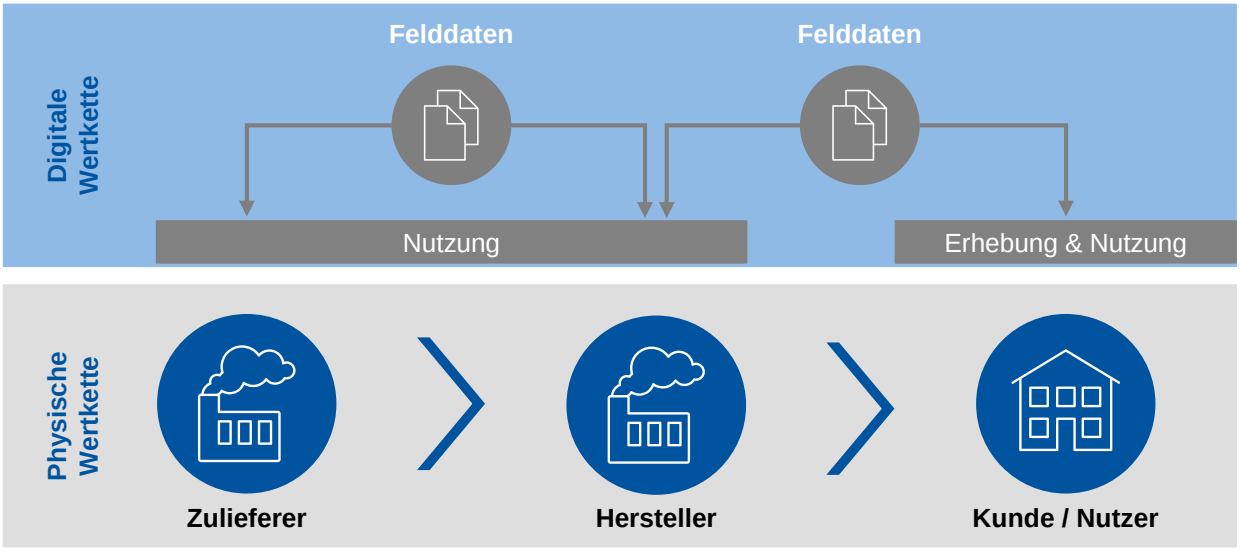


Bild 3: Wertschöpfungskette Cyber-Physischer Systeme nach [9] in Anlehnung an [11]

Exkurs: Digitale Ökosysteme und deren Stakeholder

Im Kontext digitaler Innovation ist ein Wandel in Richtung interaktiver, kollaborativer Wertschöpfung zu beobachten. Dabei steigt gleichzeitig der Vernetzungsgrad der (wertschöpfenden) Akteure [12]. Diese Vernetzung wird mittels Industrieplattformen[1] in digitalen Ökosystemen realisiert, welche neuartige Geschäftsmodelle mit stärker individualisierten und komplexeren Leistungsangeboten ermöglichen [12, 14][2].

Im Zuge dieser Plattformisierung lassen sich neue Stakeholder in Ergänzung zur klassichen Betrachtung identifizieren. Zum einen ist an dieser Stelle der Betreiber der Plattform zu nennen, dessen essentielle Tätigkeit in der Entwicklung und dem Management einer Plattform besteht. In der Praxis sind bei Plattformbetreibern unterschiedliche Rollen und Strategien zu beobachten. Diese definieren sich unter anderem durch die Offenheit der Plattform sowie derer Schnittstellen. Allgemein ist festzuhalten, dass die meisten Typen von Plattform-Unternehmen ihren Wettbewerbsvorteil durch Economies of Scale kreiren (bspw. Amazon, eBay, Uber, …). Hiervon differenzieren lassen sich sogenannte Organizer oder Orchestratoren, welche sich durch Economies of Fit vom Wettbewerb differenzieren [17].

Auf entsprechenden Industrieplattformen werden ebenfalls komplementäre (digitale) Dienstleistungen und Services angeboten, welche über die Kernfunktionalitäten der Plattform hinausgehen. Diese Enwickler und Anbieter von Komplementärleistungen werden als Komplementoren bezeichnet. Je nach Ausgestaltung der Industrieplattform können, aber müssen nicht zwangsläufig, Komplementor und Plattformbetreiber der identische Stakeholder sein [9].

Praxisbeispiel HOMAG: Tapio als Orchestrator der Holzindustrie

Die HOMAG Group AG ist ein deutscher Anbieter von Holzbearbeitungsmaschinen und Anlagen für die Möbel- und Holzbauindustrie. Als Tochter der HOMAG Group AG bietet tapio in Form einer IoT-Plattform ein offenes Ökosystem für die Wertschöpfungskette der Holzindustrie an. Dies beinhaltet insbesondere die Bereitstellung der Plattformtechnologie und Absicherung rechtlicher Randbedingungen für die datengetriebenen Innovationen von Komplementoren in Form von Services und digitalen Lösungen (vgl. Bild 4).

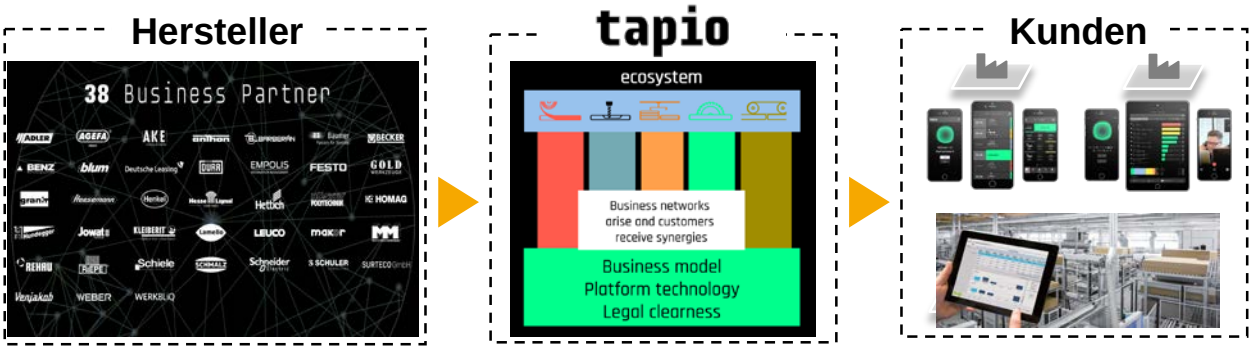


Bild 4: Praxisbeispiel einer Rolle als Ökosystem-Orchestrator von tapio

[1] Für eine differenzierte Betrachtung verschiedener Plattformtypen siehe [13].
[2] Für eine detaillierte Erläuterung von Pipeline- und Plattform-Geschäftsmodellen bei linearen Wertschöpfungsketten sowie bei hochvernetzten Wertschöpfungssystemen sei auf [15, 16] verwiesen.

Bezogen auf den Umgang mit den im Ökosystem der Holzindustrie auftretenden Daten nimmt tapio daher die Rolle eines Orchestrators ein. Erfolgskritisch hierbei ist insbesondere die neutrale Rolle und Offenheit von tapio gegenüber Drittanbietern, ohne welche eine kritische Masse und Vertrauen in die Plattform nicht zustande gekommen wäre.

2.1.2 Bedürfnisse analysieren und Nutzen adressieren

Im zweiten Schritt gilt es, den Kontext der jeweiligen Stakeholder für datengetriebene Innovationen näher zu beschreiben, um die Ziele und (latenten) Bedürfnisse systematisieren zu können [8]. Eine Möglichkeit, diesen Kontext der Interessensgruppen in Bezug auf produzierende Unternehmen ganzheitlich zu beschreiben, bietet der Produktlebenszyklus digitaler Innovationen. Dabei sind aus ingenieurwissenschaftlicher Sicht insbesondere die wertschöpfenden Phasen des Produktlebenszyklus relevant [9, 18].
Aus der Perspektive eines Herstellers von Werkzeugmaschinen des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus können vier Phasen differenziert werden: Erstens die *Entwicklungs-* (umfasst Planung und Entwicklung), zweitens die *Fertigungs-*, drittens der *Service-* und viertens die *End-Of-Life-Phase*. Hierbei bildet die Servicephase die direkte Schnittstelle des Herstellers zum Kunden. Für den Kunden wiederum gliedert sich die *Servicephase* des Herstellers in die Phasen *Entscheidung und Kauf*, *Nutzung* und *End-Of-Life [18–20]*. Bild 5 fasst die relevanten Phasen der Stakeholder zusammen.

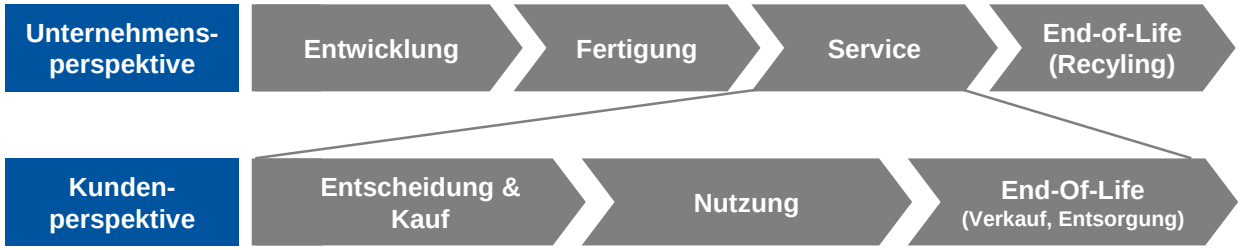


Bild 5: Produktlebenszyklus nach [9] in Anlehnung an [18–20]

Aufbauend auf dem Produktlebenszyklus können die Ziele und (latenten) Bedürfnisse der Stakeholder phasenspezifisch analysiert werden, um diese schließlich mit einem Werteversprechen durch eine datengetriebene Innovation zu adressieren. Im Folgenden wird dies exemplarisch für den Kunden eines Herstellers von Werkzeugmaschinen in der *Entscheidungs- und Kaufphase* dargestellt.

Bezüglich des Entscheidungsprozesses lässt sich zunächst feststellen, dass als Auslöser eines Kaufprozesses ein Bedürfnis steht. Zu dessen Befriedigung muss sich der Kunde in der Regel zwischen mehreren Handlungsalternativen entscheiden [21]. Eine bestmögliche Kaufentscheidung setzt voraus, dass der Kunde sowohl seine eigenen Bedürfnisse als auch den Anwendungskontext genau kennt. Dies ist aufgrund der eingeschränkten menschlichen Fähigkeit Informationen aufzunehmen und zu verarbeiten jedoch kaum möglich. Liegen dem Hersteller allerdings Felddaten des Kunden vor (vgl. Abschnitt 2.2 zu Nutzerdaten), lassen sich aus diesen Informationen über die exakten Bedürfnisse und den Anwendungskontext des Kunden gewinnen. Betreiber von Werkzeugmaschinen können somit Nutzenpotenziale realisieren, indem sie einem Kunden auf seine Bedürfnisse optimierte Produkte (beispielsweise Bearbeitungsstrategien) anbieten. In Bezug auf den Kaufprozess liegt demgegenüber eine möglichst effektive, schnelle Abwicklung im Interesse des Kunden. Diesem Bedürfnis kann mittels einer Beschleunigung des Kaufabwicklungsprozesses entgegengekommen werden, welche zum Beispiel durch die Anbindung eines digitalen Bezahl- und Auftragsverwaltungssystems realisiert wird. [9]

Durch analoges Vorgehen können Nutzenaspekte für die einzelnen Stakeholder phasenspezifisch identifiziert und mit einem Werteversprechen durch datengetriebene Innovationen adressiert werden. Bild 6 stellt einen Auszug möglicher Nutzenaspekte nach KREUTZER für ausgewählte Produktlebenszyklen und Stakeholder dar.

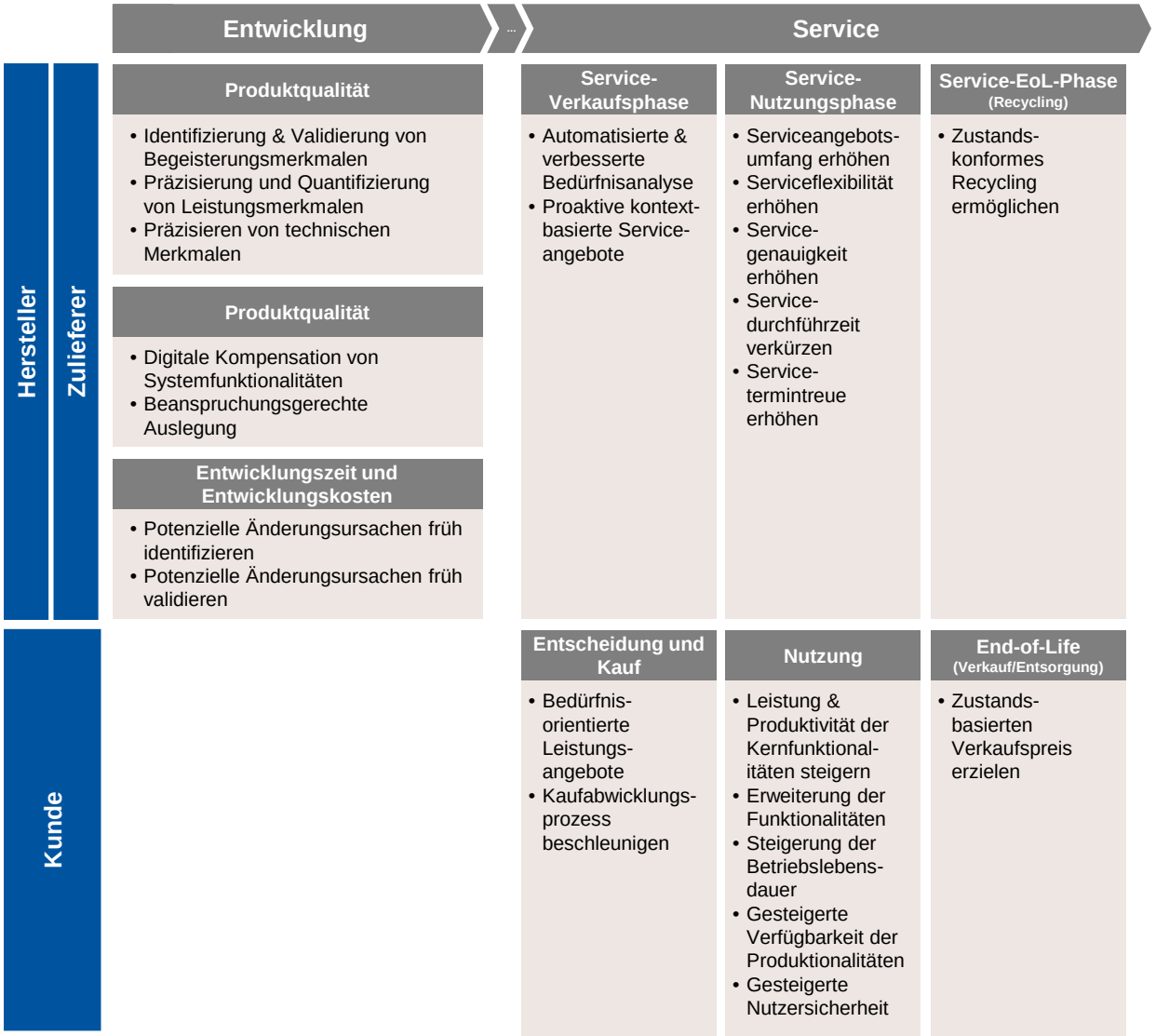


Bild 6: Nutzenaspekte von Cyber-Physischen Systemen spezifisch in Bezug auf Stakeholder und Produktlebenszyklus nach [9]

Praxisbeispiel Miele: Miele und MChef

Die Miele Cie. & KG ist ein deutscher Hersteller von Haushalts- und Gewerbegeräten im Premiumsegment. Eine Innovation aus dem Bereich der Küchengeräte stellte Miele im Jahr 2017 mit dem Dialoggarer vor. Dieser kombiniert klassische Beheizungsarten eines Backofens mit elektromagnetischen Wellen. Hierdurch können verschiedene Gerichte mittels gezielter Energieeinbringung simultan zubereitet werden. Komplementär hierzu bietet Miele mit MChef einen Service an, welcher hochwertige Menüs zur frischen Zubereitung beim Kunden vor Ort liefert. Dazu wird zusammen mit der Auslieferung der Gerichte ein Parametersatz für den Dialoggarer übermittelt, sodass die Speisen mit Hilfe eines Automatik-Programms individuell perfekt zubereitet werden.

Bild 7: Konzept der Fallstudie Miele und MChef

Bezogen auf das Werteversprechen der datengetriebenen Innovation fokussiert Miele mit dem Dialoggarer in Kombination mit MChef primär den (End-)Nutzer in der Entscheidungs- und Kaufs- sowie der Nutzungsphase. Die adressierten Nutzenpotenziale bei dem Nutzer umfassen insbesondere eine kurzfristige Verfügbarkeit der Menüs, eine bequeme Lieferung in Verbindung mit einer perfekten Zubereitung der einzelnen Gerichte.

2.2 Datenströme strukturieren und Informationsbedarfe identifizieren

Die wesentliche Grundlage für die zuvor abgeleiteten Nutzenaspekte bilden Daten als Träger von Informationen. Das Konzept einer datengetriebenen Innovation muss daher über die Frage des Werteversprechens hinaus auch Antworten zu den benötigten Daten und Informationsbedarfen geben. In diesem Zusammenhang empfiehlt es sich zunächst relevante Datenströme zu identifizieren und zu strukturieren. Anschließend können die Informationsbedarfe der Nutzenaspekte ermittelt und mit dem Informationsangebot unternehmensinterner und -externer Datenströme abgeglichen werden.

2.2.1 Charakterisierung und Strukturierung von Datenströmen

Zur Charakterisierung von Daten existiert eine Vielzahl von Ansätzen, welche Datenströme bspw. nach ihrer Struktur, ihrer Herkunft oder ihrem Inhalt differenzieren [22–25]. Da im vorliegenden Anwendungsfall Daten zur Umsetzung von Nutzenaspekten untersucht werden, erscheint eine Charakterisierung nach Dateninhalt zielführend [9]. Basierend hierauf können drei Kategorien von Datenströmen differenziert werden: *Technische Messgrößen*, *Nutzerdaten* und *Systemdaten*.

Im Kontext datengetriebener Innovationen entstammen *technische Messgrößen* maßgeblich der Sensorik oder Aktorik smarter (oder smartifizierter) Produkte [9]. Da sich die Daten der Aktorik nur fallspezifisch untersuchen lassen, werden im Weiteren nur die Datenströme der Sensorik betrachtet. Technische Messgrößen aus der Sensorik lassen sich zunächst in mehrere Parametergruppen einteilen – Form- und Stoffgrößen, Funktions- und Prozessgrößen sowie Umwelt-Wechselwirkungsgrößen [26]. Im Sinne der Systemtechnik lassen sich diese Parametergruppen bis zu den einzelnen Messgrößen (bspw. Stoffkonzentrationen oder Beschleunigungen) detaillieren [27].

Nutzerdaten umfassen Informationen bezüglich des Nutzers, seines Kontexts sowie seiner Interaktionen mit dem System. Sie spielen für Unternehmen eine entscheidende Rolle, da sie die Identifikation von Nutzerpräferenzen sowie -bedürfnissen und eine eindeutige

Zuordnung zu einem Individuum ermöglichen. Analog zu den technischen Messgrößen existiert auch zur weiteren Gliederung der nutzerbezogenen Daten eine Vielzahl von Ansätzen [28, 29]. Neben den Informationen über den Nutzer als solchen, dienen Nutzerdaten ebenfalls dazu charakteristische Nutzungsmuster in einem zugehörigen Kontext zu analysieren. Für den vorliegenden Fall ist eine Differenzierung in Persönlichkeitsdaten und Kontextinformation zielführend. Dabei beschreiben Persönlichkeitsdaten Ausprägungen von ausgewählten Attributen, die den Nutzer selbst charakterisieren, während Kontextdaten das Umfeld des Nutzerverhaltens erfassen. [9]
Schließlich fallen unter *Systemdaten* Informationen mit einem systeminternen Bezug zum Produkt selber. Diese können sich entweder auf physische (bspw. Konstruktionsstand eines Produktes) oder digitale Teile (bspw. Versionsnummer eines Softwarereleases) des cyber-physischen Systems beziehen [30].

Bild 8 fasst die relevanten Datenströme und deren Gliederungsstruktur bis zur ersten Ordnung zusammen. Auf dieser Basis können Informationsangebot und -bedarf für eine datengetriebene Innovation konzeptionell erfasst werden.

Bild 8: Strukturierung relevanter Datenströme von Felddaten smarter Produkte nach [9]

2.2.2 Informationsbedarf identifizieren

Auf Basis der Nutzenaspekte und Datenstrukturierung kann der Bedarf an Felddaten analysiert werden. Nach KREUTZER müssen die beiden Aspekte dazu in einen Zusammenhang gestellt werden. Dieser kann entweder auf analytisch-deduktive Art mittels theoretischer Überlegungen oder empirisch-induktiv mithilfe von Beobachtung realer Anwendungsfällen erfolgen. Für theoretische Überlegungen müssen Nutzenaspekte generisch formuliert werden, wobei diese generische Formulierung einer handlungsleitenden Durchführung wenig dienlich ist [9]. Insbesondere im Kontext eines industrienahen Expertenvortrags ist daher eine empirisch-induktive Vorgehensweise auf Grundlage realer Anwendungsfälle vorzuziehen, um der Bestimmung dieses Felddatenbedarfes praxisorientiert zu begegnen. Für eine detaillierte Ausführung des Vorgehens zur Gegenüberstellung von Felddaten und Nutzenaspekten sei auf [9] verwiesen.

Praxisbeispiel Syntegon: Data-Mining-as-a-Service

Die Syntegon Technology GmbH (ehemals Bosch Packaging) ist ein weltweiter Anbieter von Füll-, Prozess- und Verpackungstechnik. Das Angebot reicht dabei von einzelnen Maschinen bis hin zu Komplettlösungen, die sich insbesondere an die Nahrungsmittel- und Pharmaindustrie richten. Komplementär hierzu bietet Syntegon einen auf Data-Mining basierenden Service zur Optimierung und Fehlerursachenanalyse seiner bei Kunden in Betrieb befindlichen Anlagen an. Dabei schaffen sie es ihr tiefgehendes Domänenwissen zu Verpackungsprozessen und -anlagen in Verbindung mit Kompetenzen im Bereich Data Science als zusätzlichen Umsatzstrom zu monetisieren und die Datenasymmetrie zwischen OEM und (B2B-)Kunde aufzuheben (vgl. Bild 9).

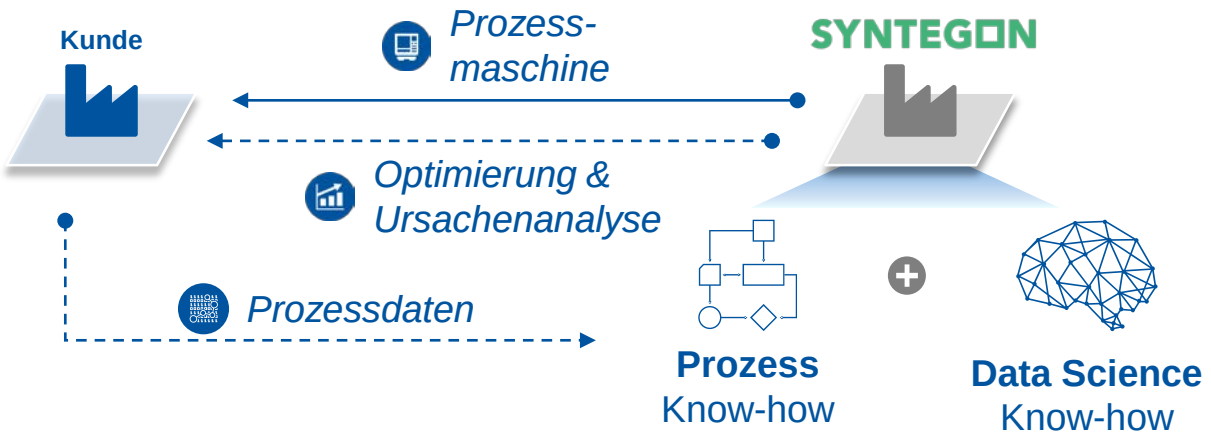


Bild 9: Praxisbeispiel eines Data-Mining-as-a-Service Angebots von Syntegon

Um das aus mehreren Nutzenpotenzialen bestehende Werteversprechen umsetzen zu können, bedarf es seitens Syntegon insbesondere der technischen Messgrößen aus den bei den Kunden befindlichen Anlagen. Aus der Aufbereitung und Analyse der technischen Messgrößen kann Syntegon in sehr kurzer Zeit Fehlerquellen (bspw. bei oder vor einem Stillstand der Prozessmaschine) identifizieren oder Empfehlungen zur Optimierung der Anlage geben.

2.3 Zwischenfazit

Aus der Synthese der vorgestellten Nutzenaspekte, der Datenstrukturierung sowie deren Verknüpfung kann abschließend das *Value Concept Modell* abgeleitet werden (vgl. Bild 10). Im Sinne eines Ordnungsrahmens kann das Modell von Anwendern aus der industriellen Praxis dazu genutzt werden, sich systematisch mit der Konzeption einer datengetriebenen Innovation auseinander zu setzen. Dabei zeigt es auf, mit welchen Fragestellungen sich Unternehmen fortlaufend kritisch auseinandersetzen sollten, um ein überzeugendes und gleichzeitig realisierbares Leistungsversprechen zu kreieren.

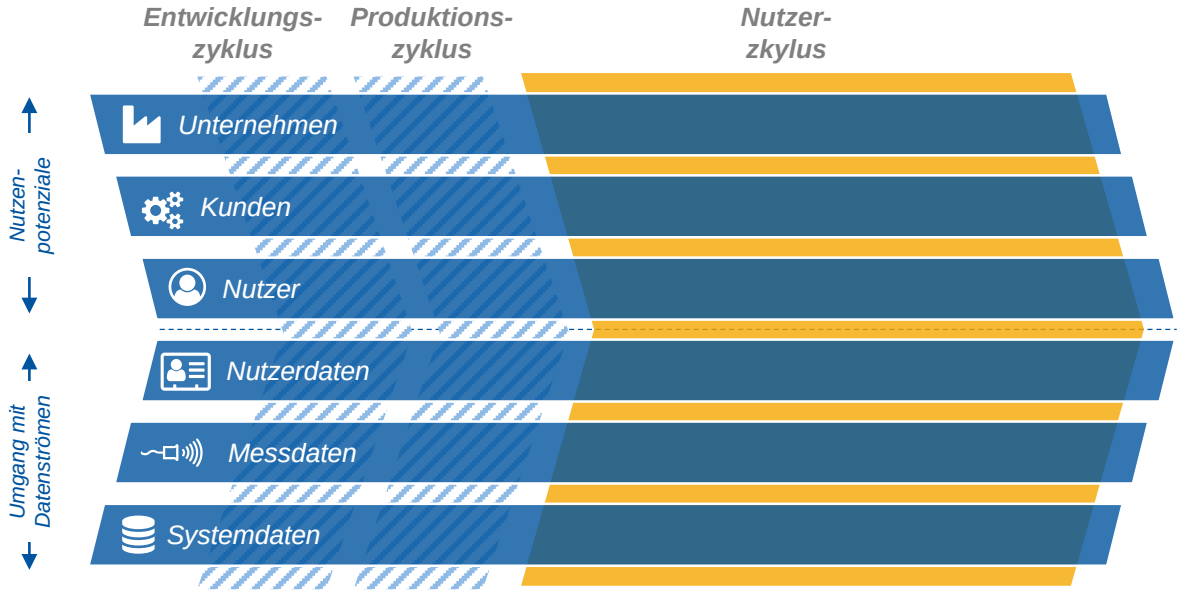


Bild 10: Value Concept Model für produzierende Unternehmen

3 Value Delivery – Das konzipierte Werteversprechen einer datengetriebenen Innovation erfolgreich umsetzen

Neben der Fragestellung nach dem Konzept einer datengetriebenen Innovation müssen produzierende Unternehmen sich mit der Fragestellung nach dessen Umsetzung (*Value Delivery*) auseinandersetzen. Hierfür sollen nachfolgend verschiedene Leistungssysteme vorgestellt werden, mit denen produzierende Unternehmen ihre Konzepte umsetzen können. Außerdem wird anhand verschiedener Fallstudien aus der Praxis aufgezeigt, welche unterschiedlichen Wege und Ausprägungen für eine erfolgreiche Umsetzung gangbar sind.

3.1 Implementierungsvehikel definieren

Für die Realisierung des im *Value Concept* definierten Nutzens müssen produzierende Unternehmen ein Vehikel zur Implementierung schaffen (bspw. als Produkt oder Dienstleistung), welches den Anwender- und/oder Kundennutzen erlebbar macht. Traditionell nutzen produzierende Unternehmen hierfür ihr physisches Produkt. Dieses kann im Kontext datenbasierter Geschäftsmodelle nach wie vor ein wesentlicher Bestandteil des *Value Delivery* sein. Darüber hinaus gehen Unternehmen zunehmend dazu über, zusätzlich zum physischen Produkt, komplementäre Dienstleistungen anzubieten und so ein zusammenhängendes Produkt-Service-System zu schaffen [31]. BELZ ET AL. haben dieses Zusammenspiel und den daraus resultierenden, zusätzlichen Kundennutzen bereits 1997 in ihrer Grundstruktur von Leistungssystemen beschrieben [32]. Das Produkt wird dabei in sieben Schalen von standardisierten und kundenindividuellen Dienstleistungen umgeben, welche einen monetarisierbaren Mehrwert schaffen (vgl. Bild 11).

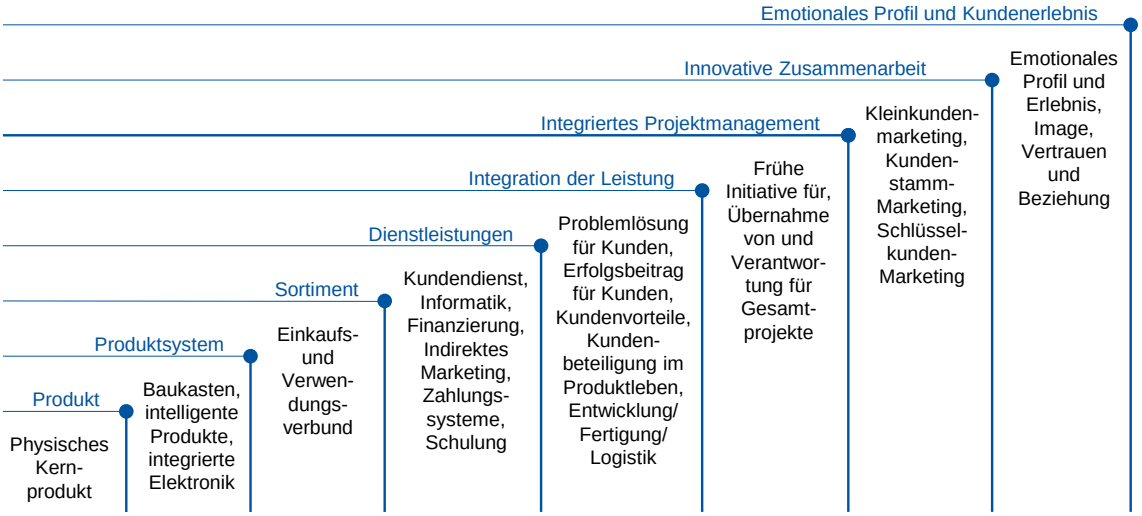


Bild 11: Struktur von Leistungssystemen nach [32]

Mit zunehmendem Abstand vom Kernprodukt sind die Inhalte der Schalen verstärkt für den Kunden zu individualisieren. Ziel der Konzeption eines Leistungssystems ist es, dass produzierende Unternehmen nicht eine beliebige Anzahl möglicher Dienstleistungen in ihrem Angebotsportfolio vorhalten, sondern ein kundenindividuelles Zusammenspiel aus physischem Produkt und komplementären Dienstleistungen schaffen. Auf diese Weise soll sichergestellt werden, dass sich das Dienstleistungsangebot am Kundenmehrwert ausrichtet und monetarisierbar ist.

In der Entwicklung digitaler Produkte oder Dienstleistungen muss daher das bestehende Leistungssystem und Geschäftsmodell kontinuierlich reflektiert werden. In bestimmten

Fällen sind die entwickelten Neuprodukte und -services nicht mit dem bestehenden Geschäftsmodell eines Unternehmens vereinbar. In solchen Fällen bedarf es eines zusätzlichen Geschäftsmodells, welches konzeptioniert und validiert werden muss.

Grundsätzlich ergeben sich so in Summe drei unterschiedliche Vehikel für produzierende Unternehmen, um das *Value Concept* für den Kunden erlebbar zu machen. Wie in Bild 12 dargestellt, sind dies ein physisches Produkt, eine Dienstleistung, die komplementär zu einem physischen Produkt angeboten wird oder ein Geschäftsmodell.

Bild 12: Grundsätzlich mögliche Arten des Value Delivery

Innerhalb dieser drei Kategorien kann darüber hinaus zwischen der Weiterentwicklung von bestehenden Angeboten sowie der Entwicklung von neuen Angeboten differenziert werden. Im Kontext datenbasierter Geschäftsmodelle bedeutet dies, dass entweder bereits bestehende Produkte, Dienstleistungen oder Geschäftsmodelle durch das Hinzufügen von Konnektivität und Intelligenz smartifiziert werden oder komplett neue Leistungen in den drei Dimensionen entwickelt werden. Aus der Synthese beider Perspektiven kann das *Value Delivery Modell* als ein zweiter Ordnungsrahmen aufgespannt werden *(vgl. Bild 13)*.

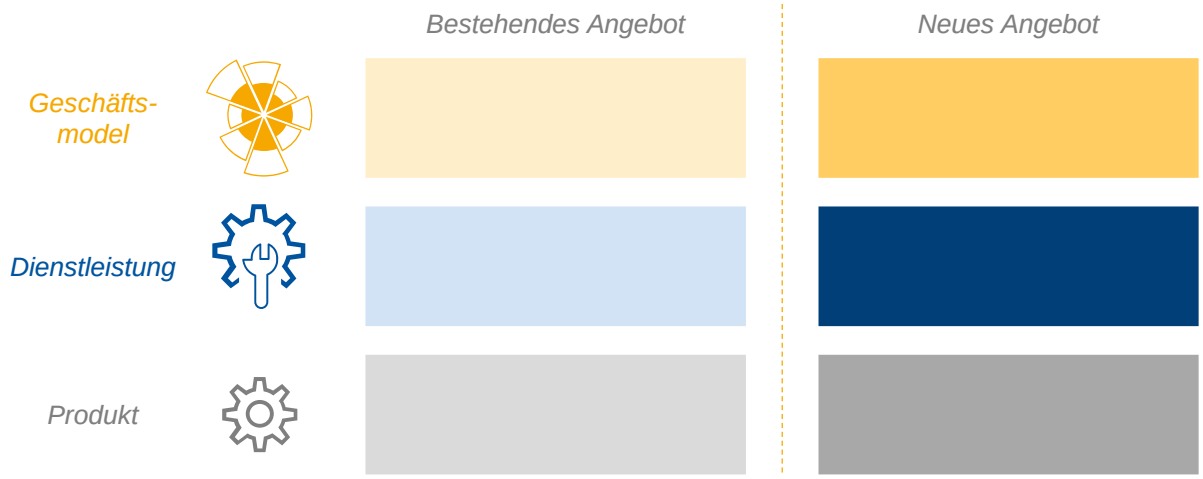


Bild 13: Value Delivery Modell für produzierende Unternehmen

In der Praxis zeigt sich, dass oftmals zunächst komplementäre Produkte und Services zu dem bestehenden Leistungsportfolio des Unternehmens entwickelt werden. Dabei ist festzuhalten, dass horizontale und vertikale Bewegungen durch das *Value Delivery Modell* unterschiedliche Impulse benötigen. In der Theorie werden im Kontext der digitalen Transformation sowohl *Top-down-* als auch *Bottom-up-Impulse* zur Identifizierung und Realisierung digital vernetzter Lösungen gefordert [2]. Im Rahmen der Fallstudien des Expertenkonsortiums hat sich jedoch gezeigt, dass *Bottom-up-Impulse* vor allem horizontale Veränderungen im *Value Delivery Modell* für produzierende Unternehmen auslösen. Zwischen den vertikalen Ebenen des Modells bestehen deutliche Resistenzzonen, die eine Überwindung durch reine *Bottom-up-Initiativen* sehr herausfordernd gestalten. Um die Transition zwischen zwei horizontalen Ebene erfolgreich zu gestalten, ist daher in der Regel ein *Top-down Management* und *-Promotor* von besonderer Relevanz.

Praxisbeispiel Körber Pharma: Komplementäre Services zu bestehendem Produkt

Körber Pharma ist Partner der internationalen Pharma- und Biotech-Industrie mit weltweiten Standorten. Sie bieten Lösungen für sichere und effiziente Prozesse in der Herstellung, Inspektion und Verpackung pharmazeutischer Produkte. Aufbauend auf den durch Körber bereitgestellten Verpackungsmaschinen wurden unterstützende Dienstleistungen für die Nutzungsphase des Produkts entwickelt. Durch Augmented Reality-Anwendungen werden die Kunden bei ihren Umrüstvorgängen sowie der zugehörigen Dokumentation unterstützt (vgl. Bild 14*).*

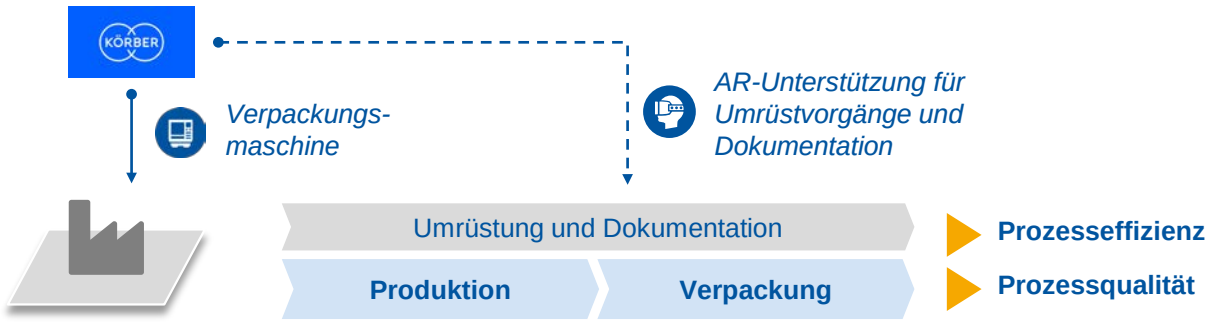


Bild 14: Praxisbeispiel komplementärer Services zu bestehendem Produkt von Körber Pharma

Bezogen auf den Umsetzungspfad dieser datengetriebenen Innovation wurde ein bestehendes Produkt smartifiziert und darauf basierend ein neues Dienstleistungsangebot entwickelt. Zukünftig soll der Service durch eine vertikale Transition im Value Delivery Modell um neue Geschäftsmodelle zur aufwandsbasierten Abrechnung von Leistungen erweitert werden.

3.2 Entwicklungsvorgehen gestalten

Bei der Entwicklung und Ausgestaltung des gewählten Umsetzungsvehikels für das *Value Concept* durchlaufen Unternehmen die drei Phasen der *Ideation, Exploration und Industrialisierung*, wie in Bild 15 dargestellt ist.

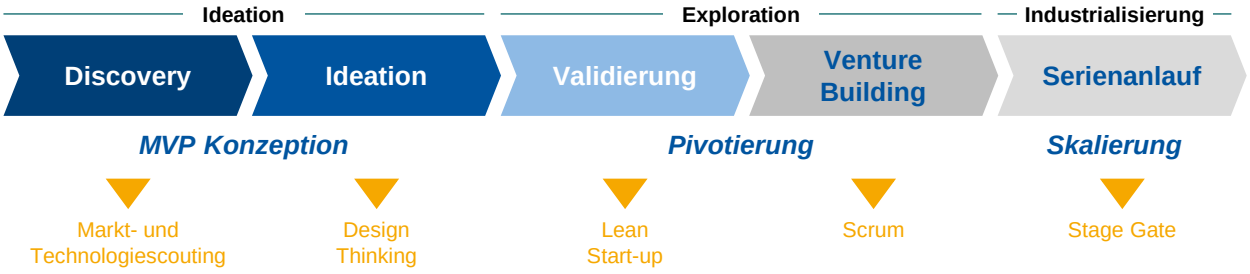


Bild 15: Stadien und Gestaltungsmöglichkeiten für das Entwicklungsvorgehen

Während traditionelle Entwicklungsprojekte in der Regel vollständig auf einem linearen *Stage Gate Prozess* beruhen, werden zur Umsetzung digitaler Transformationsprojekte aufgrund erhöhter Unsicherheiten oftmals iterative Entwicklungsmethoden genutzt. In Verbindung mit den im Kerngeschäft etablierten Entwicklungsmethoden unterstützt dies in produzierenden Unternehmen eine Balance zwischen Stabilität und Dynamik, (vgl. Bild 2). Bei den iterativen Lösungsansätzen liegt dabei der Fokus auf dem frühen Testen von Lösungshypothesen durch Minimum Viable Products (MVPs) und der schnellen Pivotierung des *Value Concepts*. In Kombination mit dem etablierten Stage Gate Prozess für eine sichere und effiziente Industrialisierung können die erfolgreich getesteten und validierten Lösungen skaliert werden.

Praxisbeispiel thyssenkrupp: carValoo als neues Geschäftsmodell

Die thyssenkrupp AG ist ein diversifizierter Industriekonzern mit traditionell hoher Werkstoffkompetenz und einem wachsenden Anteil an Industriegüter- und Dienstleistungsgeschäften. Das Geschäftsfeld „Automotive Technology" entwickelt und produziert Hightech-Komponenten und Anlagen für die Automobilindustrie. Dabei spielen eigenentwickelte mechatronische Lösungen mit Elektronik und Software für intelligente Fahrwerke eine zunehmend größere Rolle. Als Corporate Start-up von thyssenkrupp bietet carValoo einen datengetriebenen Service für Flottenbetreiber an, welcher das bestehende Kerngeschäft des Geschäftsfelds „Automotive Technology" kompetenz- und marktseitig erweitert. Der Cloud-Service von carValoo ermöglicht die automatische Erkennung und detaillierte Beschreibung von Fahrzeugbeschädigungen. Mit Hilfe von carValoo können außerdem sämtliche fahrbedingte Zustände des Fahrzeugs im laufenden Betrieb erfasst werden, wodurch eine Einsicht in eine unabhängige und lückenlose digitale Nutzungshistorie für jeden gefahrenen Kilometer für den Kunden ermöglicht wird. Der Service ist herstellerunabhängig und in Kombination mit etablierter Telematik-Hardware nachrüstbar.

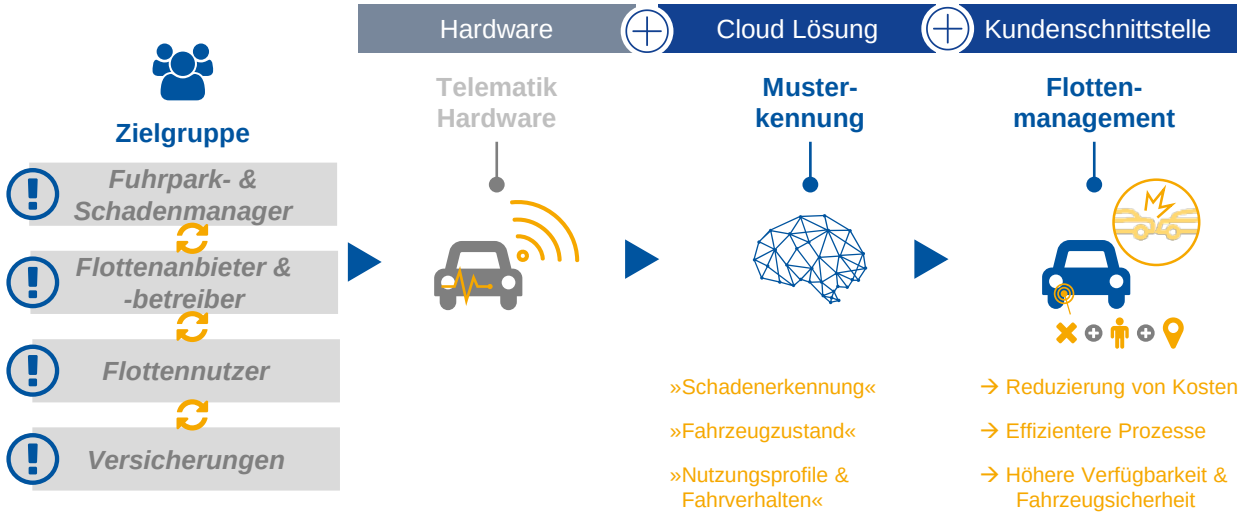


Bild 16: Praxisbeispiel eines datengetriebenen Geschäftsmodells von thyssenkrupp und carValoo

Bezogen auf die Gestaltung des Entwicklungsvorgehens war ein wesentlicher Erfolgsfaktor von carValoo die schnelle Pivotierung des geplanten Produkts. Initial als smarte Lösung für Dämpfer konzipiert, wurde basierend auf dem vorhandenen Know-how im Bereich der Fahrwerksysteme der Zielmarkt breiter gedacht und ein neues Produkt für die Zielgruppe der professionellen Flottenbetreiber entwickelt. Um die Geschwindigkeit der Validierung von Lösungshypothesen zu erhöhen wurde Value Concept und Delivery mehrfach pivotiert. So bietet carValoo mittlerweile einen Service mit eigenem Geschäftsmodell an, in dessen Mittelpunkt die Datenanalytik in der Cloud und nicht das smarte Produkt steht.

3.3 Zwischenfazit

In Verbindung ergeben die beiden vorgestellten Modelle zum *Value Concept* und *Delivery* ein Rahmenwerk, welches Unternehmen dazu befähigt, eine monetarisierbare Implementierung datengetriebener Innovationen (*Value Capture*) systematisch zu durchdringen (vgl. Bild 17). Im Sinne einer Planung erlaubt das *Value Capture Modell* ebenfalls die Inkrementalisierung und Sequenzierung von Leistungsbestandteilen. So können seitens

des *Value Concept* geänderte oder erweiterte Nutzenaspekte und seitens des *Value Delivery* neue und bestehende Angebote über verschiedene Schalen des Leistungssystems zeitlich zu Implementierungspfaden verknüpft werden.

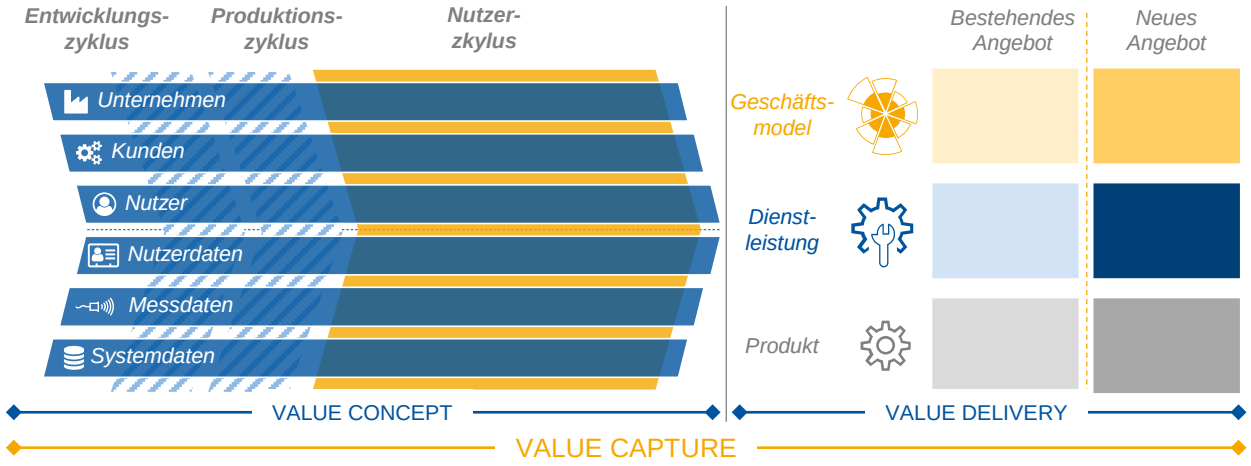


Bild 17: Value Capture Modell für produzierende Unternehmen

4 Value Capture – Erfolgsfaktoren für die Implementierung von datengetriebenen Innovationen in produzierenden Unternehmen

Übergreifend können die im Rahmen der Fallstudien gewonnenen Erkenntnisse zur Gestaltung des *Value Capture* in der Praxis in vier zentralen Handlungsempfehlungen zusammengefasst werden.

Den Kundennutzen in den Mittelpunkt einer datengetriebenen Innovation stellen

Ausgangspunkt für datengetriebene Innovationen muss der Kundennutzen sein. Es gilt daher zunächst im *Value Concept* den klaren Kundennutzen zu erarbeiten, welcher anschließend im Rahmen des *Value Delivery* implementiert und monetisiert werden kann. Dabei bedarf es keineswegs eines „finalen" Konzepts, sondern einer grundsätzlichen Lösungshypothese, welche mittels einer Markt- und Technologieexploration geschärft wird.

Datengetriebene Innovationen in Ökosystemen organisieren

Über Innovationen sollen neben anderen Zielen vor allem nachhaltige Wettbewerbsvorteile generiert werden. Um diese Wettbewerbsvorteile langfristig gegenüber bestehenden oder neuen Wettbewerbern verteidigen zu können, müssen produzierende Unternehmen die datengetriebenen Produkte, Services oder Geschäftsmodelle auf einem „*Unfair Advantage*" aufbauen. Dieser liegt im Fall des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus häufig im spezialisierten Domänenwissen (bspw. Prozessverständnis oder Kundenzugang) begründet. Eine weitere Schutzebene gegen die Substitution ihrer Innovationen können Unternehmen erreichen, indem sie alle drei Ebenen des „*Value Delivery*" (Produkt, Service und Geschäftsmodell) gleichermaßen adressieren. Durch dieses Vorgehen in Ökosystemen erschaffen Unternehmen physische sowie digitale Eintrittsbarrieren, welche von branchenfremden Wettbewerbern nur schwer überwunden werden können.

Datengetriebene Innovationen benötigen Mut und Schnelligkeit

Um eben diese Eintrittsbarrieren in einer schnelllebigen, digitalen Welt rechtzeitig erschaffen zu können bedarf es Geschwindigkeit. Hierbei entspricht das finale Lösungskonzept (*Value Concept*) in den seltensten Fällen der ersten Lösungshypothese (vgl. die Ausführungen zur Fallstudie thyssenkrupp & carValoo). Daher ist vielmehr ein kontinuierliches Pivotieren und Mut anstelle eines „*First-time Right*"-Ansatzes gefragt, um ein

monetisierbares Werteversprechen zu entwickeln und die zugehörige Nische zu finden. Gleichermaßen ist der Mut des Top-Managements bei den Transitionen zwischen den Produkt-, Service- oder Geschäftsmodellphasen gefragt. „Bottom-up" werden datengetriebene Innovationen diese Phasensprünge ohne ein aktives Top-level-Management nicht überwinden können.

Das Potenzial liegt oftmals in der Orchestration von B2B-Nischen

Endkundenplattformen (B2C) im Sinne von „*Two & Multi-Sided Markets*" (Amazon, eBay, Uber, Airbnb, …) sind nicht die einzigen datengetriebenen Geschäftsmodelle, welche erfolgreich skalieren. Insbesondere der deutsche Maschinen- und Anlagenbau besitzt hervorragende Voraussetzungen für eine Rolle als branchenspezifischer *Orchestrator* in einer B2B-Nische. Hierfür bedarf es des spezifischen Domänenwissens, des Zugangs zu Kunden und Lieferanten sowie des Vertrauens relevanter Stakeholder entlang der Wertschöpfungskette, um die kritische Masse aufzubauen (vgl. die Ausführungen zur Fallstudie HOMAG Group & tapio).

5 Zusammenfassung und Fazit

Das Thema Industrie 4.0 bietet produzierenden Unternehmen eine Vielzahl von Potenzialen. Insbesondere die Verwendung von Daten aus der Nutzungsphase der angebotenen Leistungen bietet produzierenden Unternehmen die Chance, zusätzlich Umsatzströme zu realisieren. Bei der Realisierung dieser datengetriebenen Potenziale sehen sich die Unternehmen jedoch mit einem Zielkonflikt aus Stabilität für eine effiziente Organisation und der erforderlichen Schnelligkeit zur erfolgreichen Partizipation an digitalen Marktpotenzialen konfrontiert. Um hierfür die Balance zu finden, stellt das Konzept der Agilität ein geeignetes Lösungsvehikel dar.

Zur Erarbeitung eines Werteversprechens (*Value Concept*) datengetriebener Innovationen müssen deren Nutzenpotenziale erkannt und schließlich mit den zugrundeliegenden Daten in Verbindung gesetzt werden. Grundsätzlich sollten produzierende Unternehmen durch die komplementäre Anwendung der Ansätze „*Inside-Out*" und „*Outside-In*" überzeugende und gleichzeitig realisierbare Leistungsversprechen erarbeiten.

Aufbauend auf dem entwickelten *Value Concept* müssen produzierende Unternehmen das für ihren Anwendungsfall passende Umsetzungsvehikel definieren. Hierfür eignen sich die drei grundsätzlichen Typen Produkt, Dienstleistung und Geschäftsmodell. Zu unterscheiden ist dabei zwischen der Smartifizierung bestehender Leistungen und der Entwicklung vollständig neuer Leistungen.

Aus den dargestellten Praxisbeispielen lassen sich vier Erfolgsfaktoren identifizieren, um datengetriebene Innovationen erfolgreich zu implementieren. Hierzu gehört zunächst die Orientierung am Kundennutzen als zentrales Gestaltungskriterium der Innovation. Darüber hinaus kann ein langfristig nachhaltiger Wettbewerbsvorteil erzielt werden, wenn datengetriebene Innovationen in Ökosystemen eingebettet sind. Ein weiterer Faktor besteht im schnellen und mutigen Handeln, welches nicht zuletzt durch das Top-Management vorgelebt werden muss. Zudem kann festgestellt werden, dass für den deutschen Maschinen- und Anlagenbau die Rolle des Orchestrators in B2B-Nischenmärkten besonderes Potenzial bietet.

Abschließend kann festgehalten werden, dass eine erfolgreiche Umsetzung digitaler Innovationen auf bestehenden Wettbewerbsvorteilen aufsetzen und diese ausbauen sollte. Erste monetarisierbare Ansätze fokussieren Kundenbedürfnisse in Ökosystemen, deren

Mehrwert transparent aufgezeigt werden kann. Auf dem Weg dorthin sollten Unternehmen iterative Methoden nutzen, insbesondere um initiale Unsicherheiten zu überwinden und der erhöhten Veränderungsgeschwindigkeit der Umwelt gerecht werden zu können.

Literatur

[1] Kagermann, H.; Wahlster, W.; Helbig, J.: Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0. Abschlussbericht des Arbeitskreises Industrie 4.0. Frankfurt am Main: acatech, 2013.

[2] Schuh, G.; Boos, W.; Kelzenberg, C.; Lange, J. de; Stracke, F.; Helbig, J.; Boshof, J.; Ebbecke, C.: Industrie 4.0: Implement it! Ein Leitfaden zur erfolgreichen Implementierung von Industrie 4.0-Lösungen. Aachen: Werkzeugmaschinenlabor der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen, 2018.

[3] Behrendt, A.; Müller, N.; Schmitz, C.: Mit Industrie 4.0 zu mehr Produktivität. Keine Revolution, sondern eine Weiterentwicklung. URL: https://www.handelsblatt.com/adv/newrealities/keine-revolution-sondern-eine-weiterentwicklung-mit-industrie-4-0-zu-mehr-produktivitaet/19303360.html?ticket=ST-840656-OmRfkQaTbEZnMRsEkQa0-ap3 [Stand: 27.02.2020].

[4] Foster, R. N.: Innovation. Die technologische Offensive. Wiesbaden: Gabler, 1986.

[5] Beck, K.; Beedle, M.; Bennekum, A. v.; Cockburn, A.; Cunningham, W.; Fowler, M.; Grenning, J.; Highsmith, J.; Hunt, A.; Jeffries, R.; Kern, J.; Marick, B.; Martin, R. C.; Mellor, S.; Schwaber, K.; Sutherland, J.; Thomas, D.: Agile Manifesto. Manifesto for Agile Software Development. 2001.

[6] Ganguly, A.; Nilchiani, R.; Farr, J. V.: Evaluating agility in corporate enterprises. In: International Journal of Production Economics. 118. Jg., 2009, Nr. 2, S. 410–423.

[7] Nishijima, R. T.; Dos Santos, J. G.: The Challenge Of Implementing Scrum Agile Methodology In A Traditional Development Environment. In: International Journal Of Computer & Technology. 5. Jg., 2013, Nr. 2, S. 98–108.

[8] Hohl, N.: Nutzen als Basis von Kaufentscheidungen. Die Bedeutung von Bedürfnissen und Ressourcen für das Konsumentenverhalten. Frankfurt am Main: Peter Lang, 2011.

[9] Kreutzer, R.: Methodik zur Bestimmung der Nutzenpotenziale von Felddaten cyber-physischer Systeme. Diss. RWTH Aachen, 2019.

[10] Porter, M. E.: Wettbewerbsvorteile. Spitzenleistungen erreichen und behaupten. 8., durchges. Aufl. Frankfurt am Main: Campus, 2014.

[11] Rüegg-Stürm, J.: Das neue St. Galler Management-Modell. Grundkategorien einer integrierten Managementlehre; der HSG-Ansatz, 8. Nachdr. d. 2. durchgesehenen u. korr. Aufl. Bern: Haupt, 2005.

[12] Geisberger, E.; Broy, M.: agendaCPS. Integrierte Forschungsagenda Cyber-Physical Systems. Berlin: Springer, 2012.

[13] Gawer, A.; Cusumano, M. A.: Industry Platforms and Ecosystem Innovation. In: Journal of Product Innovation Management. 31. Jg., 2014, Nr. 3, S. 417–433.

[14] Schatz, A.; Bauernhansl, T.: Geschäftsmodell-Innovationen. In: Vogel-Heuser, B.; Bauernhansl, T.; Hompel, M. t. (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0. Bd.1. Berlin: Springer, 2017, S. 245–260.

[15] Alstyne, M. v.; Parker, G.; Choudary, S. P.: Pipelines, platforms, and the new rules of strategy. In: Havard Business Review. 94. Jg., 2016, Nr. 4, S. 54–62.

[16] Parker, G.; Alstyne, M. v.; Choudary, S. P.: Platform revolution. How networked markets are transforming the economy - and how to make them work for you. New York: W.W. Norton & Company, 2016.

[17] Strongin, S.; Hindlian, A.; Lawson, S.; Banerjee, S.; Duggan, D.: A Survivor's Guide To Disruption. New York 2019. URL: https://www.goldmansachs.com/insights/pages/gs-research/survivors-guide-to-disruption/report.pdf [Stand: 11.05.2020].

[18] Wiendahl, H.-P.; Wiendahl, H.-H.: Betriebsorganisation für Ingenieure. Mit 279 Abbildungen, 9., vollständig überarbeitete Auflage. München: Hanser, 2019.

[19] Aurich, J. C.; Clement, M. H.: Produkt-Service Systeme. Gestaltung und Realisierung. Berlin: Springer, 2010.

[20] Eigner, M.; Stelzer, R.: Product Lifecycle Management. Ein Leitfaden für Product Development und Life Cycle Management. 2., neu bearb. Aufl. Dordrecht: Springer, 2013.

[21] Scholz, M.: Die Conjoint Analyse als Instrument zur Nutzenmessung in Produktempfehlungssystemen, Dissertation. Passau: Logos, 2009.

[22] Dinter, B.; Franz, T.; Grapenthin, S.; Konrad, R.; Nienke, S.; Velten, C.: Big Data und Geschäftsmodell-Innovationen in der Praxis. 40+ Beispiele. Berlin 2015. URL: https://www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/151229-Big-Data-und-GM-Innovationen.pdf [Stand: 11.05.2020].

[23] Otto, B.; Hompel, M. t.; Wrobel, S.: Industrial Data Space. In: Neugebauer, R. (Hrsg.): Digitalisierung. Berlin: Springer, 2018, S. 113–133.

[24] Spitta, T.; Bick, M.: Informationswirtschaft. Eine Einführung. 2., überarb. und erw. Aufl. Berlin: Springer, 2008.

[25] Wohltmann, H.-W.; Lackers, R.; Siepermann, M.: Stichwort: Daten. In: Springer Gabler Verlag (Hrsg.): Gabler Wirtschaftslexikon. Wiesbaden: Springer Gabler Verlag 2020. URL: https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/daten-30636 [Stand: 11.05.2020].

[26] Czichos, H.; Daum, W.: Meßtechnik und Sensorik. In: Grote, K.-H.; Feldhusen, J. (Hrsg.): Dubbel. Taschenbuch für den Maschinenbau. Berlin: Springer, 2007, S. W1-W37.

[27] Hering, E.; Schönfelder, G.: Sensoren in Wissenschaft und Technik. Funktionsweise und Einsatzgebiete. Wiesbaden: Vieweg+Teubner, 2012.

[28] Schilit, B. N.; Theimer, M. M.: Disseminating active map information to mobile hosts. In: IEEE Network. 8. Jg., 1994, Nr. 5, S. 22–32.

[29] Brown, P. J.; Bovey, J. D.; Chen, X.: Context-aware applications: from the laboratory to the marketplace. In: IEEE Personal Communications. 4. Jg., 1997, Nr. 5, S. 58–64.

[30] Bitkom, VDMA, ZVEI: Umsetzungsstrategie Industrie 4.0. Ergebnisbericht der Plattform Industrie 4.0. S. l.: Bitkom, VDMA, ZVEI, 2015.

[31] Thomas, O.: Dienstleistungsmodellierung 2012. Product-Service Systems und Produktivität. Wiesbaden: Springer, 2013.

[32] Belz, C.: Industrie als Dienstleister. St. Gallen: Thexis, 1997.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 1.2:

Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt. Ing. Günther Schuh, WZL der RWTH Aachen, Fraunhofer IPT
Dr.-Ing. S. Breit, Miele & Cie. KG, Gütersloh
Dr.-Ing. J. Echterfeld, Miele & Cie. KG, Gütersloh
T. Graberg, WZL der RWTH Aachen, Aachen
Dr.-Ing. R. Kreutzer, Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie IPT, Aachen
S. Manz, Syntegon Technology GmbH, Waiblingen
Dr. rer. nat. M. Michaelis, Syntegon Technology GmbH, Waiblingen
M. Patzwald, Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie IPT, Aachen
Dr. rer. pol. T. Pieper, Körber Pharma GmbH, Hamburg
N. Schön, carValoo & thyssenkrupp AG, Essen
M. Volm, tapio GmbH & HOMAG Group AG, Nagold

1.3 Individuelle Prozessketten im Werkzeugbau durch daten- und modellbasierte Prognosen

T. Bergs, K. Arntz, M. Prümmer, M. Wilms

Gliederung

1 Einleitung 59
1.1 Aktuelle Konjunkturlage 59
1.2 Produktivitätssteigerung durch Technologieoptimierung 60
2 Status quo 61
2.1 Herausforderungen zur Umsetzung von individuellen Prozessketten 62
2.2 Prognosefähigkeit in der mechanischen Fertigung 63
3 Implementierung von individuellen Prozessketten 65
3.1 Klassifizierung von Bauteil, Maschine und Technologie 65
3.2 Erhöhung der Prognosefähigkeit durch modellbasierte Methoden 67
3.3 Erhöhung der Prognosefähigkeit durch datenbasierte Methoden 71
3.4 Datenstruktur für Fertigungsdaten 72
3.5 Ausblick: Kopplung von modell- und datenbasierten Methoden 74
4 Zusammenfassung und Fazit 75
5 Literatur 77

Kurzfassung

Individuelle Prozessketten im Werkzeugbau durch daten- und modellbasierte Prognosen

Konnte sich der Werkzeugbau in der Vergangenheit durch die eigene Innovationskraft vom globalen Markt differenzieren, so muss er sich heutzutage durch die Effizienzsteigerung in der Fertigung und die Senkung der Produktionskosten vom Markt abgrenzen. Der heterogene Einsatz verschiedenster Fertigungstechnologien erzeugt einen hohen Planungsaufwand in der Unikatfertigung und erfordert technologieübergreifendes Prozessverständnis. Auf Basis dieser Komplexität resultieren starke Abweichungen der prognostizierten und tatsächlichen Bearbeitungszeiten, sowohl auf Einzeltechnologieebene als auch technologieübergreifend. Dies hat zur Folge, dass deutliche Potenziale in der Fertigung liegen gelassen werden. Ein möglicher Lösungsansatz diese Potenziale zu nutzen, liegt in der Implementierung von individuellen und adaptiven Prozessketten, sodass bei Störungen wie bspw. einem Maschinenausfall oder Eilaufträgen, auch technologieübergreifend umgeplant werden kann. Zur Integration von individuellen Prozessketten müssen jedoch einige Herausforderungen überwunden werden, wie bspw. die Erhöhung der Prognosefähigkeit und die Klassifizierung von Bauteilen in der Unikatfertigung. Durch die Kopplung von modell- und datenbasierten Methoden kann die Anzahl an benötigten Daten reduziert und die Prognosefähigkeit gesteigert werden. Darüber hinaus ist die Maschinendatenverfügbarkeit und -verarbeitung entscheidend um weiteres Prozesswissen für die Entscheidungsfindung und Arbeitsplanerstellung zu generieren.

Abstract

Individual manufacturing process chains in tooling by data driven and model based forecast methods

In the past, toolmaking was able to differentiate itself from the global market through its own innovative strength but today it must distinguish itself from the market by increasing efficiency in manufacturing and reducing production costs. The heterogeneous use of different manufacturing technologies generates a high planning effort in the one-off production and requires an understanding of processes across technologies. Based on this complexity, strong deviations of the predicted and actual processing times result, both on the individual technology level and across technologies. As a result, significant potentials are not exploited in manufacturing. One possible approach to exploit this potential lies in the implementation of individual and adaptive process chains, so that in the event of disturbances such as machine failure or rush orders, it is also possible to reschedule across technologies. To integrate individual process chains, however, a number of challenges must be overcome, such as increasing the ability to forecast and classify parts in one-off production. By interlinking data driven and model based methods, the amount of required data can be reduced and the forecasting ability will be increased. In addition, machine data availability and processing is crucial to generate further process knowledge for decision making and work plan generation.

1 Einleitung

1.1 Aktuelle Konjunkturlage

Im internationalen Vergleich hat der deutsche Werkzeugbau hinsichtlich der Qualität der Werkzeuge einen exzellenten Ruf. Gemessen an der Anzahl der Mitarbeiter und der Betriebe ist der deutsche Werkzeugbau im Vergleich zur produzierenden Industrie eine relativ kleine Branche. Laut dem VDMA gibt es rund 3.800 Werkzeugbaubetriebe in Deutschland, in denen rund 54.000 Mitarbeiter arbeiten. Von diesen Unternehmen beschäftigen 72 % weniger als 50 Mitarbeiter und nur 1 % Prozent mehr als 100 Mitarbeiter. Dies macht deutlich, dass die Branche weitgehend aus kleinen und mittelständischen Unternehmen besteht und sich durch eine starke Individualität auszeichnet. [1]

Die Branche Werkzeugbau ist schon immer charakterisiert durch geringe Losgrößen, hohe Qualitätsansprüche und permanentes agieren an der Grenze des technisch Machbaren. Schon vor den aktuellen wirtschaftlichen Unsicherheiten (Automobilkrise, Brexit, Handelsstreit zwischen den USA und China, …) waren viele Werkzeugbauunternehmen mit dem ständig steigenden Preisdruck, dem Trend zu immer individuelleren Produkten sowie immer kürzeren Entwicklungs- und Fertigungszeiten konfrontiert. Die aktuelle wirtschaftliche Lage, vor allem in der Automobilindustrie, erschwert die Bedingungen zusätzlich. So stellen unter anderem der Diesel-Skandal, der das Vertrauen der Kunden erschüttert hat, oder die ambitionierten Ziele der europäischen Klimapolitik die Automobilbranche vor große Herausforderungen. [2]

Die Automobilbranche agiert momentan zögerlich bei Entwicklung und Einführung neuer Modelle, da eine gewisse Unsicherheit herrscht, in welche Richtung sich die Branche entwickeln wird. Dieses zögerliche Handeln in der Automobilbranche hat direkte Auswirkungen auf den Werkzeug- und Formenbau, da sich zunehmend auch andere Branchen in einer konjunkturellen Tiefphase befinden. Deutliche Rücksetzer bei der Umsatzentwicklung in der Branche sind allerdings nicht ungewöhnlich, wenn man historische Daten analysiert. Zuletzt 2009 musste die deutsche Werkzeugbaubranche, ausgelöst durch die weltweite Finanzkrise, einen starken Umsatzrückgang kompensieren (s. Bild 1). [3]

Neben der bereits angespannten wirtschaftlichen Lage aufgrund der Automobilkrise, ist durch die weltweite Pandemie des COVID-19 Virus eine ganze neue Dimension einer Wirtschaftskrise entstanden, dessen Ausmaß und Auswirkungen heute noch nicht abschätzbar sind.

Betrachtet man hingegen rückwirkend die Umsatzentwicklung der letzten zehn Jahre, ist festzustellen, dass der Werkzeugbau sich sehr gut von dieser Krise erholt hat. Es steht aber außer Zweifel, dass nur diejenigen Betriebe Aussicht auf eine nachhaltige Entwicklung haben, die auch in der aktuellen Situation Wandlungs- und Verbesserungsfähigkeit beweisen.

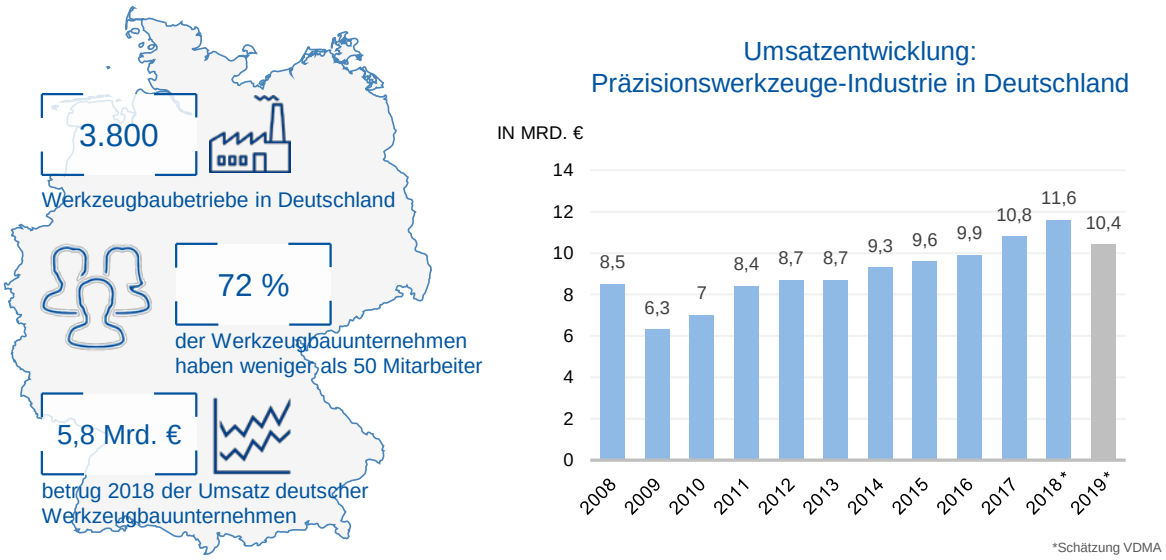


Bild 1: Der deutsche Werkzeugbau in Zahlen [1, 4, 5]

1.2 Produktivitätssteigerung durch Technologieoptimierung

In der Vergangenheit hat der Werkzeugbau mehrere Stufen durchlaufen, um den wirtschaftlichen Herausforderungen gerecht zu werden (s. Bild 2). Ausgehend vom traditionellen Werkzeugbau, wurden durch die Einführung von Fertigungsprinzipien wie bspw. der Prozess- und Produktstandardisierung die operative Exzellenz erhöht. Durch Automatisierungsmaßnahmen, die gerade bei Losgröße 1 eine besondere Herausforderung darstellen, konnten weitere Effizienzpotenziale in der Fertigung erschlossen werden. Aufgrund der aktuellen wirtschaftlichen Herausforderungen sind die Anforderungen an den deutschen Werkzeugbau, den Leistungserstellungsprozess so effizient wie möglich zu gestalten, höher denn je. Bei der Erhöhung der Effizienz der Leistungserstellung spielt die Planung und insbesondere die Steuerung in der Fertigung eine entscheidende Rolle, da innerhalb dieser die Abläufe der Wertschöpfung terminlich und kapazitiv festgelegt werden. In heutigen Fertigungsumgebungen ist es selbst für hochqualifizierte Fachleute in der Arbeitsvorbereitung kaum noch möglich, eine optimale Fertigungsstrategie festzulegen. Aufgrund der Unikatfertigung, der Vielzahl an Fertigungstechnologien und den hohen Qualitätsanforderungen werden Planung und Steuerung immer komplexer. Erschwerend kommt die auf dem Shopfloor herrschende Dynamik hinzu, die durch Maschinenstillstände, Eilaufträge oder Änderungswünsche und ein damit einhergehendes ständiges Umpriorisieren auslöst. Daraus folgt, dass ein Großteil der Ressourcen nicht optimal ausgelastet wird und im Werkzeugbau dadurch Potenziale zur Kostenreduzierung nicht vollständig genutzt werden.

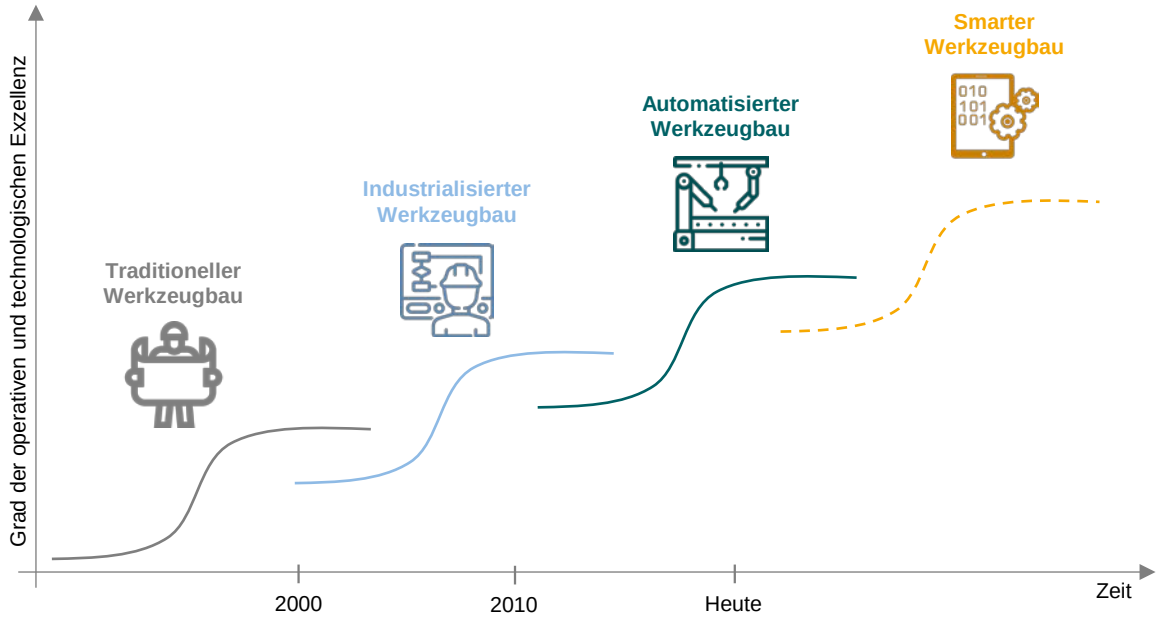


Bild 2: Der Weg zum smarten Werkzeugbau [i.A.a.6]

Ein mögliches Zielbild, um nachhaltige Produktivitätssteigerungen zu realisieren, sind hochflexible und individuelle Prozessketten in der mechanischen Fertigung. Das Prinzip der individuellen Prozessketten ähnelt der Funktion eines Routenplaners, um ein Ziel zu erreichen. Moderne Routenplaner können auf der Basis einer sehr hohen Datenverfügbarkeit Prognosen über die zu erwartende Ankunftszeit berechnen und auf auftretende Störungen (wie bspw. Staus oder Straßensperrungen) mit Alternativrouten reagieren. Je genauer das Kartenmaterial und je detaillierter die Datenbasis, umso genauer werden die Prognosen solcher Systeme.

Diese Idee dient als Vorbild für die Implementierung individueller Prozessketten. Hierzu muss eine Vielzahl von Herausforderungen überwunden werden. Zum einen muss eine Methode gefunden werden, um verschiedene Prozessalternativen schnell zu planen und miteinander vergleichen zu können. Zum anderen müssen diese Informationen ausreichend valide sein und in die Planung und Steuerung im Werkzeugbau integriert werden. Hier ist es besonders unter dem Gesichtspunkt der Unikatfertigung besonders schwierig, ausreichend präzise Prognosen abzuleiten. [2]

2 Status quo

Prozessketten im Werkzeugbau setzen sich aus unterschiedlichen Fertigungstechnologien zusammen. Über die Branche hinweg lassen sich jedoch – abhängig vom Produktspektrum – das Fräsen, die Senk- und Drahterosion sowie das Schleifen und Drehen als Kerntechnologien identifizieren. Die Fertigungstechnologien unterscheiden sich grundsätzlich in ihrem Fertigungsprinzip, in der erzielbaren Bauteilqualität sowie in ihrer Wirtschaftlichkeit. In den meisten Fällen ist eine Wärmebehandlung erforderlich, sodass sich die Prozesskette aus einer Weich- und Hartbearbeitung zusammensetzt. Nachfolgend zu diesen Prozessschritten erfolgt eine Oberflächenbearbeitung, bei der durch Schleifen, Läppen, Polieren, verschiedenen Strukturierverfahren, Beschichtungen etc. die Eigenschaften der Werkzeugoberfläche eingestellt werden. Hinzukommend entstehen durch additive Fertigungsverfahren (wie bspw. dem selektiven Laserschmelzen (L-PBF)) völlig neue Möglichkeiten der Geometrieerstellung. Folglich ist die Anzahl an

verschieden möglichen Prozessketten im industriellen Werkzeugbau sehr hoch. Bei der Auswahl der Technologien muss somit auf die Wirtschaftlichkeit, die Agilität bei Maschinenausfall sowie eine möglichst aufwandsarme Planung geachtet werden.

2.1 Herausforderungen zur Umsetzung von individuellen Prozessketten

Aufgrund der komplexen Planung und der vielen Möglichkeiten eine Prozesskette zu gestalten, ist es ohne technische Unterstützung und die systematische Vernetzung aller Systeme entlang der Wertschöpfungskette selbst für hochqualifizierte Fachkräfte kaum noch möglich, die beste Fertigungsstrategie zu identifizieren.

Der im Werkzeugbau übliche Einsatz von verschiedenen Fertigungstechnologien, erfordert nicht nur einen sehr hohen Planungsaufwand, sondern auch ein sehr hohes, technologieübergreifendes Prozessverständnis in der Arbeitsvorbereitung. In diesem Zusammenhang stellt die Generierung der idealen Prozesskette eine große Herausforderung dar. Sie basiert zum heutigen Stand in der Regel auf dem langjährigen Erfahrungswissen des jeweiligen Mitarbeiters. Neben der Bildung der idealen Prozesskette, ist es aufgrund der hohen Dynamik im Werkzeugbau notwendig, reaktionsschnell auf Änderungen und Umpriorisierungen zu reagieren und die Prozesskette umzuplanen. Diese alternativen Prozessketten werden in der gängigen Praxis erst zum Zeitpunkt ihrer Notwendigkeit erstellt, was wiederum Kapazitäten bindet und die Durchlaufzeit verlangsamt. Sehr viele der Experten, die sich das notwendige Prozessverständnis durch jahrelange Erfahrung angeeignet haben, werden zusätzlich in absehbarer Zeit in den Ruhestand gehen und es fällt dem Werkzeugbau schwer, qualifizierten Nachwuchs für diese Aufgaben zu begeistern [1]. Daraus resultiert die Herausforderung das vorhandene Erfahrungswissen auch für zukünftige Generationen nutzbar zu machen und ein aktives Wissensmanagement zu betreiben.

Geringe Losgrößen, heterogene Fertigungstechnologien, neue Bearbeitungsaufgaben an der Grenze des technisch machbaren sowie inkompatible Schnittstellen führen heute bei einer mangelnden Transparenz der Prozesse sowie ungenauer Vorhersage von Fertigungszeiten, -kosten und -ergebnis immer wieder zu Problemen. Um die Abläufe zu verbessern besteht ein Ansatz darin, die bereits durchgeführten Fertigungsprozesse und die dabei gewonnenen Erkenntnisse und Daten zu analysieren und so aufzubereiten, dass sich die Erkenntnisse auf andere Bearbeitungsaufgaben übertragen lassen. Aufgrund der Unikatfertigung, ist dies nicht ohne weiteres möglich. Selbst die in den letzten Jahren vermehrt aufkommende Möglichkeiten durch KI-basierte Black-Box-Ansätze, sind aufgrund der geringen Losgröße nicht ohne Weiteres auf die Problemstellung in der Unikatfertigung übertragbar. Für datenbasierte KI-Ansätze steht einfach nicht die nötige Datenmenge zur Verfügung steht, die zur Verwendung von klassischen Big-Data-Ansätzen notwendig ist. Um dennoch individuelle Prozessketten zu implementieren und somit die Flexibilität auf dem Shopfloor zu steigern, können vier verschiedene Handlungsfelder identifiziert werden (s. Bild 3).

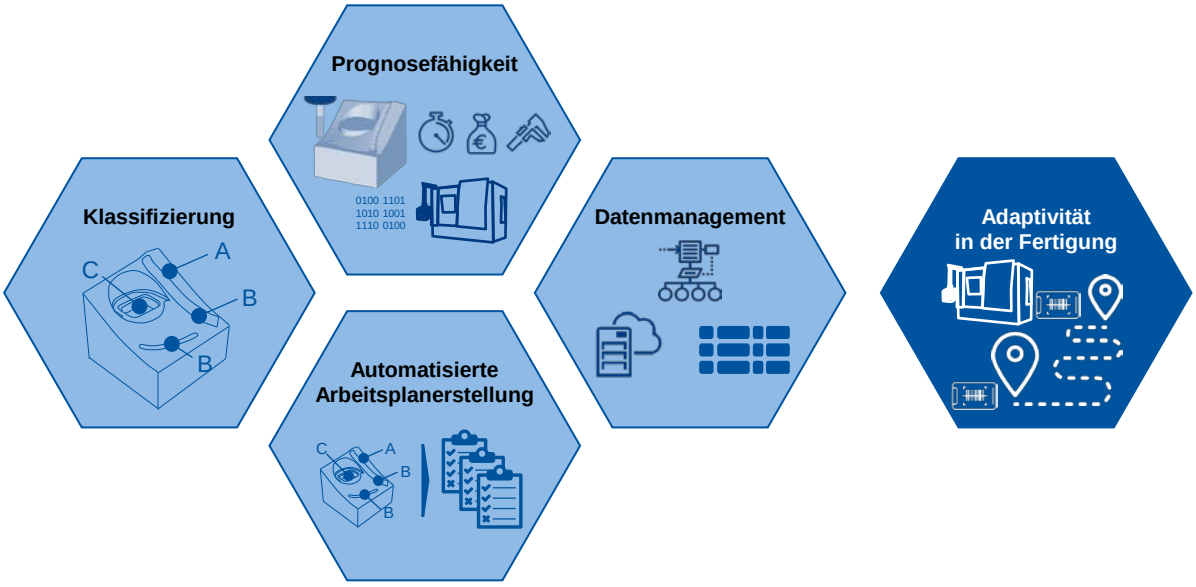


Bild 3: Implementierung von individuellen Prozessketten im Werkzeugbau

Eine einheitliche Beschreibung und *Klassifizierung* der Werkstücke helfen aus vergangenen Prozessen zu lernen und die Erkenntnisse auf neue Bearbeitungen zu übertragen. Im nächsten Schritt müssen diese Erkenntnisse in die Prozesskettenplanung mit einbezogen werden. Da neben der gewählten Prozesskette zusätzlich ggf. Alternativen erstellt werden müssen, ist es wichtig, dass die Generierung und Bewertung von *Arbeitsplänen möglichst automatisiert* durchgeführt wird. Folglich müssen die Algorithmen, die für die Routenplanung benötigt werden, entwickelt und in einem System (bspw. MES oder PPS) implementiert werden. Für die automatisierte Arbeitsplanerstellung ist eine ausreichende *Prognosefähigkeit* der Einzelprozess notwendig, die daten- oder modellbasiert optimiert werden muss. Als letztes Handlungsfeld müssen alle Informationen und Daten digitalisiert vorliegen, sodass ein strukturiertes *Datenmanagement* für den Werkzeugbau von hoher Bedeutung ist. Letzten Endes ist die Vision eine vollautomatische *adaptive Prozesskettenplanung und -regelung*, um die Effizienz in den Abläufen in der Fertigung sowie die Ressourcenauslastung deutlich zu steigern.

2.2 Prognosefähigkeit in der mechanischen Fertigung

Die Einzel- und Kleinserienfertigung unterscheidet sich deutlich hinsichtlich des Aufwands der Arbeitsumfänge in Konstruktion, Arbeitsvorbereitung, Fertigung und Montage von der klassischen Serienproduktion. Hinzu kommt, dass die Auftragslage nicht gleichmäßig über das Jahr verteilt ist. Dies führt zu stark schwankenden Auslastungen der vorhandenen Ressourcen. Das Resultat sind nicht ausgeschöpfte Kapazitäten der zur Verfügung stehenden Maschinen. Beispielsweise werden im Durchschnitt 64,5 % der möglichen Fertigungszeiten einer Fräsmaschine nicht genutzt. Die Folgen sind lange Durchlaufzeiten, eine niedrige Liefertermintreue sowie eine unzureichende Produktivität und Kosteneffizienz durch niedrige Auslastungsgrade. Als zusätzliche Störgröße für eine geregelte Planung im Werkzeugbau, kommen immer wieder neue Eilaufträge hinzu. 2018 betrug der durchschnittliche Anteil an Eilaufträgen unter den Teilnehmern des Wettbewerbs »Excellence in Production«, zum Werkzeugbau des Jahres 23,2 %, wobei die Finalisten einen Wert von 9,6 % erreichen. Manche Unternehmen erlauben sich den Luxus eines zweiten Maschinenparks, der ausschließlich für Eilaufträge genutzt wird. Da die Branche größtenteils aus kleinen und mittelständischen Werkzeugbaubetrieben besteht,

kann sich das nicht jeder Werkzeugbaubetrieb leisten und ob diese Lösung wirklich effizient ist, bleibt in Frage gestellt. [7]

Eine große Rolle bei der Verbesserung der dargestellten Problematik spielen Prognosesysteme. Diese ermöglichen bei optimierten Prognosen eine bessere Steuerung der Fertigungsstrategie und können somit die Gesamteffizienz der mechanischen Fertigung steigern. Ein Prognosesystem ist ein System, das zur Vorhersage von Ereignissen oder Zuständen in der Zukunft genutzt wird. Es ist auf Grundlage von formalisierten Methoden und Daten aufgebaut. Jegliche Prognose entspricht einer Voraussage unter einer gewissen Wahrscheinlichkeit, weshalb bei genauer Anwendung stets der Prognosefehler bekannt sein muss. In der heutigen Praxis werden CAD/CAM Systeme sowie ERP bzw. MES Systemen zur Datenaufnahme und -verarbeitung in der Fertigung eingesetzt. In manchen Fällen wird lediglich auf Erfahrungswissen zurückgegriffen, um eine Prognose zu treffen.

In Zusammenarbeit mit der Aachener Werkzeugbau Akademie und deren Mitgliedern wurden in den letzten Jahren Benchmark-Versuche in den Kerntechnologien Fräsen, Senkerodieren und Drahterodieren durchgeführt. Innerhalb der Technologien wurde von jedem teilnehmenden Unternehmen eine vorgegebene Demonstratorgeometrie (s. Bild 4) gefertigt. Vor der Bearbeitung mussten die teilnehmenden Unternehmen die zu erwartende Bearbeitungsdauer laut CAM-Planung (Fräsen und Drahterosion) oder auf Basis von Erfahrungswissen (Senkerosion) schätzen. Der Abgleich mit den tatsächlichen Bearbeitungszeiten verdeutlicht, dass die heutigen Prognosen in der mechanischen Fertigung nicht ausreichend sind. Es ist zu beachten, dass die Abweichungen statistisch verteilt sind, positiv oder negativ ausfallen können und sich keine allgemeingültigen Regeln zu ihrer Kompensation ableiten lassen. In allen Technologien wird deutlich, dass unter diesen Voraussetzungen eine exakte Planung, geschweige denn eine Feinplanung und Steuerung auf dem Shopfloor nahezu unmöglich erscheint. Heutzutage wird versucht, dies durch Pufferzeiten und eine sich permanent ändernde Feinsteuerung in der Fertigung zu kompensieren.

Vor allem die hohe Abweichung in der Senkerosion macht eine effiziente Planung heutzutage nahezu unmöglich. Der Grund für diese hohe Abweichung liegt zum einen in der bereits erwähnten hohen Komplexität der Unikatfertigung im Werkzeugbau und zum anderen an der Technologie selber. Durch die heutzutage verfügbare Regelung der meist digitalen Generatoren ist der Fertigungsprozess eine reine „Black Box“. Die vergleichsweise unpräzisen Prognosen beschränken sich dabei nicht nur auf die Bearbeitungsdauer. Auch eine in der Studie vorgegebene Qualität konnte nur von einer Minderheit der teilnehmenden Unternehmen gezielt erreicht werden. Sie wurde von einigen Unternehmen sogar übertroffen, was letztendlich im Sinne einer optimalen Prognosefähigkeit und Wirtschaftlichkeit nicht sinnvoll ist – es ist davon auszugehen, dass die Bearbeitung in diesen Fällen hätte schneller sein können. Darüber hinaus haben die Bearbeitungsdauer und Bauteilqualität einen entscheidenden Einfluss auf die Fertigungskosten, deren Prognose ein entscheidender Faktor für die Wettbewerbsfähigkeit eines Werkzeugbauunternehmens ist. Neben den Hauptfaktoren Bearbeitungszeit, Bauteilqualität und Fertigungskosten, ist der Faktor Mensch entscheidend für die Prognosefähigkeit in der Fertigung, da er dessen Aufgaben, wie bspw. das Rüsten der Bauteile, höchst individuell ausführt.

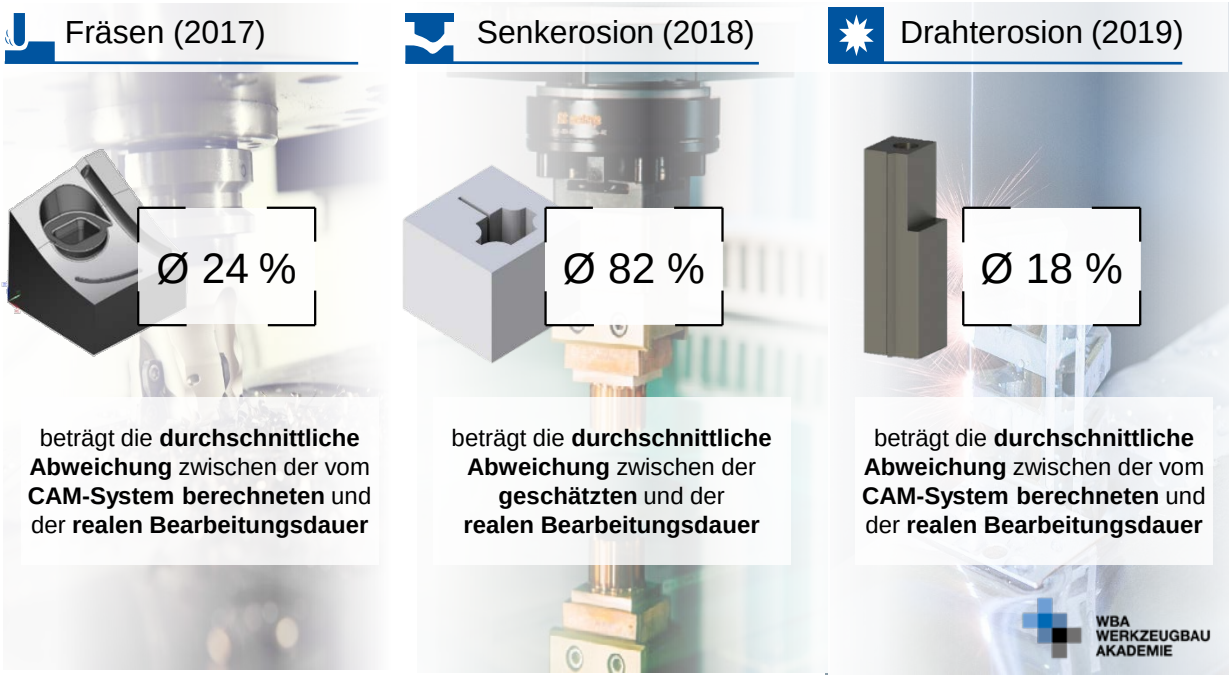


Bild 4: Durchschnittliche Abweichung zwischen prognostizierter und realer Bearbeitungsdauer [Quelle: WBA Aachener Werkzeugbau GmbH]

3 Implementierung von individuellen Prozessketten

Nachdem die Problemstellung ausführlich beschrieben wurde, stellt sich nun die Frage, wie die Herausforderungen in der Praxis gemeistert werden können. Hierzu stellen sich vier zentrale Leitfragen:

- Wie können in der Unikatfertigung Bauteil, Maschine und Prozess klassifiziert werden, sodass bei neuen Bearbeitungsaufgaben auf Erfahrungswissen zurückgegriffen werden kann?
- Wie können die heutigen Prognosen der Bearbeitungsdauer, Fertigungskosten und Bauteilqualität mit Hilfe von Technologienmodellen optimiert werden?
- Wie können die Prognosen aus bereits durchgeführten Fertigungsaufgaben datenbasiert aufgenommen werden?
- Wie müssen diese Daten und Datenbanken im Werkzeugbau strukturiert sein, um gezielt Daten aufzunehmen?

Die nachfolgenden Kapitel zeigen Lösungsansätze aus Forschung und Praxis, um diese Fragen zu beantworten. Hierbei sollen aktuelle Beispiele aus der industriellen Praxis ebenso beschrieben werden wie Forschungsansätze auf dem Weg zur Implementierung von individuellen Prozessketten.

3.1 Klassifizierung von Bauteil, Maschine und Technologie

In vielen Betrieben wird wertvolle Zeit und Expertenkapazität für die Prozesskettenplanung einfacher Bauteile verwendet, welche dann wiederum bei komplexen Bauteilen fehlt. Die vorhandenen Daten werden nicht durchgängig genutzt und Entscheidungen in der Fertigung oft „aus dem Bauch heraus“ und ohne feste Standards getroffen. Um die Fertigung zu optimieren ist es daher wichtig, die Aufträge und Bauteile zu ordnen und in

verschiedenen Klassen zusammenzufassen, sie mithin also zu klassifizieren. Nur so lassen sich Fertigungsaufträge schnell hinsichtlich ihrer Anforderungen beurteilen und davon ausgehend die Fertigung planen. Das Potential einer Klassifizierung von Bauteilen innerhalb eines Unternehmens wird häufig unterschätzt, da der Nutzen in der Regel erst auf lange Sicht erkennbar wird. Dazu kommt, dass der Nutzen in verschiedenen Unternehmensbereichen entsteht, wodurch es schwer ist, den Erfolg von Standardisierungsvorhaben auf Basis von Klassifizierungsansätzen zu messen.

Doch wie kann eine Klassifizierung in der Unikatfertigung aussehen? In der heutigen Praxis wird in der Regel dem Produkt/ dem Auftrag eine Identifikationsnummer zugeordnet, welche das Bauteil eindeutig identifiziert. ERP- und PLM-Systeme haben somit eine Referenz zum Auftrag. Im Alltag schleicht sich dennoch zumeist eine uneinheitliche und nicht systematische Benennung von Zukaufteilen, Dateinamen und Zeichnungsnummern ein, was sehr viel Potenzial beinhaltet um Duplikate und Redundanzen zu reduzieren.

Um eine wirkungsvolle Klassifizierung gewährleisten zu können, ergeben sich neben der Grundprämisse, dass alle Informationen zu Bauteil, Maschine und Technologie vernetzt sind, einige Anforderungen an das Klassifizierungssystem selbst. So muss das System bauteilbeschreibende Informationen aus einer heterogenen IT-Landschaft ermitteln können, wozu es Zugriff auf diverse IT-Systeme benötigt, welche derartige Informationen beinhalten. Eine Möglichkeit dies zu gewährleisten ist die Speicherung aller produktbeschreibenden Daten in einem einzigen, integrierten Modul, welches zu jedem Zeitpunkt der Produktentwicklung und Fertigung über alle Informationen in einem konsistenten, redundanzfreien Zustand verfügt.

In der Praxis ist es beispielsweise bereits möglich, Bauteile zu klassifizieren und eine Ähnlichkeitsanalyse durchzuführen. Das Modul classmate CAD der Firma simus systems ist in der Lage Bauteile automatisiert zu klassifizieren und dadurch mit bereits gefertigten Bauteilen aus einer Datenbank abzugleichen. Der Vergleich wird hierbei auf Basis der Bauteilgeometrie durchgeführt. Ausgehend von einem 3D-Modell und dazu gehörigen Metadaten werden mit Hilfe eines Interpretationsalgorithmus die Informationen zu den einzelnen Geometrieelementen analysiert und verarbeitet. Sind neben dem Bauteil auch die Maschinen und Werkzeuge klassifiziert und in einer Technologiedatenbank hinterlegt, so lässt sich eine automatisierte Arbeitsplanerstellung mit Hilfe des Moduls classmate PLAN für geometrisch einfache Bauteile, die oftmals den Großteil der Fertigung ausmachen, durchführen. So nutzt beispielsweise der Werkzeugbau der ZF Friedrichshafen AG am Standort Schweinfurt das System, um ca. 60 % seiner Arbeitspläne vollautomatisch zu generieren (s. Bild 5). Die restlichen Arbeitspläne werden aufgrund fehlender Informationen am Bauteil, die durch dessen Komplexität verursacht werden, manuell nachbearbeitet. Wichtig bei der Umsetzung ist, dass neben der Technologiedatenbank auch regelbasierte Arbeitsfolgen und Zusatzbedingungen mit bei der Arbeitsplanerstellung berücksichtigt werden.

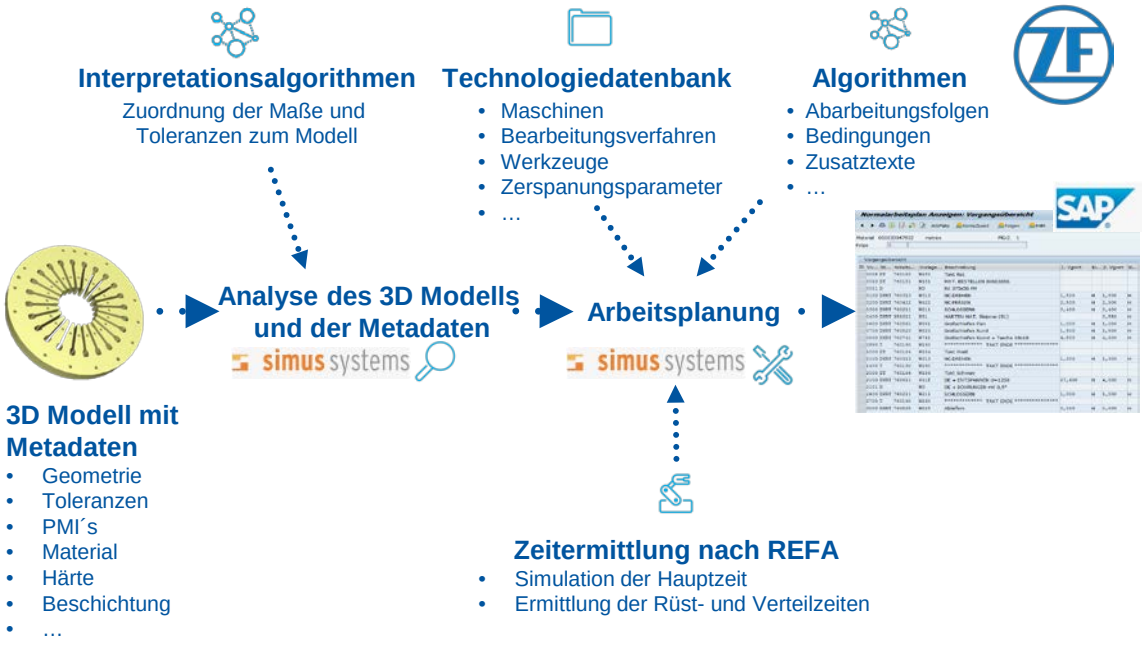


Bild 5: Automatisierte Arbeitsplanerstellung im Werkzeugbau der ZF Friedrichshafen AG

Da sich die oben beschriebene Methodik für Bauteile mit 2,5-D-Geometrien ausgelegt ist, bleibt die Frage, wie die für den Werkzeug- und Formenbau charakteristischen 3D-Oberflächen klassifiziert werden können. Diese Frage wird aktuell in der Forschung versucht zu beantworten. Vor allem die Möglichkeiten in der 3D-Bilderkennung mit Hilfe von Machine-Learning Algorithmen haben sich in den letzten Jahren stark weiterentwickelt. Nun gilt es diese auf die Fragestellungen im Werkzeugbau und der Klassifikation der Werkstücke zu übertragen.

3.2 Erhöhung der Prognosefähigkeit durch modellbasierte Methoden

Modellbasierte Methoden beschreiben die Möglichkeit mit Hilfe von analytischen Technologiemodellen einen Ursache-Wirkungszusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsgröße zu beschreiben. Sie werden auch als White-Box-Modell Ansatz beschrieben, da alle nötigen Informationen innerhalb des Modells vorhanden sind. Problematisch beim Einsatz von modellbasierten Methoden ist, dass wie der Name Modell schon vorgibt, immer nur ein Teil der gesamten Realität betrachtet werden kann und somit Vereinfachungen getroffen werden müssen.

In der heutigen industriellen Praxis werden kaum oder nur wenige modellbasierte Methoden genutzt, um eine Prognose über die Bearbeitungsdauer, Fertigungskosten oder Bauteilqualität in der Planungsphase zu treffen. Die Bearbeitungsdauer und benötige Kapazität wird in der Regel auf Basis von Erfahrungswissen in der Arbeitsvorbereitung geschätzt und durch die vom CAM-Programm berechneten Bearbeitungsdauer angepasst. Selbst diese Zeiten sind – wie bereits in Kapitel 2.2 beschrieben – meist sehr ungenau, und sind nicht in der Lage die Planung und Steuerung zu optimieren. Nachgehend sollen für die Kerntechnologien Fräsen und Senkerosion Möglichkeiten zur modellbasierten Erhöhung der Prognosefähigkeit vorgestellt werden (s. Bild 6).

Innerhalb der Technologie Fräsen beruhen modellbasierte Methoden zumeist auf Simulationen aus dem CAD-CAM Workflow. In der gängigen Praxis wird primär lediglich der Werkzeugpfad in der CAM-Programmierung simuliert, der eine Kollisionskontrolle durchführt. Die Maschinendynamik wird hierbei nicht berücksichtigt. Doch gerade die Eigenschaften der Maschine und ihr dynamisches Verhalten haben einen großen Einfluss auf

die Bearbeitungsdauer und Bauteilqualität. In der Praxis sind Simulationssysteme zur Maschinendynamiksimulation vorhanden, wie bspw. der am Fraunhofer IPT entwickelte NCProfiler. Die Integration der Maschinendynamiksimulation ist ein wichtiger Faktor, um die Vorhersage der CAM-Programmierung näher spezifizieren zu können. Bei einer solchen Analyse werden neben der Maschinenkinematik auch die dynamischen Grenzen der einzelnen Achsen sowie deren Steuerungseigenschaften berücksichtigt. Durch die an die Bearbeitungsmaschine angepasste Analyse können neben einer präziseren Vorhersage der Bearbeitungszeit, Defekte des NC-Codes schon vor der eigentlichen Bearbeitung erkannt und behoben werden, was einen positiven Einfluss auf die Bauteilqualität hat. Typische Fehler wie treppenförmige NC-Bahnen oder aus Flächenversätzen resultierende Sprünge werden zuverlässig aufgedeckt, auf dem Werkzeugweg markiert und im NC-Programm angezeigt. Der NCProfiler bildet für die Analyse die Kinematik der Werkzeugmaschine ab auf der die Bearbeitung stattfinden soll. Hierdurch können die durch das NC-Programm vorgegebenen Bewegungen der einzelnen Achsen auf eventuelle Überschreitungen dynamischer Grenzwerte wie bspw. Ruck und Beschleunigung sowie auf Achsumkehrpunkte hin untersucht werden. Neben der von der Kinematik abhängigen Analyse berechnet der NCProfiler eine Bahnvorschubgeschwindigkeit, in der die Begrenzungen der einzelnen Achsen sowie die geometrischen Randbedingungen berücksichtigt werden. Daraus resultiert eine Abschätzung der Bearbeitungsdauer sowie deren Aufschlüsselung in Haupt- und Nebenzeiten.

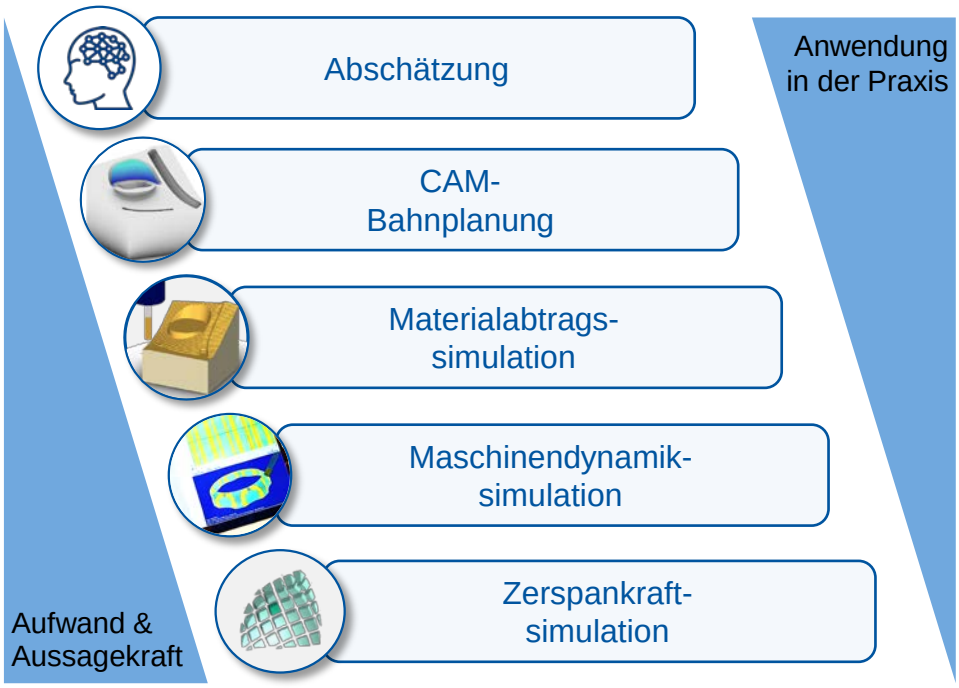


Bild 6: Modellbasierte Methoden im Fräsen

Darüber hinaus existiert eine Vielzahl von verschiedenen Simulationsoptionen, um die Prognosefähigkeit zu steigern. Im Folgenden werden einige kurz vorgestellt: Die Simulation des Eingriffswinkels des Fräswerkzeugs ermöglicht die Abschätzung der Zerspankraft. Mithilfe der simulierten Zerspankraft können geometrische Formabweichungen berechnet werden. Dazu werden Modelle genutzt, die die Nachgiebigkeit des Werkzeugs beschreiben. Durch die Zerspankraftsimulation wird nicht nur die Prognose der Bauteilqualität ermöglicht, sondern zusätzliches Potential zur Produktoptimierung freigesetzt.

Die zusätzliche Vorhersage des Werkzeugverschleißes ermöglicht die Abschätzung von Werkzeugwechselpunkten und Werkzeugkosten.

Für eine weitere Erhöhung der Prognosefähigkeit sollten weitere Simulationen wie etwa die Zerspankraftsimulation zur Berechnung der Bearbeitungszeit hinzugezogen werden. Der daraus resultierende Modellierungs- und Rechenaufwand ist heutzutage noch viel zu groß, sodass es derzeitig nicht möglich ist die umfangreichen Simulationen in der Industrie einzusetzen.

Für eine praktische Anwendung und zur Vermeidung von Schnittstellenverlusten müssen Simulationen allerdings im CAD – CAM Workflow integriert sein. Eine große Herausforderung neben der generellen Anwendung der Simulationen, stellt insbesondere die Kopplung der einzelnen Simulationen dar, weil hierdurch die Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Modellgrößen berücksichtigt werden müssen.

Betrachtet man weitere Technologien wie beispielsweise die Senkerosion, ist es noch schwieriger eine Prognose über Bearbeitungsdauer, Bauteilqualität und Fertigungskosten abzugeben. Dies liegt zum einem am Fertigungsprinzip selbst und zum anderen an der komplexen Regelungstechnologie moderner Generatoren, die die für den Abtrag entscheidenden Parametern wie bspw. Pulsdauer, Pausendauer und Leerlaufspannung steuern. In der Literatur sind viele Modelle vorhanden, die den Materialabtrag zwischen Elektrode und Werkstück betrachten [8]. Aufgrund der sehr komplexen Wirkzusammenhänge ist aktuell kein Modell dazu in der Lage, den Materialabtrag ausreichend präzise vorherzusagen. Neben der Materialabtragrate haben nach heutigem Kenntnistand die Spülbedingungen einen wesentlichen Einfluss auf die Materialabtragrate und somit auf den Fertigungsprozess [9]. Die Spülbedingungen werden wiederum durch die Energiedichte, die Bearbeitungstiefe und die Frontfläche sowie Form der Elektrode beeinflusst. Aufgrund des Einflusses der Elektrodenform ist man im Werkzeug- und Formenbau wieder vor der Herausforderung der Unikatfertigung, sodass auch hier eine flächendeckende Modellierung nur mit der Hilfe von Klassifizierung möglich ist. Neben dem Einfluss auf die Qualität, hat die Spülbedingung beim Senkerodieren einen Einfluss auf die Bearbeitungszeit. Versucht man diesen Einfluss zu quantifizieren und mit in die Prognose für die Bearbeitungszeit zu integrieren, so muss zusätzlich zur Elektrodenform und -frontfläche, ein Korrekturfaktor für jede Maschine (bzw. Generator) individuell auf Basis von Referenzuntersuchungen ermittelt werden. Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass der Senkerosionsprozess sehr stark von Form und Geometrie der Elektrode abhängt und den dadurch entstehenden Spülbedingungen im Spalt zwischen Elektrode und Werkstück. Diese lassen sich nur bedingt modellieren und es ist kein ausreichend genaues Technologiemodell vorhanden, dass eine präzise Prognose von Bearbeitungszeit oder Bauteilqualität zulässt. Ein vorhandenes Modell zur Prognose der Bearbeitungszeit erfordert ebenfalls maschinenspezifische Korrekturwerte zur Berechnung der Bearbeitungszeit, die neben den verschiedenen Korrekturwerten für die Maschinen auch verschiedene weitere Korrekturwerte benötigen wie bspw. Elektrodenmaterial oder Kavitätentyp. Hier ist der Aufbau einer Wissensbasis sehr wichtig und trägt zum Erfolg der Prognose bei.

Im Gegensatz zur Senkerosion, liefern CAM-Programme in der Drahterosion verhältnismäßig gute Prognosen (s. Bild 4). Die für die Drahterosion charakteristische 2,5 D Bewegung und das Fehlen von komplexen Freiformflächen sowie der Fakt, dass durch das kontinuierliche Nachführen des Drahtes kein Werkzeugverschleiß entsteht, vereinfachen die Modellierung [10]. Dennoch kommen durch die Drahteigenschaften und die führungsbedingte Wölbung neue Einflussfaktoren auf die Prognose hinzu. Betrachtet man die

Prognose der Bearbeitungsdauer so kann diese über die CAM-Programmierung verhältnismäßig genau bestimmt werden, da der Vorschub der Achsen sowie die Anzahl der Nachschnitte durch das CAM-Programm eindeutig bestimmt ist. Dynamische Einflüsse der Maschinenachsen wie bspw. beim Fräsen sind durch das thermische Wirkprinzip des funkenerosiven Schneidens eher untergeordnet. Einen Einfluss auf die Bearbeitungsstrategie kann lediglich das Nachregeln der Maschine aufgrund von Fehlzündungen, Eckenstrategien oder Drahtrissen haben. Wie bereits in der Senkerosion beschrieben, haben die Spülbedingungen auch in der Drahterosion einen großen Einfluss auf die Bearbeitungsqualität und -zeit. Der größte Einfluss geht hierbei vom Abstand zwischen Spüldüse und Werkstück aus (s. Bild 7). Ist der Abstand zu groß, so verschlechtert sich die Schnittrate um bis zu 37 %, was Einbußen in der Produktivität hat und faktisch gesehen mit in der Prognose der Bearbeitungszeit berücksichtigt werden müsste [11].

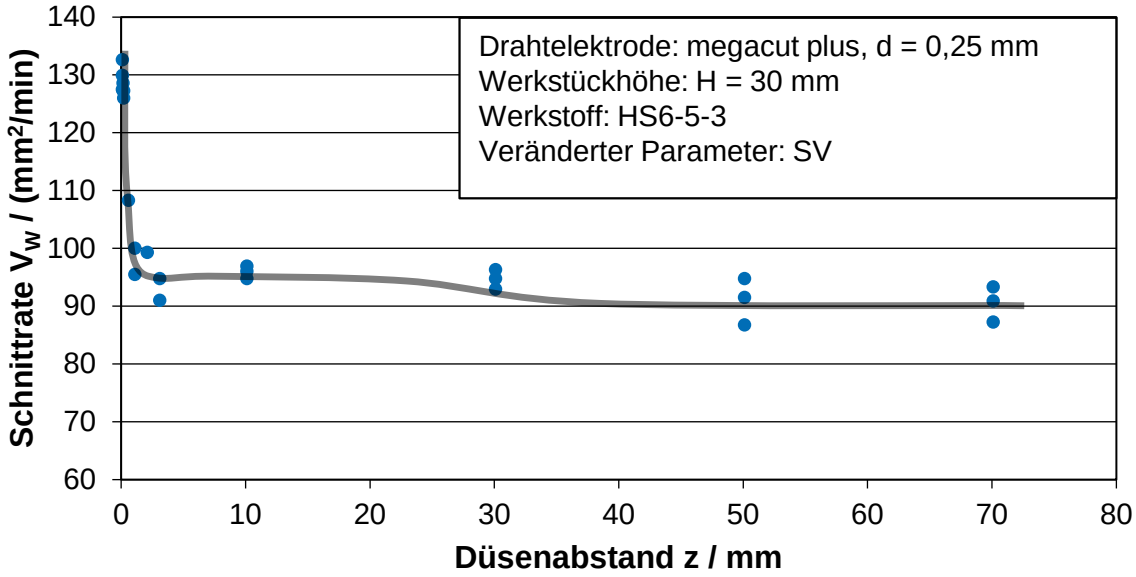


Bild 7: Versuchsreihe zur Modellierung des Einflusses des Düsenabstand auf die Schnittrate [9]

Die bisher vorgestellten modellbasierten Zusammenhänge innerhalb der EDM-Verfahren basieren auf theoretischen Überlegungen, die experimentell belegt sind. Der Vorteil von analytisch ermittelten physikalischen Modellen ist die Gewinnung von Prozesswissen und die Identifikation von relevanten Prozessgrößen. Nachteilig ist, dass analytische Technologiemodelle lediglich spezifische Teilbereiche des Prozesses abbilden und größtenteils nicht miteinander kompatibel sind. Zudem haben alle physikalischen Modelle kritische Vereinfachungen treffen müssen, sodass der reale Prozessverlauf von dem der Technologiemodelle abweicht [8]. Dies führt dazu, dass die modellbasierten Methoden auf rein analytischer Basis nicht den gewünschten Effekt erzielen, in der Industrie die Prognosefähigkeit zu erhöhen. Neben den rein analytischen Modellen, wurde in Vergangenheit versucht mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzen die Oberflächengüte des EDM-Prozesses zu modellieren. Die neuronalen Netze werden als nichtlineare Funktionsapproximierer zur Regression genutzt, sodass ein Zusammenhang zwischen Ein- und Ausgangsgrößen abgebildet werden kann. Adaptionsalgorithmen führen im Idealfall dazu, dass die neuronalen Netze versteckte und unbekannte Zusammenhänge, die in den Trainingsdaten verborgen sind, möglichst genau reproduzieren können. Hierzu ist wiederum

eine gewisse Menge an Felddaten notwendig, sodass auf diesen Ansatz innerhalb der datenbasierten Modelle eingegangen wird.

3.3 Erhöhung der Prognosefähigkeit durch datenbasierte Methoden

Neben der Möglichkeit die Prognosefähigkeit durch modellbasierte Methoden (White-Box-Ansatz) zu erhöhen, besteht die Möglichkeit aus (Fertigungs-) Daten zu lernen, um zukünftige Prognosen zu optimieren. Innerhalb der datenbasierten Methoden wird zusätzlich unterschieden auf welcher Ebene und aus welcher zeitlichen Perspektive Daten erhoben und analysiert werden. Zum einen besteht die Möglichkeit aus historischen Daten, bspw. Auftragsdaten, eine Prognose für zukünftige Ereignisse abzuleiten. Zum anderen besteht die Möglichkeit aus echtzeitnahen Daten, bspw. Maschinendaten, Erkenntnisse über das Bauteil selber oder eine Vorhersage für den nachgelagerten Prozessschritt zu erhalten.

Data Mining zählt zu den datenbasierten Methoden und beschreibt im Allgemeinen die Extraktion von impliziten, vormals unbekannten und potenziell brauchbaren Informationen aus Daten. Dabei werden Verfahren aus der Statistik und Informatik eingesetzt. Verfahren aus der Informatik umfassen insbesondere Machine Learning Verfahren. Ziel ist es, Zusammenhänge und Muster innerhalb der Daten von verschiedenen Quellen zu erkennen. Prognosen über die Durchlaufzeit von Fertigungsaufträgen zu treffen ist auf Grundlage von gesammelten Prozessdaten vorangegangener Aufträge möglich. Mit den gesammelten Auftragsdaten können folglich die Durchlaufzeiten kommender Prozesse abgeschätzt werden. Dies wird auch als Black-Box-Ansatz bezeichnet, da keine konkrete Ursache-Wirkungsbeziehung vorliegt. Es wird auf Basis der Eingangs- und Ausgangsdaten eine Beziehung zwischen den Daten kalkuliert und auf neue Eingangsdaten angewendet. Um im Werkzeugbau und der dort herrschenden Unikatfertigung eine solche Vorhersage treffen zu können, muss eine große Datenmenge als Referenz für zukünftige Analysen aufgebaut und dann sinnvoll gespeichert und verwaltet werden. Wichtige, den Fertigungsprozess und -zeiten betreffende, Daten können aus ERP-, MES- und PPS-Systemen entnommen werden. Ein spezielles Verfahren zur Analyse der aufgenommenen Daten stellt das Process-Mining dar. Process-Mining wendet speziell geschaffene Algorithmen auf Ereignisdaten an, um reale Prozessabläufe zu erkennen, zu überwachen und zu optimieren. Im Vergleich zum allgemeineren Data-Mining konzentriert sich Process-Mining auf die automatische Erhebung von implizitem Prozesswissen, das in Ereignisdaten bereits enthalten ist. Basierend auf den aus der Realität abgeleiteten Prozessdiagrammen lassen sich die Performanz und die Übereinstimmung von Prozess Ist-Abläufen mit Soll-Abläufen auswerten und anhand von verschiedenen Kennzahlen optimieren. Ziel ist es mit Hilfe von Entscheidungspunkten (Knoten) das Prozessnetz zu optimieren und Regeln aus den Ereignisdaten für zukünftige Entscheidungen abzuleiten. [12]

In Bild 8 ist ein vereinfachtes Beispiel für die Fertigung dargestellt: Während der Fertigung eines Bauteils werden die Ereignislogs aufgenommen. Wichtig dabei ist, dass jeder Vorgang zeilenweise eine (Bauteil-) ID, einen Zeitstempel, eine (Prozess-) Aktivität sowie eine Ressource (Maschine) enthält. Im vorliegenden Fall werden verschiedene Bauteile entweder gefräst, gedreht, erodiert und/oder geschliffen. Es sind im Beispiel zwei Fräsmaschinen, eine Drehmaschine und eine Senkerosionsanlage sowie zwei Schleifmaschinen in der Fertigung abgebildet. Die Bauteile können mit verschiedenen Prozessketten hergestellt werden. Basierend auf den Ereignislogs lässt sich ein Prozessplan ableiten. Über die einzelnen Verbindungen lässt sich die Häufigkeit darstellen, wie oft bspw. ein Bauteil nach dem Fräsen auf Maschine 2 noch geschliffen werden muss. Für eine Konformitätsprüfung kann beispielsweise der Plan aus der Arbeitsvorbereitung mit den aus

den Ereignisdaten (Rückmeldung des ERP-, MES- oder PPS-Systems) erstellen Prozessplan abgeglichen werden und die Planung darauf aufbauend optimiert werden. In einem letzten Schritt können mithilfe einer Performanzanalyse Optimierungspotenziale hinsichtlich der Zeit und Ressourcenausnutzung aufgedeckt sowie ein Entscheidungsbaum aufgestellt werden. Anhand des Beispiels lässt sich bspw. ableiten, dass wenn ein Bauteil auf Maschine 1 gefräst wird, muss es in der Regel nicht nachgeschliffen werden, da es sich um eine HSC-Fräsmaschine handelt.

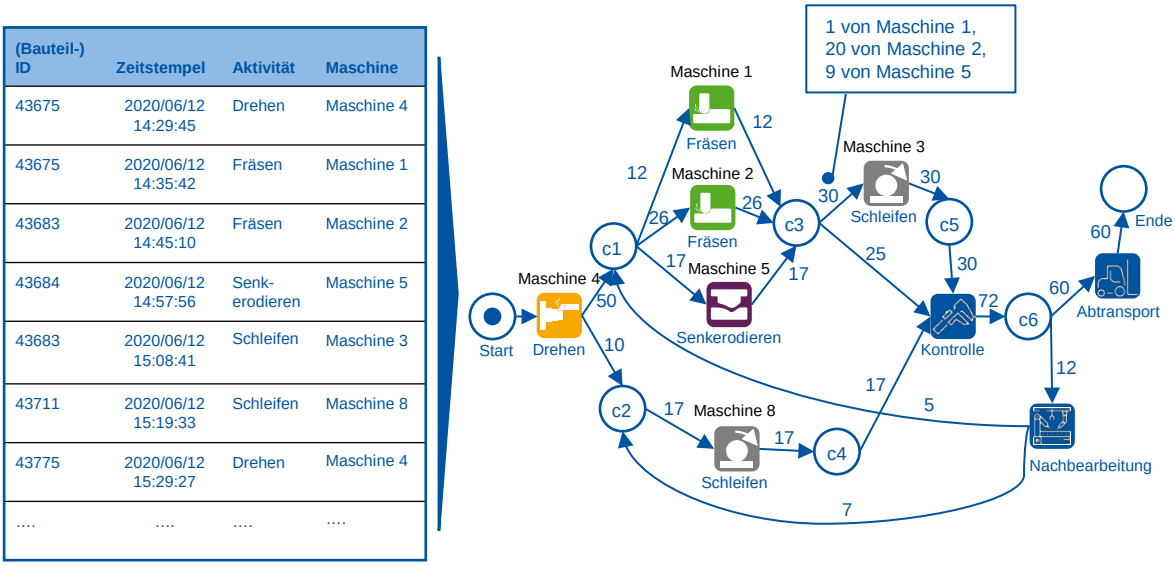


Bild 8: Process-Mining am Beispiel einer Bauteilfertigung

Betrachtet man in der industriellen Praxis alle Prozessschritte, Maschinen und Personen, die an der Fertigung eines Bauteils im Werkzeugbau beteiligt sind, wird schnell deutlich, dass in kurzer Zeit bereits eine große Masse und Komplexität an Daten aufkommt. Von daher ist es sehr wichtig, dass die Auftragsdaten in ausreichender Detaillierung dokumentiert werden und über einen größeren Zeitraum vorliegen. Sind diese Voraussetzungen jedoch alle erfüllt, bildet das Process-Mining eine verhältnismäßig einfache datenbasierte Methode die Prognosefähigkeit in der Fertigung zu erhöhen. Je mehr Daten zur Verfügung stehen, desto präziser kann der Algorithmus den Prozessplan erstellen.

Für den industriellen Werkzeugbau bedeutet das, dass die Analyse der Auftragsdaten einen ersten Schritt in Richtung Erhöhung der Prognosefähigkeit darstellt und somit die Flexibilität durch abgeleitete Entscheidungspunkte und -alternativen bildet. Jeder Werkzeugbau, der Auftragsdaten mit Hilfe von ERP-,MES- oder PPS-Systemen systematisch aufnimmt, ist mit Hilfe der richtigen Tools bereits in der Lage Process-Mining anzuwenden.

3.4 Datenstruktur für Fertigungsdaten

Mit zunehmender Digitalisierung ist eine Abkehr von der klassischen Automatisierungspyramide zu einem dezentralen Netzwerk zu beobachten. Die grundlegenden Begrifflichkeiten und Konzepte sowie die Struktur dieses neuen Paradigmas sind im „Referenzarchitekturmodell Industrie 4.0“ (RAMI 4.0) unter der DIN SPEC 91345 genormt. Bildlich lässt sich RAMI 4.0 wie ein Würfel mit vielen integrierten Fächern vorstellen, welcher

verschiedene Assets nach Bekanntheit, Lebenszyklus und Kommunikationsfähigkeit einordnet. Betrachtet man aktuell die Aufnahme, das Speichern und Verwalten von Fertigungsdaten im Werkzeugbau sind dies primär Insellösungen, die nicht in einem Netzwerk oder einer Struktur integriert sind. In der Regel begrenzt sich die Aufnahme von Fertigungsdaten auf die Speicherung in csv-Dateien, die auf Servern abgelegt sind. Will man jedoch Daten auf längere Sicht aufnehmen und verwalten haben sich in der Vergangenheit die zwei Speicherprinzipien Data Warehouse und Data Lake durchgesetzt.

Das Data Warehouse stellt heterogene und verteilte Daten in einer einheitlichen (unternehmensweit) konsistenten Datenbasis bereit. Dabei wird die Datenstruktur zu Beginn definiert und die Daten werden somit in einer festen Struktur gebunden. Die Bereitstellung der Daten ermöglicht Anwendungen wie bspw. die Analyse von Zusammenhängen, die Prädiktion von Ereignissen und das Data- sowie Process-Mining [13]. Ein Data Warehouse bezieht Informationen aus operativen Datenquellen, die heterogene und möglicherweise inkompatible Daten bereitstellen. Die Informationen aus den operativen Datenquellen werden in einer für die Entscheidungsfindung optimierten Datenbank gesammelt, die in mehreren Dimensionen aufgebaut ist. Grafisch kann der Aufbau einer Datenbank in einem Data Warehouse als Data Cube dargestellt werden (s. Bild 9). Aus einem Data Cube können je nach Anwendung Zeilenweise Informationen extrahiert werden und bspw. mittels Process-Mining analysiert werden. Das übergeordnete Ziel des Data Warehousing ist es, große Datenbestände zu komprimieren und eine explorative Datenanalyse zu ermöglichen.

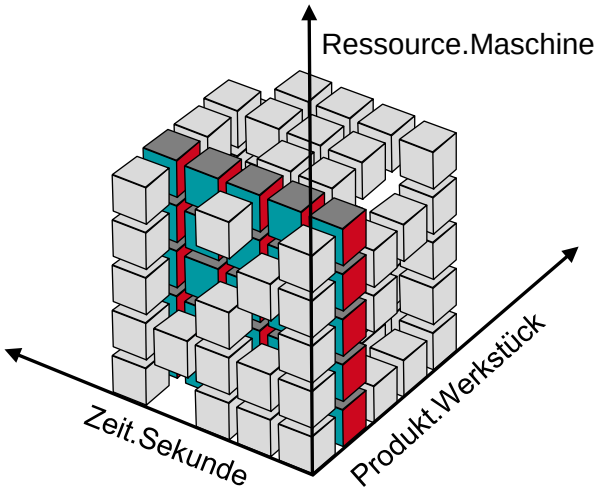


Bild 9: Data Cube

Ein „Data Lake“ beschreibt ein Speicher-Prinzip, welches sämtliche Rohdaten in den verschiedensten Formaten ohne konkrete Definierung in einer einzigen Datenbank sammelt. Anders als beim Data Warehouse wird nach dem Grundsatz: „Load the data and figure it out later“ vorgegangen. Im Zuge der Digitalisierung entstehen ständig neue Datentypen und das Datenvolumen nimmt weiterhin stark zu. Der Hauptanwendungsfall für Data Lakes ist die Vorverarbeitung und ETL-Transformation von Daten für die weitere Untersuchung durch andere Systeme. ETL-Transformation: Extract, Transform, Load ist ein Prozess, bei dem Daten aus mehreren gegebenenfalls unterschiedlich strukturierten Datenquellen in einer Zieldatenbank vereinigt werden. [14]

Im Vergleich beider Speicherprinzipien zeigen beide Vor- und Nachteile (s. Bild 10). Vorteile des Data Lake sind, dass die Daten im Rohdatenformat gespeichert werden, was im

Gegensatz zum Data Warehouse Ansatz eine vollständige Flexibilität bietet, die Daten zu einem späteren Zeitpunkt auf optimale Weise zu verarbeiten. Die Daten werden erst spät in einer festen Datenstruktur gebunden. Auf der anderen Seite besteht die Gefahr, dass der Data Lake sich zu einem sogenannten Datensumpf entwickelt, welcher voll von ungenutzten und miteinander inkompatiblen Datentypen ist. Ein strukturiertes und durchdachtes Metadatenmanagement wird deshalb zu einem kritischen Erfolgsfaktor [15]. Mit Hilfe des Metadatenmanagements kann somit eine Data Warehouse ähnliche Struktur in einem Data Lake implementiert werden, sodass ein hybrides System entsteht, welches die Vorteile von beiden Speicherprinzipien beinhaltet. Dies ermöglicht dem Werkzeugbau in einem zu Beginn definierten Pilotprojekt bereits Daten strukturiert aufzunehmen und zu analysieren. Falls sich der Anwendungsfall oder die Zielgröße ändert, besteht dennoch die Möglichkeit weitere Informationen zu integrieren.

	Data Warehouse	Data Lake
Datenstruktur	Datentyp wird **vor** der Aufnahme und Speicherung von Daten definiert	Datentyp wird **nach** der Aufnahme und Speicherung von Daten definiert
Datenanalyse	**Einfach** durchführbar, jedoch beschränkt auf die vordefinierten Möglichkeiten	**Datenvorverarbeitung** notwendig, beliebig skalier- und erweiterbar
Zugänglichkeit	Datenzugang durch SQL; Daten werden **gesucht**	Datenzugang durch **individuell programmierte** Schnittstellen; Daten werden **gescannt**
Datenspeicher	**Hohes** Datenvolumen von **bereinigten** Daten	**Sehr hohes** Datenvolumen von **Rohdaten**

Bild 10: Gegenüberstellung des Data Warehouse und Data Lake Speicherprinzips [i.A.a. 14]

3.5 Ausblick: Kopplung von modell- und datenbasierten Methoden

Die beiden vorgestellten Ansätze allein führen nur bedingt zu einer Erhöhung der Prognosefähigkeit, da zum einen die Masse an Daten nicht vorhanden ist, um präzise datenbasierte Prognosen zu treffen und zum anderen modellbasierte Methoden immer nur einen vereinfachten Ausschnitt aus der Realität widerspiegeln. Um KI-Methoden dennoch nutzen zu können, muss Prozesskompetenz mit in die datenbasierten Methoden integriert werden. Durch diesen Ansatz können Algorithmen schneller und gezielter angelernt werden und führen mit weniger Daten zum bestmöglichen Ergebnis. Um die KI-Systeme schneller anlernen zu können, sollen nicht nur große Datensätze, sondern auch Modelle genutzt werden. Dieser Ansatz wird als Grey-Box-Ansatz bezeichnet (s. Bild 11).

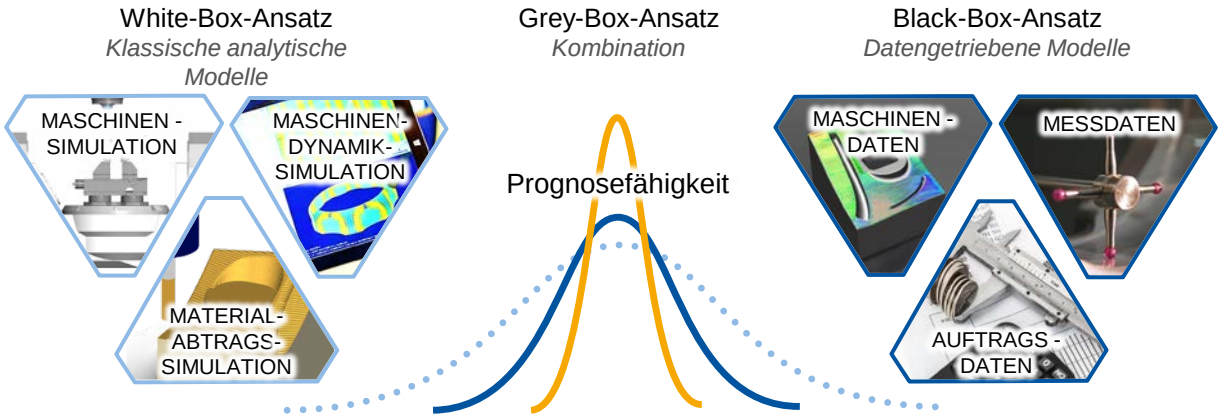


Bild 11: Grey-Box-Ansatz

Methodisch kommt zur Kopplung von Daten und Modellen beispielsweise das *Informed Machine Learning* zum Einsatz. Beim Informed Machine Learning wird innerhalb der Machine Learning Pipeline zusätzliches Wissen integriert. Dieses Wissen kann auf verschiedene Quellen wie z.B. physikalischen Zusammenhänge oder Expertenwissen beruhen. Repräsentiert wird dieses Wissen auf Basis verschiedener Funktionen wie bspw. algebraischen Funktionen, Simulationsergebnissen oder Wissensgraphen. Um Interferenzen zwischen den Daten und Modellen zu vermeiden ist es wichtig, dass das integrierte Wissen unabhängig von den aufgenommenen Daten ist. [16]

Für den Werkzeugbau könnte als einfaches Beispiel die Qualität eines Fräsprozesses durch die Aufnahme von Maschinendaten (z.B. den Achspositionen) und der Koordinatentransformation vom TCP (Tool Center Point) des Fräsers auf den Kontaktpunkt zwischen Fräserschneide und Bauteil prognostiziert werden. Daraus resultiert die absolute Abweichung der Bauteil-Ist-Geometrie von der Soll-Geometrie. Im Zusammenhang mit der Prognose der Bearbeitungszeit ist ebenfalls die Kopplung eines datenbasierten Technologiemodells (s. Kap. 3.2) mit weiteren Technologiedaten denkbar. Dies reduziert die benötigten Eingangsdaten in einem klassischen Black-Box-Verfahren und führt, wie bereits erwähnt, zu besseren Ergebnissen mit weniger Trainingsdaten.

Die heute zur Verfügung stehenden Rechenleistungen würden diesen Ansatz zwar zulassen, doch oft scheitert die Umsetzung an der Bereitstellung von Prozessdaten und der mangelnden Interoperabilität von Maschinen, Sensorik und Software.

4 Zusammenfassung und Fazit

Im Zeitalter der Digitalisierung und dem stetig wachsenden Wettbewerbsdruck ist der Werkzeugbau dazu angehalten sich stets entlang der operativen und technologischen Exzellenz zu verbessern. Eine Möglichkeit besteht in der Auslegung von individuellen Prozessketten zur Erhöhung der Produktivität und Verkürzung der Durchlaufzeit in der mechanischen Fertigung im Werkzeugbau. Aktuell wird der Werkzeugbau aufgrund von unzureichender Prognosefähigkeit der Einzelprozesse jedoch an der Individualisierung der Prozessketten gehindert. Als Gründe sind zum einem die Herausforderungen der Unikatfertigung und zum anderen die hohe herrschende Dynamik in der Prozesssteuerung zu nennen. Versucht man zur Erhöhung der Prognosefähigkeit klassische Methoden des datenbasierten Lernens im Werkzeugbau anzuwenden, scheitert dies oft an der heterogenen IT-Landschaft und der hohen Komplexität der Fertigung. Aus diesen Gründen werden die wichtigsten Entscheidungen und Anpassungen innerhalb der Fertigung von

Menschen getroffen, die in der Regel auf der subjektiven Erfahrung oder dem Bauchgefühl beruhen.

Mit der Bildung von individuellen Prozessketten wurde ein Ansatz beschrieben, um den Mitarbeiter zukünftig verschiedene Handlungsalternativen aufzuzeigen und dadurch die genannten Potenziale in Form eines Routenplaners für die Fertigung zu nutzen. Neben kapazitiven Engpässen, sollen ebenfalls technologieübergreifende „Umfahrungen eines Staus“ möglich sein. Als Grundgerüst wurde ein System zur Klassifizierung von Aufträgen, Bauteilen, Maschinen und Fertigungstechnologie beschrieben, das dabei unterstützt die hohe Heterogenität in der Unikatfertigung zu reduzieren und somit sowohl ein Wissensmanagement aber auch eine automatisierte Arbeitsplanerstellung ermöglicht. Ausgehend von den aktuell unpräzisen Vorhersagen der einzelnen Prozessschritte, wurden daten- und modellbasierte Methoden aufgezeigt, um die Prognosefähigkeit im industriellen Werkzeugbau zu erhöhen. Das Process-Mining ist ein Analysetool mit dem sich verhältnismäßig einfach auf Basis von Auftragsdaten, Prozesspläne ableiten und Entscheidungspunkte aufdecken lassen. Innerhalb der modellbasierten Methoden fehlt es aktuell noch an einer flächendeckenden Integration, um Technologiemodelle und Simulationen bereits in der Planung nutzen zu können. Darüber hinaus ist es bis heute besonders in der Kerntechnologie Senkerosion schwierig, modellbasierte Prognosen für die zu erwartenden Bearbeitungszeit und Bauteilqualität zu treffen. Aufgrund des vergleichbar hohen Integrationsaufwand für modellbasierte Methoden (White-Box-Ansatz) zur Erhöhung der Prognosefähigkeit und der meist zu geringen Datenmenge für datenbasierte Methoden (Black-Box-Ansatz), wurde ein Grey-Box-Ansatz vorgestellt, der die Vorteile beider Methoden verbindet. Durch die Integration von Technologiemodellen in Form von bspw. Simulationen oder Wissensgraphen werden aufgenommene Daten innerhalb der Machine-Learning-Pipeline angereichert, sodass der Machine-Learning Ansatz weniger Trainingsdaten benötigt um valide Modelle zu erstellen. Erst wenn die Prognosefähigkeit ein ausreichendes Niveau erreicht hat und somit der Prognosefehler dementsprechend gering ist, lassen sich hochflexible und individuelle Prozessketten im Werkzeugbau implementieren und die aufgedeckten Potenziale nutzen. Im Thema Datenaufnahme und –nutzung steht der Werkzeugbau noch am Anfang. Um die Basis für ein strukturiertes Datenmanagement und zukünftige datenbasierte Prognosen und datengetriebene Prozessoptimierungen im Werkzeugbau zu schaffen, wurden zwei Speicherprinzipien (Data Warehouse und Data Lake) beschrieben und gegenübergestellt. Neben dem bereits erwähnten Datenmanagement, werden Möglichkeiten benötigt aus verschiedenen Datenquellen (Maschinen, IT-Systeme, CAx-Systeme) die notwendigen Daten zu extrahieren und Machine-Learning Methoden zur Verfügung zu stellen. Hierfür sind Stand heute keine Tools vorhanden, die den Anforderungen des Werkzeugbaus gerecht werden.

Wenn diese Hürden überwunden sind und sowohl die nötige Datenverfügbarkeit als auch das Zusammenführen von Maschinendaten, Technologiemodellen und Expertenwissen ermöglicht wurde, lässt sich die Vision von hochflexiblen und individuellen Prozessketten im Werkzeugbau realisieren (s. Bild 12).

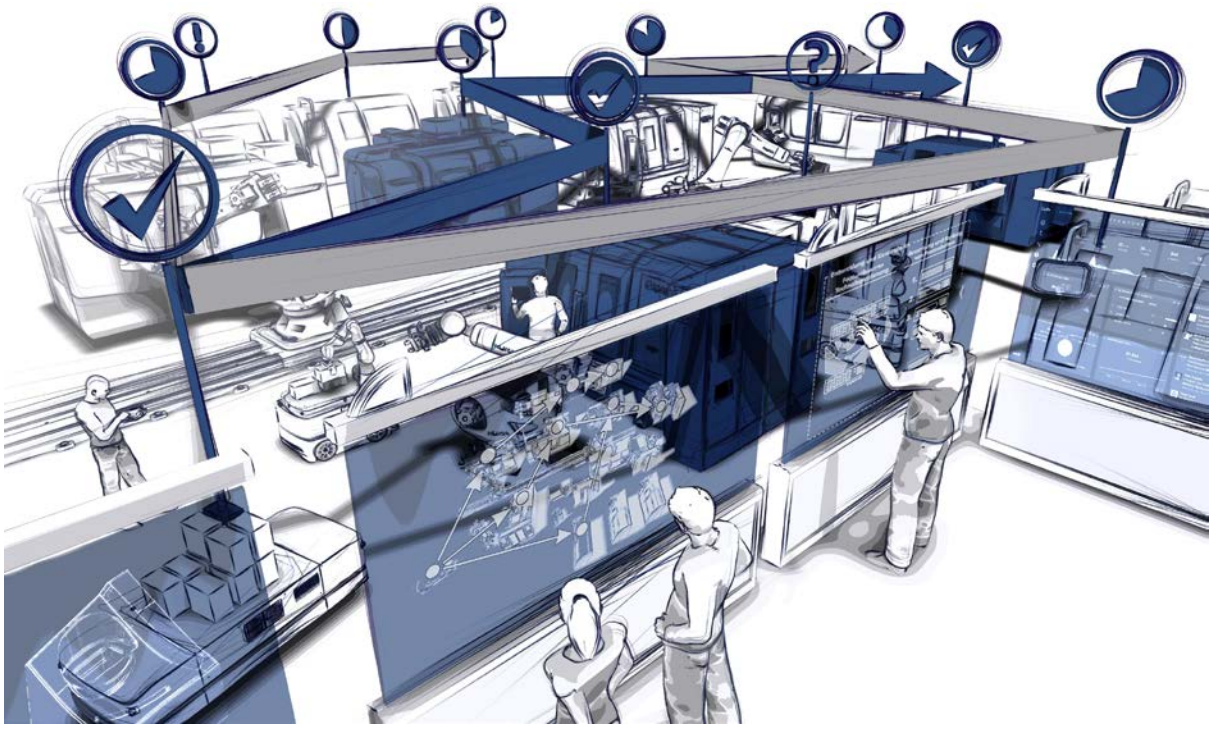


Bild 12: Vision – Smarter Werkzeugbau

Neben der erhöhten Produktivität in der mechanischen Fertigung ändern sich auch die Tätigkeitsfelder der Mitarbeiter, indem sie ihr werkzeugbauspezifisches Knowhow mehr in die vor- und nachgelagerten Prozessschritte miteinbringen. Durch die Integration von individuellen Prozessketten, lässt sich auf Knopfdruck auf Störungen reagieren und Stillstandszeiten werden vermieden. Entscheidender Faktor ist, dass dem Mitarbeiter Möglichkeiten aufgezeigt werden, die er ohne den hohen Grad an Datenverfügbarkeit und Prozessknowhow nicht in Betracht gezogen hätte. Neben der Optimierung der Planung und Steuerung und der damit verbundenen Optimierung der mechanischen Fertigung, lassen sich zusätzlich Synergien in der Kalkulation und auch in der Abbildung der eigenen Fähigkeiten finden. Durch die kontinuierliche Sammlung von Maschinen- und Fertigungsdaten lassen sich die eigenen Fähigkeiten weiter optimieren. Zusätzlich stehen im Sinne von digitalen Geschäftsmodellen dem Werkzeugbau noch weitere Möglichkeiten offen, sich vom Wettbewerb zu differenzieren.

Literatur

[1] Boos, W.; Salmen, M.; Hensen, T.; Johannsen, L.; Kelzenberg, C.; Schippers, M.: Tooling in Germany. Aachen, 2016.

[2] Willrett, M.: Forscher entwickeln System, das verschiedene Prozessketten vergleicht. URL: https://industrieanzeiger.industrie.de/technik/fertigung/forscher-entwickeln-system-das-verschiedene-prozessketten-vergleicht/ [Stand: 24.01.2020].

[3] Rüther, M.: Die Krise der Autoindustrie. Fragen und Antworten. URL: https://www.tagesschau.de/wirtschaft/autoindustrie144.html [Stand: 21.01.2020].

[4] VDMA Präzisionswerkzeuge: Konjunkturgrafiken zur Jahrespressekonferenz. URL: https://pwz.vdma.org/documents/105957/28593300/PK%202019-01-16_Grafiken_1548163439335.pdf/a47269c8-035b-540e-b9d8-cdaa4e76785a [Stand: 21.01.2020].

[5] Zedtwitz, A.: 2019: Sieben Prozent Produktionsrückgang. URL: https://pwz.vdma.org/viewer/-/v2article/render/46641815 [Stand: 18.04.2020].

[6] Schuh, G.: Operative Exzellenz im Werkzeug- und Formenbau. 1. Aufl. Aachen: Apprimus, 2010.

[7] Boos, W.; Kelzenberg, C.; Wiese, J.; Ebbecke, C.; Busch, M.; Haase, B.: Erfolgreich Planen und Steuern im Werkzeugbau. Aachen, 2019.

[8] Yeo, S. H.; Kurnia, W.; Tan, P. C.: Critical assessment and numerical comparison of electro-thermal models in EDM. In: Journal of Materials Processing Technology. 203. Jg., 2008, Nr. 1, S. 241-251.

[9] Vanderauwera, W.: Development of Process Planning Tools for EDM Operations. Diss. KU Leuven, 2017.

[10] Klocke, F.; König, W.: Fertigungsverfahren 3. Abtragen, Generieren Lasermaterialbearbeitung. 4. Auflage. Berlin: Springer, 2007.

[11] Hensgen, L.; Klink, A.: Projekt der WBA: Benchmark bestehender Drahtschnittstrategien für den Schnitt- und Stanzwerkzeugbau. In: Schuh, G.; Boos, W. (Hrsg.). In: Werkzeugbau Akademie - Forschungsbericht 2013/ 2014. Aachen, 2014.

[12] Accorsi, R.; Ullrich, M.; van der Aalst, W. M. P.: Process Mining. In: Informatik-Spektrum. 35. Jg., 2012, Nr. 5, S. 354-359.

[13] Han, J.; Kamber, M.; Pei, J.: Data mining. Concepts and techniques. 3. Aufl. Amsterdam: Elsevier, 2012.

[14] Fang, H.: Managing Data Lakes in Big Data Era. What's a data lake and why has it became popular in data management ecosystem. In: 2015 IEEE International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Shenyang, China. 8.-12. June 2015. Piscataway: IEEE, 2015.

[15] Gröger, C.; Hoos, E.: Ganzheitliches Metadatenmanagement im Data Lake. Anforderungen, IT-Werkzeuge und Herausforderungen in der Praxis. In: Datenbanksysteme für Business, Technologie und Web (BTW 2019). Bonn, 4.-8. März 2019, 2019.

[16] Rueden, L. v.; Mayer, S.; Beckh, K.; Georgiev, B.; Giesselbach, S.; Heese, R.; Kirsch, B.; Pfrommer, J.; Pick, A.; Ramamurthy, R.; Walczak, M.; Garcke, J.; Bauckhage, C.; Schuecker, J.: Informed Machine Learning -- A Taxonomy and Survey of Integrating Knowledge into Learning Systems. URL: http://arxiv.org/pdf/1903.12394v2 [Stand: 18.04.2020].

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 1.3:

Prof. Dr.-Ing. Thomas Bergs MBA, WZL der RWTH Aachen und Fraunhofer IPT
Dr.-Ing. Kristian Arntz, Fraunhofer IPT
Dr.-Ing. Klaus Dieter Born, Tebis ProLeiS GmbH
Alfons Dunkes, Christian Karl Siebenwurst GmbH & Co. KG
Prof. Dr.-Ing. Ludwig Gansauge, TH Deggendorf
Markus Gräf, Werkzeugbau Siegfried Hofmann GmbH
Stefan Hofmann, Werkzeugbau Siegfried Hofmann GmbH
Sebastian Krell, SK Industriemodell GmbH
Lukas Linnepe, SK Industriemodell GmbH
Dr.-Ing. Markus Ohlenforst, IconPro GmbH
Marcel Prümmer, Fraunhofer IPT
Gerd Ringelmann, ZF Friedrichshafen AG
Dr.-Ing. Marc Stautner, ModuleWorks GmbH
Sebastian Stephan, TH Deggendorf
Sebastian Weber, Fraunhofer IPT
Steffen Wegner, Christian Karl Siebenwurst GmbH & Co. KG
Dr.-Ing. Jörg Weißkopf, simus systems GmbH
Marcel Wilms, Fraunhofer IPT
Patrick Wölfle, simus systems GmbH
Hans-Georg Zwicker, Hummingbird Systems GmbH

SESSION 2

DIGITAL TWIN IN MANUFACTURING

2 Mit dem Digitalen Zwilling Prozessgrenzen überwinden

T. Bergs, S. Gierlings, T. Augspurger

Gliederung

1 Der Digitale Zwilling – Lernen und Prognose 83
2 Das Höhlengleichnis – Über das Erkennen der Wirklichkeit....84
3 Der Digitale Schatten und Zwilling in der Produktionstechnik 86
3.1 Stand der Technik und Definitionen aus der Literatur 86
3.2 Definition Digitaler Schatten und Zwilling für die Fertigungstechnik 87
3.3 Objekte und Systemgrenzen für den Digitalen Schatten und Zwilling 90
3.4 Unsicherheit und Relevanz von Daten und Information 92
3.5 Wissens- und datengetriebene Ansätze zur Modellbildung....94
4 Praxisbeispiele – Der Digitale Zwilling im Fertigungsprozess 97
4.1 Betrachtung von Produktlebenszyklen am Beispiel des Werkzeugs 97
4.2 Daten- und modellgestützte Beschreibung der Produktgeometrie 99
4.3 Daten- und modellgestützte Prognose von Randzonenbeanspruchungen....103
4.4 Datengestützte Prognose von Gefügeveränderungen 105
5 Turning Data into Value – Der (Mehr-) Wert des Digitalen Zwillings 107
6 Zusammenfassung und Ausblick 110

Kurzfassung

Mit dem Digitalen Zwilling Prozessgrenzen überwinden

Kaum eine Entwicklung hat die Arbeits- und Produktionswelt in den letzten Jahren so geprägt wie die Digitalisierung. Die konsequente und flächendeckende Konnektivität ist wesentlicher Treiber für den technologischen und gesellschaftlichen Wandel. Der Digitale Zwilling ist dabei das zentrale Vehikel, welches die verfügbaren Daten und Informationen über den Lebenszyklus eines realen Objekts hinweg aggregiert, strukturiert und nutzbar macht. Doch wie muss der Digitale Zwilling in der Produktions- und Fertigungswelt aufgebaut sein? Wie müssen Daten gespeichert und zu Informationen aufbereitet werden und in welcher Weise bestimmt sich der Wert oder Mehrwert der Daten im Digitalen Zwilling in der Gesamtbilanz über die unterschiedlichen Phasen des Produktlebenszyklus?

Der vorliegende Beitrag definiert den Digitalen Zwilling für ein produktionstechnisches Umfeld und vertieft das Zusammenwirken von Daten, Digitalem Schatten, Modellen und dem Digitalen Zwilling anhand konkreter fertigungstechnischer Fragestellungen. In diesem Zusammenhang wird auf die Bedeutung von Daten sowie Modellen eingegangen und deren Beitrag im Sinne des Digitalen Schattens und Zwillings kritisch hinterfragt. Der Beitrag schließt mit einer Diskussion über den Wert oder Mehrwert, welcher durch die Nutzung von Daten für Produkt und Produktion entsteht.

Abstract

Overcoming Process Limitations Using the Digital Twin

In the recent years, hardly any other development has had such an impact on the worlds of work and production as digitization, and the consistent and comprehensive connectivity is a key driver of technological and social change. The Digital Twin is the central vehicle, aggregating, structuring and utilizing the available data and information over the life-cycle of a real object. But how does the Digital Twin has to be structured in a production or manufacturing world? How does data have to be stored and processed into information and how can the value or added value of the data in the Digital Twin be determined in the overall balance over different phases of the product-life-cycle?

This article presents a definition for the Digital Twin for a production-technological environment and deepens the interaction of data, Digital Shadow, models and the Digital Twin based on specific use cases. In this context, the significance of data and models is repeatedly addressed and their contribution in terms of the Digital Shadow and Twin is critically questioned. The article concludes with a discussion of the value or added value that arises from the use of data for the product and its production.

1 Der Digitale Zwilling – Lernen und Prognose

Kaum eine Entwicklung hat die Arbeits- und Produktionswelt der letzten zehn Jahre mehr geprägt als die Digitalisierung: Das digitale Zeitalter oder die Ära „Industrie 4.0“ ist einer der großen Megatrends. Megatrends müssen nicht vorausgesagt werden, denn sie sind bereits da und markieren diejenigen Veränderungen in Gesellschaft und Umwelt, die uns jetzt schon prägen und die Zukunft direkt beeinflussen. Zu den großen Megatrends der 2020er Jahre zählen die Globalisierung und Urbanisierung, die Individualisierung, ein zunehmendes Gesundheits- und Sicherheitsstreben, eine sich verändernde Altersstruktur in der Gesellschaft sowie die Neo-Ökologie, mit den Themen einer nachhaltigen ressourcenschonenden Produktion und Mobilität.

Zu den großen digitalen Themen gehören flächendeckende Konnektivität, eine sich rasch verändernde Arbeitswelt und zuletzt der Trend hin zu einer Welt, in der Wissen und Information ständig verfügbar sind bis hin zum transparenten Individuum. Die Konnektivität, getrieben durch digitale Kommunikationsmittel insbesondere das Internet, ist dabei einer der wirkungsmächtigsten Mechanismen gesellschaftlicher Veränderung. Über die Aufhebung von Raum und Zeit in einer modernen, vernetzten Welt hinaus ist die Digitalisierung jedoch ein viel weitreichenderer Treiber für den gesellschaftlichen Wandel. Sie ist selbst nicht als ein Bedarf, sondern vielmehr als ein Mittel zum Zweck zu verstehen und befähigt zur Organisation innerhalb einer komplexen Welt und ist sowohl Archiv als auch Quelle von Information und Wissen zugleich. Der Digitale Zwilling ist dabei das Vehikel, welches die verfügbaren Daten und Informationen zu einem realen Objekt in einer digitalen Umgebung abbildet und aggregiert – er ist Bindeglied zwischen den Objekten der greifbaren Welt und dem, was wir über sie wissen. Er konserviert Informationen, schafft Transparenz und unterstützt das systematische Lernen aus Vergangenheit und Gegenwart.

Durch das verfügbare Wissen und die so vorhandene Transparenz bildet der Digitale Zwilling eine objektive Bewertungsgrundlage für Zusammenhänge, die zuvor nur implizit, ungenau oder als Erfahrungswissen in den Köpfen von Menschen vorhanden waren. Er ist Basis für Entscheidungen sowie die Optimierung von Systemen und verfolgt das Ziel einer präzisen Prognose in die Zukunft, um Prozesse besser vorhersagen oder Ressourcen planen zu können. In den Lebenszyklen von Objekten oder Produkten ist er das zentrale Element, welches die Belastungen und Veränderungen über jeden Zyklusabschnitt dokumentiert, bilanziert und damit optimierte Produkte ermöglicht. Ein optimiertes Produkt ist dabei nachhaltiger und gleichzeitig performanter: Es zeichnet sich durch geringsten Ressourceneinsatz und die höchstmögliche Funktionalität im Betrieb aus. Vereinfacht gesprochen strebt es über seinen gesamten Lebenszyklus einen Zustand geringster Verschwendung an und maximiert die Wertschöpfung. Um aber bei der Herstellung und beim Betrieb „Verschwendung“ bspw. in Form von Sicherheitsreserven einsparen zu können, ist eine genaue Information über auftretende Beanspruchungszustände und die Veränderungen des Objekts als direkte Folge von dessen Herstellung und Einsatz von zentraler Bedeutung. Der Digitale Zwilling soll hier die Ambivalenz zwischen Sicherheit und Performance auflösen, d.h. durch die Quantifizierung von Unsicherheiten Sicherheit schaffen. Nur durch exakte Vorhersagen ist die Einsparung von Reserven ohne einen realen Verlust von Sicherheit möglich. Der vorliegende Artikel soll mit seinen Gedanken, Definitionen und Beispielen einen Beitrag dazu leisten, wie mit Hilfe des Digitalen Zwillings in der Produktionstechnik die Grenzen von Prozessen und Produkten verschoben, optimierte Produkte realisiert, und wie aus Daten reale Werte geschaffen werden können.

2 Das Höhlengleichnis – Über das Erkennen der Wirklichkeit

In Abschnitt 1 wurden die Erwartungen an das Konzept eines Digitalen Zwillings klar formuliert: Er soll als Werkzeug dazu dienen, alle relevanten Informationen eines realen Objektes in einer digitalen Umgebung abzubilden. Damit konserviert er elementare Informationen, ermöglicht die Objektivierung von Erfahrungswissen durch die Schaffung von Transparenz und unterstützt das systematische Lernen aus der Vergangenheit. Wenn es aber um eine Beschreibung der Realität auf Basis erfasster Daten geht, stellt sich eine ganz essentielle Frage: Wieviel „Wirklichkeit“ können wir auf der Grundlage einer limitierten Datenbasis überhaupt erkennen? Und wie sehr benötigen wir ein Idealbild dieser Wirklichkeit als Referenz, mit welcher wir isolierte Datensätze aus Messungen oder Beobachtungen vergleichen können?

Bereits im 5. Jhd. v. Chr. beschäftigte sich Platon mit der Fragestellung nach der Möglichkeit eines Erkennens der Wirklichkeit. Heute gilt er als einer der Urväter der Erkenntnistheorie – einer wesentlichen Grundsatzüberlegung, die bis in die heutige Zeit eine hohe Relevanz in allen Wissenschaften besitzt. Im siebten Buch seines Werkes „Politeia“ lässt er zur Erklärung der „abstrakten Idee des Guten“ in einem Dialog mit Sokrates das sogenannte „Höhlengleichnis“ erzählen:

> *„In einer Höhle harren Menschen aus, von Geburt an festgekettet und so fixiert, dass sie nichts anderes sehen können, als die gegenüberliegende Felswand. Hinter und über Ihnen, jenseits eines Felsvorsprungs, lodert ein Feuer. Zwischen dem Feuer und den Menschen verläuft eine Mauer. Dahinter laufen Wesen entlang und tragen Gegenstände über ihren Köpfen. Die Menschen erblicken von diesen Gegenständen nur die Schatten, die das Feuer auf die Felswand vor ihnen wirft. Und da sie von Geburt an nichts anderes kennen, denken Sie, dass dieses Schattenspiel die Wirklichkeit ist. Das Echo der Geräusche und Stimmen ordnen sie den Schatten zu und entwickeln aus diesem Spiel eine eigene Welt.*
>
> *Plötzlich kommt einer der Menschen frei, überwindet die Mauer und nimmt erstmals die Menschen und Wesen wahr und die wirklichen Gegenstände, deren Schatten zuvor sein einziges Weltbild waren. Der Mensch gelangt zum Höhleneingang und an die Erdoberfläche. Nur langsam gewöhnt sich der Gefangene an das grelle Licht und die vielen Eindrücke und vermag Schatten zu erkennen und Spiegelungen in der Wasseroberfläche. Erst als er sich vollständig an die helle Wirklichkeit gewöhnt hat wagt er sich aufzublicken in die Sonne. So läuft er zurück in die Höhle auf den Felsvorsprung an der Mauer um den Zurückgebliebenen davon zu erzählen. Diese aber erkennen nur einen tanzenden Schatten dessen Gerede sie verwirrt.“*

In diesem Gleichnis verdeutlicht Plato das Dilemma zwischen dem erkennbaren Teil der Welt und einer objektiven Wirklichkeit, die nur aus einer übergeordneten Position heraus betrachtet werden kann – diese wird durch den entkommenen Gefangenen verbildlicht. In unserer realen Welt, die wir mithilfe der Wissenschaften sowie Modellen zu beschreiben und deuten versuchen, können wir eine solche Position in der Regel nicht erreichen, wie 2000 Jahre nach Plato erst René Descartes und später Emanuel Kant als Antwort auf die Frage „Was kann ich wissen?“ feststellten. Demnach erkennen wir die Dinge nie an sich, sondern nur deren Erscheinung und was sie für uns sind. Unsere subjektiven Erkenntnisse basieren lediglich auf empirischen Beobachtungen von Phänomenen, die wir über Modelle – oftmals vereinfacht – abzubilden versuchen: Etwa die Vorstellung von einer Lichtquelle hinter Gegenständen, die als Folge Schatten auf die Wand der Höhle werfen. Dieses Modell lässt sich wiederum nur anhand von Ausprägungen und Phänomenen empirisch überprüfen, d.h. innerhalb einer endlichen Anzahl von Fallbeispielen deduktiv bestätigen oder falsifizieren.

In der Statistik werden auf diese Weise „Stichproben“ als eine konkrete Teilmenge einer Häufigkeitsverteilung mit theoretischen Kenngrößen eines Modells, wie einem Erwartungswert und einer Standardabweichung, abgeglichen. Jedoch lässt erst die Modellvorstellung einer statistischen Grundgesamtheit zu, dass bereits aus einer vergleichsweise kleinen Datenbasis (Stichprobe) allgemeingültiges Wissen entstehen kann. Man stelle sich vor, in der Höhle gäbe es nun mehrere Lichtquellen und folglich erschienen mehrere, verschiedene Projektionen desselben Objektes auf der Felswand. Damit läge nun eine deutlich umfangreichere empirische Beobachtung (Messung) über das reale Objekt vor. Viele Schatten als zweidimensionale Projektionen eines Objekts würden so in ihrer Gesamtheit mehr Informationen (wenn auch als Schatten reduziert) über die dreidimensionale Gestalt des realen Objektes preisgeben. Mit Blick auf die digitalen „Big-Data“-Ansätze unserer heutigen Welt strapaziert diese Metapher die Überlegung, wo nun die Grenze für den Nutzen weiterer Informationen im Sinne des Erkenntnisgewinns liegt. Und, ob nicht das größere Potenzial zum Erkenntnisgewinn in anderen Quellen zu suchen ist: Dies könnten weitere Daten, etwa Geräusche in der Höhle sein, die mit den Schatten korreliert werden können, aber auch eine verbesserte Modellvorstellung. Zuletzt stellt sich weniger für den Philosophen aber sicher für den Ingenieur die Frage, welcher Nutzen sich durch einen Erkenntnisgewinn an sich ergibt – die aufwendige Annäherung an eine objektive, unerreichbare Wahrheit.

Können diese Gedanken nun in die moderne datengetriebene Welt übertragen werden? Hierzu gibt es zwei grundsätzliche Fragestellungen. Zunächst geht es um die Notwendigkeit eines Digitalen Zwillings neben dem Digitalen Schatten: Ist, und wenn ja in welchem Maße, eine generalistische Beschreibung von Wirkzusammenhängen als Erklärungsmodell erforderlich oder reicht eine rein phenomenologische Beschreibung aus um Werte auf Basis von Daten zu generieren? Weiterhin stellt sich die Frage, wie diese Beschreibungen im jeweiligen Fall erreicht werden: Über realitätsnähere Modellvorstellungen oder eine größere Anzahl empirischer Quellen? Eine New Yorker Zeitung titelte zu diesem Dilemma vor einigen Jahren: „Die Suche nach dem Wissen startete mit großen Theorien, jetzt beginnt sie mit gewaltigen Datenmengen – Willkommen im Peta-Byte-Zeitalter.“ [1] und stellte damit die provokante Frage, ob dies das Ende der Wissenschaften im klassischen Sinne sei. Auch hierin verbirgt sich die Überlegung, ob der Bedarf an einem abstrakten Modell von der Wirklichkeit nicht überholt ist, sobald nur genügend Daten vorliegen, aus welchen ein Abbild der Wirklichkeit korreliert werden kann – ohne „schöne“ Theorien, ohne idealistische Annahmen und Vereinfachungen. Gibt es also diesen Wendepunkt, an welchem die rein über Daten gewonnene Informationslage das idealisierte Modell übertrifft und es damit obsolet macht? Oder birgt eine korrelative Beschreibung ohne die Kenntnis der Wirkzusammenhänge die Gefahr, dass der Homo Sapiens (lat.: „verstehender Mensch“) seine ureigene Stärke aufgibt, die ihn durch die Jahrtausende bis in die heutige Zeit gebracht hat?

Ohne diese Fragen abschließend beantworten zu können, sollen die folgenden Abschnitte den Anstoß für einen eigenen Erkenntnisgewinn des Lesers am Beispiel des Digitalen Schattens und Zwillings in der Produktionstechnik liefern. Zunächst erfolgt eine umfassende Definition der Konzepte. Schließlich zeigen Beispiele auf, in welchem Umfang und Verhältnis derzeit datengetriebene sowie wissensbasierte Ansätze zur Beschreibung der Assets in der Produktionswelt genutzt werden können, welcher Mehrwert sich durch Daten ergibt und wie sich diese datenbasierten Ansätze künftig weiterentwickeln lassen.

3 Der Digitale Schatten und Zwilling in der Produktionstechnik

Insbesondere in sehr technologischen Bereichen wie etwa der Fertigungstechnik mangelt es derzeit noch an einem umfassenden Verständnis für die Begriffe „Digitaler Zwilling“ (DZ) und „Digitaler Schatten“ (DS). Das fehlende Verständnis führt unter anderem dazu, dass die Umsetzung und Anwendung des Konzepts trotz aller in Aussicht stehender Potentiale noch stark eingeschränkt wird. Der folgende Abschnitt widmet sich daher dem aktuellen Stand der Erkenntnisse zu den Begriffen und deren Verwendung und erarbeitet auf dieser Basis einen generischen Vorschlag für eine Definition des Digitalen Schattens und des Digitalen Zwillings in der Fertigungstechnik.

3.1 Stand der Technik und Definitionen aus der Literatur

Das Konzept des Digitalen Zwillings (DZ) sowie eine der frühesten Definitionen wurde von der University of Michigan bereits 2002 als sogenanntes "Mirrored Spaces Model" vorgeschlagen und bezeichnete ein elementares Werkzeug im Product-Lifecycle-Management. Neben dem realen physischen System wurde hier ein virtuelles System eingeführt, welches alle Informationen über seine physische Spiegelung oder seinen Zwilling enthält [2].

Später griff die NASA diese konzeptionelle Grundlage in ihren Technologie-Roadmaps für Flug- und Raumfahrzeuge auf. Dort wird der DZ als eine Kombination von multiphysikalischen Modellen gesehen, die über Sensordaten mit dem realen individuellen physikalischen Objekt verbunden sind – von deren Herstellung über die Einsatzphase bis hin zu ihrer Wartung [3]. Somit ist der DZ weit mehr als nur ein reiner Datensatz, der mit einem Objekt verbunden ist; vielmehr kann er als virtuelle Repräsentation eines physischen Objekts gesehen werden. Darüber hinaus sollte er im Idealfall alle relevanten Phasen des Lebenszyklus eines Objekts abdecken, von der Planung und Konstruktion über die Produktion, den Betrieb, etwaige Reparaturzyklen und schließlich das Recycling [4]. Aus dieser Perspektive heraus umfasst der DZ Modelle, die einen zeitvariablen Datensatz auf die physische Ebene heben, um eine aktuelle Darstellung eines realen Assets im virtuellen Raum zu ermöglichen.

Erste Definitionen im Umfeld der Fertigungstechnik betrachteten den DZ als das virtuelle Gegenstück zu den Produktionsressourcen und damit nicht nur zum Produkt selbst. Diese Betrachtung löste eine Debatte über die Rolle des DZ in einer angestrebten Industrie 4.0-Umgebung aus [5], [6]: Einige Autoren sehen ihn im Lebenszyklus des Produktionssystems [7] oder des Produkts [8]. Andere wiederum lösen sich vollständig von einer Unterscheidung zwischen Produkt und Produktionssystem und wollen den technischen System-Lebenszyklus als Schwerpunkt betrachten: Das System wird hier sowohl als ein Produkt verstanden (etwa während der Designphase) als auch als ein Bestandteil des Produktionssystems (etwa während des Betriebs) [4], [9]-[10].

Die Internationale Akademie für Produktionstechnik CIRP sieht den DZ als virtuelles Abbild eines realen Geräts, Objekts, einer Maschine, einer Dienstleistung oder eines immateriellen Prozesses, das seine Eigenschaften und sein Verhalten mit Hilfe von Modellen, Daten und Informationen innerhalb seines Lebenszyklus beschreibt [11].

Eine der zentralen Fragestellungen in Bezug auf den DZ beschäftigt sich damit, welche physikalischen Eigenschaften des realen Objekts in seinem virtuellen Pendant zu berücksichtigen sind. Einige Autoren sehen den DZ als diejenige Menge von Informationen an, die ein potentielles oder tatsächliches physikalisches Produkt in ihrer Vollständigkeit beschreibt – von der atomaren Mikro-Ebene bis zur geometrischen Makro-Ebene [10]. Demgegenüber steht die Frage danach, welche Gesamtheit an

Informationen überhaupt eine Relevanz bezüglich einer Life-Cycle-Betrachtung aufweist, um nicht den DZ als "Datenmonster" [4] verstanden zu wissen.

In der Diskussion um die Umsetzung einer vernetzten adaptiven Produktion im Kontext der Industrie 4.0 sowie des Internet der Dinge (IoT) von Produktionssystemen ist neben dem Konzept des Digitalen Zwillings der Digitale Schatten (DS) ein häufig verwendeter Begriff. Nach Kritzinger et. al. ist der DS ein Modell, welches durch einen einseitigen Datenfluss mit dem Zustand eines existierenden physischen Objekts gespeist wird. Dies bedeutet, dass eine Zustandsänderung des physischen Objekts zu einer Änderung des digitalen Objekts führt, jedoch nicht umgekehrt. Im Gegensatz dazu werden bei einem DZ die Datenflüsse zwischen dem physischen und dem digitalen Objekt in beide Richtungen vollständig integriert [12].

Eine weitere Definition des DS in Bezug auf die Produktionstechnik wurde von der Deutschen Gesellschaft für Produktionstechnik (WGP) eingeführt [13]: Hier wird der DS als ein hinreichend genaues Abbild der Prozesse in der Produktion, der Entwicklung und angrenzender Bereiche gesehen, um eine echtzeitfähige Auswertungsbasis aller relevanten Daten zu schaffen. Der DS überträgt zunächst den realen Produktionsprozess in die virtuelle Welt. Basierend auf einem Prozessmodell und einer Simulation kann der DZ dann ein möglichst vollständiges Abbild der Realität liefern. Diese Definition greift auch die Relevanz des erforderlichen Datensatzes im Kontext des Zwecks auf. Die Definition der WGP ermöglicht ferner die Darstellung des Produktionsprozesses im virtuellen Raum, obwohl ein Prozess kein physisches Objekt als solches darstellt.

Dieser kurze Überblick über den Stand der Forschung für das Konzept des DZ und DS zeigt die Dichotomie und einen deutlichen Mangel an einem umfassenden Verständnis der relevanten Begriffe, insbesondere innerhalb der Anwendung auf dem Gebiet der Fertigungstechnik [14]. Ein gemeinsames, transparentes Verständnis des Konzepts und seiner Anforderungen steht jedoch der flächendeckenden Umsetzung und Anwendung dieser leistungsfähigen Werkzeuge im Wege. In diesem Sinne versucht die folgende Definition die Begriffe „Digitaler Zwilling“ und „Digitaler Schatten“ für den Bereich der Fertigungstechnik zu klären und zeigt weiter deren konkrete Anwendung anhand unterschiedlicher Beispiele auf.

3.2 Definition Digitaler Schatten und Zwilling für die Fertigungstechnik

Im folgenden Kapitel sollen die Konzepte des Digitalen Schattens (DS) und des Digitalen Zwillings (DZ) sowie ihre Wechselbeziehung im Kontext von Produktionssystemen und -prozessen kritisch reflektiert werden, um ein allgemeines Verständnis und damit eine Basis für deren Anwendung zu schaffen. Hierzu werden die folgenden Fragen beantwortet:

- Wie sollen die Begriffe Digitaler Zwilling und Schatten verstanden werden und wie genau sind diese zu unterscheiden?
- Für welche Bereiche der Fertigung gilt das Konzept des Digitalen Zwillings und Schattens?
- Was ist die Rolle des Fertigungsprozesses und welchen Beitrag leisten der Digitale Zwilling und Schatten im Rahmen einer Prozesskettenbetrachtung?
- Welcher Mehrwert entsteht in der Fertigungstechnik durch die Verwendung eines Digitalen Zwillings und Schattens?

Zunächst stellen sich die Fragen nach der Definition sowie der Unterscheidung der beiden Begriffe Digitaler Zwilling und Schatten. Wie in Bild 1 dargestellt, kann der Digitale

Schatten als eine Art Vorstufe zum Digitalen Zwilling gesehen werden. Der DS schafft gewissermaßen die Datenbasis für den DZ in Form von Roh- oder Metadaten, die einem bestimmten Objekt mit räumlichem oder zeitlichem Bezug zugeordnet werden. Der Schatten beschreibt in diesem Stadium jedoch noch nicht das physikalische Objekt mit seinen Eigenschaften selbst.

Bild 1: Der Weg vom realen physikalischen Objekt (Asset) über den Digitalen Schatten zum Digitalen Zwilling.

Der DS ist somit als eine reine Zuordnung von Daten zu einem bestimmten Objekt zu einem bestimmten Zeitpunkt zu verstehen. Diese können z.B. in-situ Messdaten aus dem Fertigungsprozess, Metadaten oder Qualitätsdaten sein. Über die individuelle Zuordnung der Daten wird ein Bezug des virtuellen Objekts zur Realität hergestellt, d.h. es erlangt im Zuge einer Instanziierung eine eigene Identität. Der DS hat jedoch keinen Anspruch auf die Schaffung von Erkenntnissen aus wissenschaftlicher Sicht. Er kann lediglich die Grundlage für eine statistische Analyse zwischen verschiedenen Instanzen eines Objekts (z.B. unterschiedlichen Werkstücken in einer Serie) oder zwischen Schritten in der Prozesskette bilden. Es könnte so z.B. mit statistischen Mitteln untersucht werden wie bestimmte Messgrößen eines Merkmals entlang der Prozesskette miteinander korrelieren oder wie die Eigenschaften zwischen Objekten der gleichen Art variieren.

Demgegenüber steht der DZ eines Objekts als eine virtuelle Darstellung seines physikalischen Zustands: Zustandsänderungen werden hier durch Prozessmodelle beschrieben und weiter durch Daten gestützt. Der Datensatz in Form des DS wird auf die physikalische Ebene in Form des DZ durch Modelle oder Simulationen vertikal weiterentwickelt (vgl. Bild 1, links).

Zur Verdeutlichung der Verknüpfung von Daten und Modellwissen wird im Folgenden ein Beispiel aus der frästechnischen Bearbeitung eines integralen Verdichterrotors aus dem Turbomaschinenbau angefügt: Im Falle des Prozesses zum Fräsen der Verdichterschaufeln könnte ein DS entsprechend Bild 2 durch eine prozessbegleitend erfasste Aktivkraft gebildet werden, deren Betrag entsprechend der Abtastrate einer jeweiligen Position am Werkstück zugeordnet ist. Diese Aktivkraft ist Teil des Prozessmodells und wirkt sowohl auf das Werkstück als auch auf das Werkzeug im Sinne des Prinzips „actio = reactio“. Sie muss daher beiden DS, dem des Werkstücks und des Werkzeugs, zugeordnet werden. Ein DZ des Werkstücks oder Werkzeugs würde dann

geschaffen, wenn der Datensatz der lokalen Aktivkraft über ein geeignetes Modell eine temporäre oder dauerhafte physikalische Eigenschaft des Bauteils oder Werkzeugs beschreibt. Diese könnte für das Werkstück beispielsweise dessen lokale Abdrängung sein, die sich z.B. über ein Durchbiegen als linear-elastische Verformung im Sinne der mechanischen Balkentheorie beschreiben lässt. Entsprechendes gilt analog für das Werkzeug.

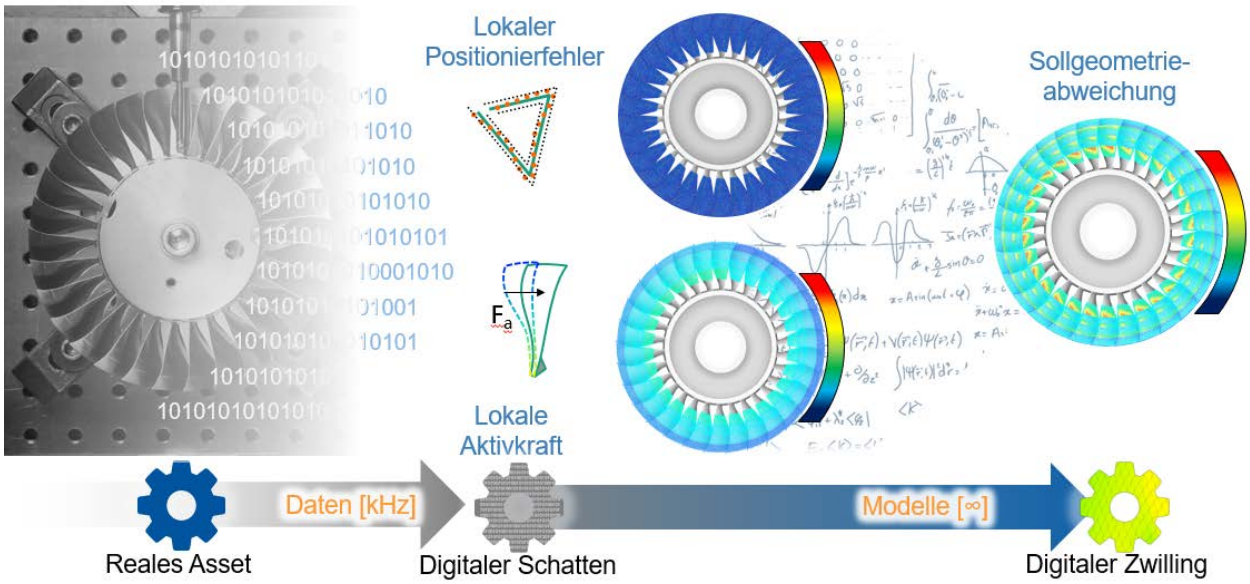


Bild 2: Ableitung des Digitalen Zwillings über den digitalen Schatten beim Fräsen eines integralen Verdichterrotors im Turbomaschinenbau.

Alternativ könnte die thermo-mechanische Beanspruchung der Werkstückrandzone und das resultierende Eigenspannungsprofil oder etwaige Gefügeveränderungen als bereits sehr detaillierte Information über den Bauteilzustand mithilfe geeigneter Modelle ausgehend von der lokalen Aktivkraft beschrieben werden. Aus einer reinen Messgröße wird somit über Modellwissen und gestützt durch Daten eine Information über eine physikalische Eigenschaft erzeugt. Erst auf der physikalischen Ebene können Eigenschaften der Objekte miteinander in Beziehung gebracht und deren kausale Wechselwirkungen verstanden werden.

Bei den beschriebenen Modellen kann es sich dabei sowohl

- um statistische oder datengetriebene Modelle handeln, die einen gemessenen Wert allein durch eine mathematische Beschreibung mit einer physikalischen Eigenschaft verbinden,
- oder um ein physikalisches Modell, welches bekannte Ursache-Wirkungs-Beziehungen involviert.

Obwohl mathematische Modelle nicht zwangsläufig auf physikalischen Zusammenhängen basieren, können sie dennoch einem wissenschaftlichen Zweck dienen, indem sie über Korrelationen essentielle Hinweise auf mögliche Kausalitäten geben, die noch nicht als solche identifiziert und beschrieben sind. Andererseits kann der DS zur Beschreibung von statistischen Effekten in der horizontalen Prozesskette dienen und so zur Charakterisierung von Streuungen unterschiedlicher Bauteile innerhalb einer Serie oder auch unterschiedlicher Merkmale eines Bauteils entlang einzelner Prozessschritte auf dem Weg zum fertigen Produkt verwendet werden. Während also der

DS die Grundlage für die statistische Analyse bildet und keine Erwartung an den Gewinn von wissenschaftlichen Erkenntnissen hat, besitzt der DZ unbedingt diesen Anspruch auf ein Verständnis von Wirkungsmechanismen (Kausalität) und deren Beschreibung in Form von Modellen.

Entsprechend der direkten Abhängigkeit des DS von Daten ist sein zeitliches und örtliches Auflösungsvermögen, mit welchem die einzelnen Zustände widergegeben werden können, an die Abtastrate des Datenstroms sowie die physikalischen Möglichkeiten der Datenquelle gebunden. Die zeitliche und örtliche Auflösung kann auf der Basis von Modellen im DZ beliebig erhöht werden, vgl. Bild 2, unten.

3.3 Objekte und Systemgrenzen für den Digitalen Schatten und Zwilling

Ein wesentliches Kernattribut des Konzepts „Digitaler Schatten und Zwilling“ ist sicherlich die Möglichkeit einer zeitlich referenzierten Darstellung von physikalischen Zuständen realer Objekte in einer virtuellen Umgebung über den Lebenszyklus eines Objektes oder Assets. Der DS und der DZ beziehen sich also auf Objekte in der realen Welt, welche beschreibbare und üblicherweise auch veränderliche Eigenschaften entlang ihres Lebenszyklus haben. Ganz praktisch könnte dies aus der Sicht des Herstellers im Kontext der Produktionstechnik z.B. das zu fertigende Werkstück, ein Schneidwerkzeug oder die Werkzeugmaschine sein. Der genaue Betrachtungsrahmen definiert dabei die Stellen, an denen eine Abgrenzung unterschiedlicher Objekte in einem System erfolgen muss.

Für eine eher globale Betrachtung mag es daher ausreichen, ein gesamtes Produktionssystem, eine Maschinenhalle oder Produktionslinie zu betrachten. Speziell für die Fertigungstechnik ist aber eine deutlich feinere Granularität auf der Ebene Bauteil, Werkzeug und Maschine essentiell, vgl. Bild 3. In diesem Beispiel müsste aus Sicht des Bauteils eine Abgrenzung zwischen Maschine und Werkzeug nicht notwendigerweise erfolgen und das Fräswerkzeug könnte ebenso als Teil der Maschine definiert werden. Aus der Sicht eines Fertigungsingenieurs ist jedoch eine getrennte Betrachtung sinnvoll, da das Werkzeug im Vergleich zur Maschine einer deutlich höheren Verschleißrate unterliegt und somit der Einfluss auf das Bauteil über den Produktionszyklus eines einzigen Bauteils nicht vernachlässigbar ist.

Die Wahl der Systemgrenzen hängt daher sehr stark davon ab, in welcher Weise und mit welcher zeitlichen und örtlichen Auflösung ein Lebenszyklus oder -zyklusabschnitt erfasst und betrachtet werden soll. Diese Problematik ist eng mit der Frage nach der Relevanz von Information und dem Wert von Daten verknüpft, der im weiteren Verlauf dieses Beitrags noch detaillierter diskutiert wird (vgl. Abschnitt 3.4).

Ein DS oder DZ lässt sich also für alle realen Objekte oder Systeme ableiten, welche prozessbedingte Zustandsänderungen erfahren. Der Fertigungsprozess selbst hat jedoch keinen Lebenszyklus und kann nicht als Objekt betrachtet werden. Folglich ist eine Beschreibung von Prozessen mit Hilfe eines DS oder DZ nicht möglich. Prozesse müssen vielmehr als die Übertragungsfunktion verstanden werden, welche eine Zustandsänderung interagierender Objekte herbeiführt, d.h. es existiert sehr wohl ein Prozessmodell, welches die Beziehung zwischen den DS und DZ in ihren unterschiedlichen Zuständen herstellt.

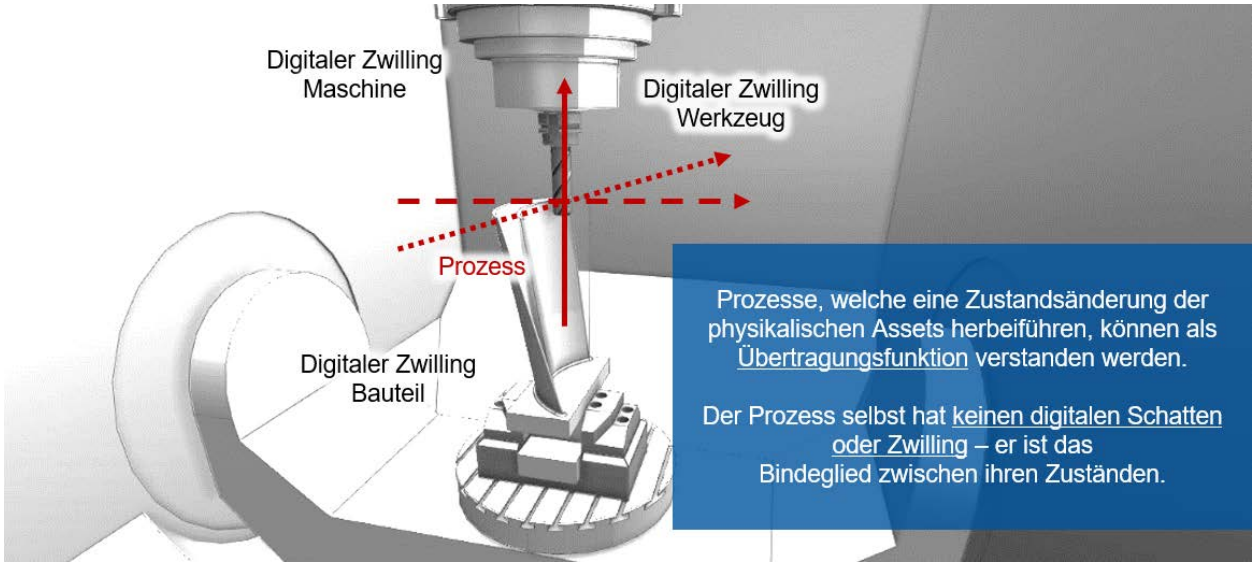


Bild 3: Unterschiedliche Objekte eines Fertigungsprozesses und deren Interaktion in Form des Fertigungsprozesses.

Im Falle des beispielhaft eingeführten Fräsprozesses umfasst diese Interaktion das Werkzeug, die Werkzeugmaschine und das Bauteil. In diesem Zusammenhang definiert die Granularität des Prozessmodells die zeitliche und örtliche Auflösung der Zustandsänderung der beteiligten DS und DZ. Während eines Fertigungsprozesses durchläuft ein Bauteil etwa differentielle Zustandsänderungen, die schließlich in einen vereinfacht gesagt statischen Zustand nach Prozessende resultieren. Eine der wesentlichsten Zustandsänderungen ist im Falle des Fräsprozesses die geometrische Veränderung des Werkstücks vom Rohteil bis hin zu einer definierten Sollgeometrie durch die kontinuierliche Spanabnahme als primäre Intention des Fertigungsprozesses selbst. Daneben ergeben sich aber auch sekundäre Zustandsänderungen der Bauteilrandzone infolge der thermo-mechanischen Beanspruchungen etwa in Form von Gefügeveränderungen oder eingebrachten Eigenspannungen. Auch können inhärente Eigenspannungen im Bauteil durch die Materialabnahme frei werden, die ihren Ursprung in einem vorgelagerten Fertigungsschritt z.B. dem Gießen, Schmieden oder einer Wärmebehandlung der Halbzeuge haben. Eine umfangreiche Kenntnis des bauteilindividuellen Eigenspannungsprofils in Form eines virtuellen Abbildes wäre an dieser Stelle von zentraler Bedeutung für die weitere Prozessgestaltung und verdeutlichen den Wert eines DS und DZ für die Fertigungstechnik. Neben dem Bauteil unterliegt aber auch das Fräswerkzeug einer mitunter sehr kurzfristigen Zustandsänderung in Form von fortschreitendem Verschleiß. Dieser führt zu einer veränderten Werkzeuggeometrie und zu erhöhten Zerspankraftkomponenten, die beide sowohl direkt als auch indirekt z.B. über eine verstärkte Werkzeugabdrängung den Prozess im Hinblick auf die erreichbare Bearbeitungsgenauigkeit beeinflussen.

Hier wird deutlich, in welcher komplexen Art und Weise die Interaktion der unterschiedlichen Objekte Werkzeug und Bauteil stattfinden und wie hoch der Bedarf an virtuellen Abbildern zur Beherrschung der Stabilität von Fertigungsprozessen ist. Idealerweise können hier der DS und der DZ bereits bei Losgröße 1 einen Beitrag leisten, die Ziele einer stabilen, ökonomischen und ökologischen Herstellung möglichst optimal miteinander zu vereinen.

Im Gegensatz zum Idealbild, dass alle erfassbaren Daten im DS zeitlich referenziert abgelegt und dass über Modelle im DZ alle physikalischen Eigenschaften des Objekts abgebildet werden können, besteht in der Realität oft die Frage nach der

Wirtschaftlichkeit der Datenhaltung sowie der Relevanz der repräsentierten Objekteigenschaften: Folglich müssen die Daten, die den zugehörigen DS bilden, durch objektspezifische Anforderungen festgelegt werden und der DZ diejenigen Eigenschaften repräsentieren, die im Sinne der weiteren Nutzung von Interesse sind. Struktur und Auflösung der zeitlichen Zustände im DZ sind also anwendungsorientiert zu betrachten und müssen nicht allgemein gültig sein. Die Relevanz einer Eigenschaft kann nur aus ingenieur- und naturwissenschaftlicher Sicht bewertet werden.

3.4 Unsicherheit und Relevanz von Daten und Information

Das Attribut alle realen Objekteigenschaften möglichst gut in einer virtuellen Umgebung widerzuspiegeln impliziert bereits, dass der DZ eine einzige Wahrheitsquelle beinhalten sollte: Es gibt demnach nur einen und keinen zweiten DZ eines realen Objekts, der alle für seine Zwecke relevanten Eigenschaften entlang des Lebenszyklus eines spezifischen Objekts enthält und kombiniert, vgl. Bild 4. Nur die Integration von physikalischen Eigenschaften in einer einzigen Domäne ermöglicht die Betrachtung ihrer gegenseitigen Wechselwirkungen.

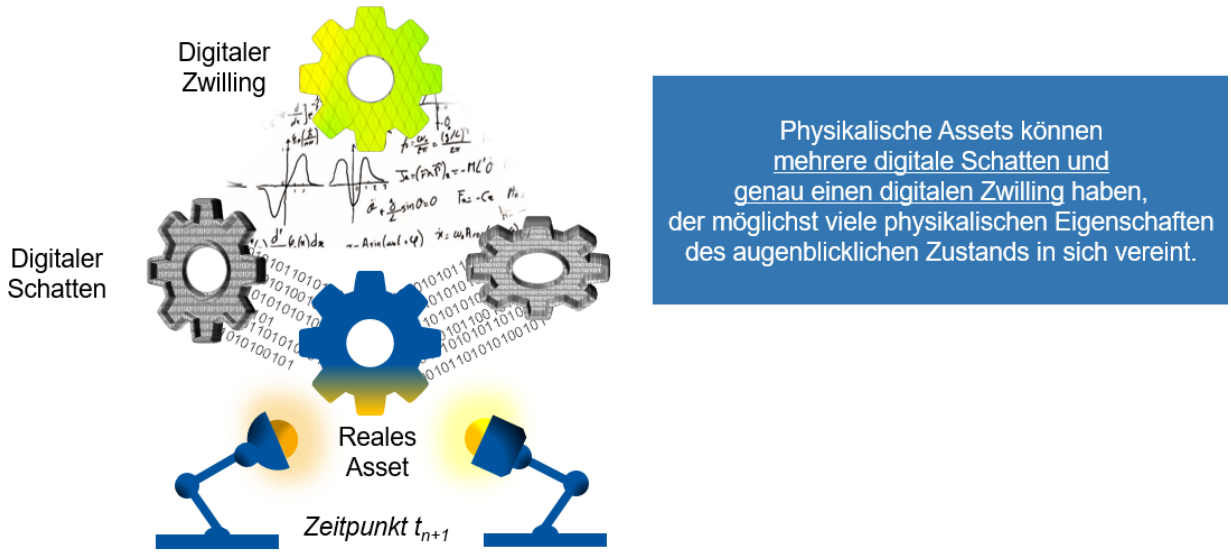


Bild 4: Der individuelle digitale Zwilling beschreibt den Zustand eines eindeutigen physischen Objekts und kann durch Digitale Schatten unterschiedlicher Quellen gestützt werden.

Anders verhält sich dies bei den DS, welche verschiedenen Datenquellen entspringen können. Wie bereits in Abschnitt 3.2 angeführt geht es beim DS zunächst um eine reine Allokation von Daten sowie dem zugehörigen Metadatenstamm zu einem Objekt. Diese Zuordnung lässt eine Signifikanz in der Korrelation oder gar Kausalität in der Beziehung zwischen unterschiedlichen Ausprägungen noch völlig offen. Die einzelnen DS können weiter unterschiedliche, aber auch redundante Informationen über reale Objekteigenschaften enthalten, die entweder zu einer verbesserten Informationslage insgesamt oder einer höheren Konfidenz einer speziellen Information im DZ führen.

Die Frage nach der Unsicherheit oder Unschärfe von Daten und Informationen ist eine eigene Dimension des DS und DZ und daher getrennt von der Information an sich zu behandeln. Auf dem Weg vom DS zum DZ werden aus Daten mit Hilfe von Modellen sukzessive höherwertige Informationen erzeugt, die eine Aussage über die Objekteigenschaften eines Assets enthalten. Dabei können mit aufwändigen Modellen, die eine Vielzahl an Parametern und Annahmen beinhalten, oftmals Eigenschaften oder

Zustände prädiziert werden, die einer direkten Messung am realen Objekt nicht ohne weiteres zugänglich wären. Trotz des hochwertigen Informationsgehalts ist die Frage nach der Validität der auf diese Weise generierten Aussagen immer noch ungeklärt. Diese kann nur durch eine durchgängige Quantifizierung aller Unsicherheiten erfolgen, vgl. Bild 5.

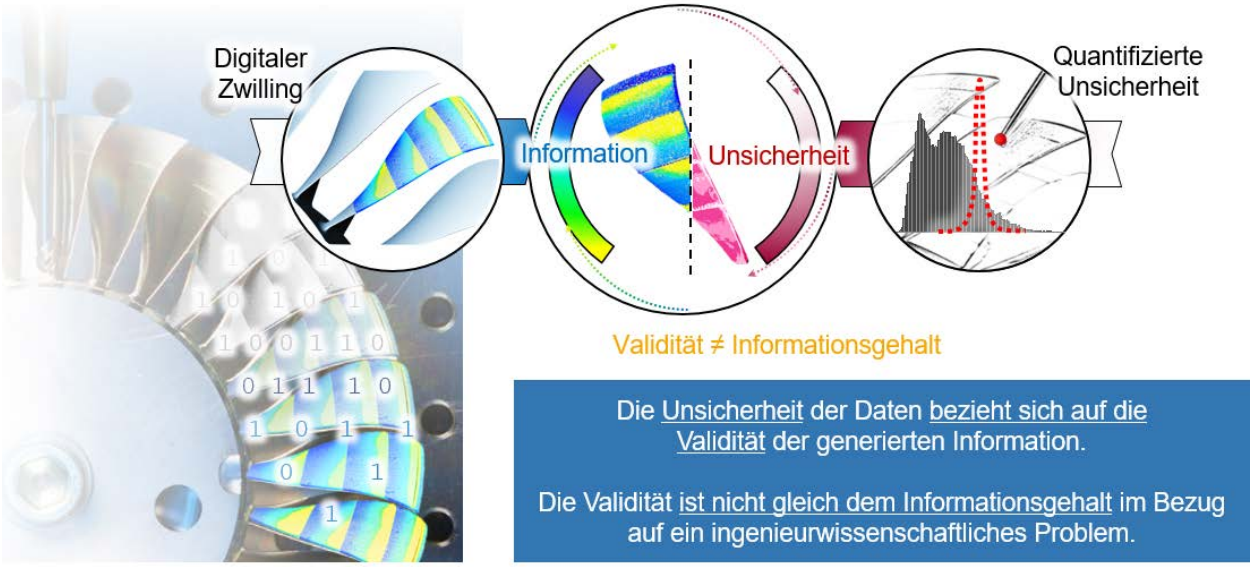


Bild 5: Neben der Relevanz der Information im Digitalen Zwilling ist die Quantifizierung von deren Unsicherheit für den weiteren Nutzen gleichermaßen von Bedeutung.

Bei der Unsicherheitsquantifizierung müssen dabei alle in Bezug auf die Aussage stehenden Teilunsicherheiten berücksichtigt werden. Dies sind

- die Unsicherheiten bei der Datenerfassung, bspw. wie valide sind die einzelnen DS der unterschiedlichen Quellen ähnlich der Bewertung der Unsicherheit bei einer Messung (analog zur Prüfmittelfähigkeit in Qualitätssicherungsprozessen),
- die Unsicherheiten in den Modellen, die zur „Veredelung“ der Daten im DS verwendet werden, bspw. wie valide ist die Gültigkeit des Modells im relevanten Bereich (etwa wie genau kann ein analytisches Modell die reale Physik wiedergeben oder wie ist die statistische Basis bei Verwendung eines datengetriebenen Modells zu bewerten),
- und zuletzt die Unsicherheiten der Modelle, welche zur Prognose von Eigenschaften verwendet werden, bspw. bei Modellen, die zur Prädiktion von Objekteigenschaften, Zuständen und Erwartungswerten oder bei der probabilistischen Berechnung von Lebensdauerprognosen eines Bauteils eingesetzt werden.

Nachdem die Daten, Modelle, der resultierende Informationsgehalt sowie die Validität oder – reziprok – die Unsicherheit der Information diskutiert wurde, stellt sich abschließend die Frage nach ihrer Relevanz. Bereits in Abschnitt 3.1 wurde Boschert [4] angeführt, der den Digitalen Zwilling nicht als „Datenmonster“ verstanden wissen wollte, welches alle möglichen Informationen zu einem Objekt verbindet. Statt einer Vollständigkeit, sollte der DZ jede Information vor dem Hintergrund ihres Nutzens für das System betrachten und bewerten.

Die Relevanz der im DS oder DZ abgebildeten Zustände und Informationen sollten sich daher stark nach den Anforderungen an das betrachtete Objekt richten. Die Relevanz der Information unterliegt damit ihrer Bewertung vor dem Hintergrund eines „Lastenhefts“, d.h. der Gesamtheit der Anforderungen, die an das Objekt gestellt werden. In einem ingenieurwissenschaftlichen Sinne können dies etwa Grenzwerte oder Toleranzen sein, die eine Aussage darüber ermöglichen, inwieweit ein Produkt von seinem Nominal oder Idealzustand abweichen darf, sodass es immer noch ein Mindestmaß im Sinne seiner Spezifikation erfüllt.

Eine essentielle Eigenschaft des DS oder DZ ist hier, dass mit Hilfe einer digitalen Infrastruktur eine handhabbare Betrachtung eines Sets von individuellen Eigenschaften eines Assets möglich ist und diese nicht in Form von statistischen Häufigkeitsverteilungen über eine Serie mehrerer Produkte angenommen werden muss. Es kann daher das „Individuum“ aus der Masse herausgelöst und im Weiteren als solches betrachtet werden. Dies gibt den „scharfen“ Blick auf die Performance von speziellen Eigenschaften im Verlauf von Prozessen frei, die andernfalls nur „verschwommen“ über Grundgesamtheiten und Stichproben möglich wäre.

3.5 Wissens- und datengetriebene Ansätze zur Modellbildung

Nachdem in Abschnitt 3.4 die Frage nach der Relevanz von Informationen und deren Unsicherheit diskutiert wurde, soll im Folgenden auf die unterschiedlichen Arten der Modellbildung eingegangen werden. Wie beschrieben, sind Modelle essentielle Bausteine des DZ, die auf Grundlage einer Datenbasis zusätzliche Informationen generieren können, die nicht selbst Bestandteil der Datenbasis sind. So können durch Modelle Inter- oder Extrapolationen erfolgen, d.h. solche Daten generiert werden, die in der Realität nicht erfasst wurden oder nicht zugänglich sind, da sie etwa nicht direkt gemessen werden können oder in der Zukunft liegen. Hier wird bereits deutlich, in welchem Maße die Struktur und Güte des Modells mit dem generierten Informationsgehalt oder der Aussage über das System zusammenhängen und welche Bedeutung damit der Modellbildung zukommt.

Die Unterscheidung von Modellierungsansätzen kann dabei auf unterschiedliche Weise erfolgen: Grundlegend ist dabei zunächst die Einteilung in zwei Kategorien, bei welchen Modellverhalten entweder bekannt oder nicht bekannt sind. Nach systemtheoretischen Gesichtspunkten können hier sogenannte White-Box- oder Black-Box-Modelle unterschieden werden. Zusätzlich werden Modelle, die durch die Kombination der beiden Ansätze entstehen, als Grey-Box-Modelle bezeichnet.

- White-Box-Modelle werden als solche verstanden, bei welchen die Kenntnis über ihr Verhalten, Struktur und Funktionsweise grundsätzlich vorliegt, da die mathematischen Zusammenhänge und deren Verhalten zwischen den Ein- und Ausgangsgrößen bekannt und greifbar sind. Oft werden Modelle mit bekannten physikalischen Wirkzusammenhängen und analytischer Struktur, also in Form einer mathematischen Funktion, als Beispiele für diese Kategorie angeführt.
- Bei Black-Box-Modellen hingegen wird keine Kenntnis über die inneren Zusammenhänge und ein Verständnis deren Verhaltens vorausgesetzt, d.h. das Modellverhalten kann nur mittelbar über die Beziehung zwischen den Ein- und Ausgangsgrößen betrachtet werden. Die Reaktion zwischen diesen kann wiederum mit einer mathematischen Beschreibung etwa einer Systemübertragungsfunktion erfolgen und wäre nach diesem Schritt bekannt. Bei komplexen Systemen, in welchen der Zusammenhang zwischen Ein- und Ausgangsgröße einer Veränderung unterliegt, muss die Übertragungsfunktion

jedoch ständig neu ermittelt werden, da die Wechselwirkung zwischen den Systemparametern und der Änderung des Systemverhaltens nicht offen liegt. Vereinfacht gesprochen liegt keine Transparenz über kausale Zusammenhänge vor.

- Grey-Box-Modelle sind eine Mischform der beiden oberen Kategorien, welche sowohl Teile mit bekannter als auch nicht bekanntem Modellverhalten enthalten können.

Eine klare Abgrenzung der unterschiedlichen Kategorien gestaltet sich jedoch schwierig und wird in unterschiedlichen Literaturquellen teilweise anders definiert [15], [16], [17]. Grundsätzlich wird die Kategorie der Black-Box-Modelle häufig im Zusammenhang mit den Methoden des maschinellen Lernens (ML) genutzt, da hier – z.B. bei Verwendung von Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN) – zwar Struktur und Funktionsweise des Modells, nicht jedoch zu jedem Zeitpunkt das Verhalten bekannt sind. Vor allem aber die Begriffe „Verhalten“, „Struktur“ und „Funktionsweise“ werden in den dokumentierten Beispielen nicht immer gleich verwendet und verstanden.

Oft wird auch missverständlich angenommen, dass White-Box-Modelle grundsätzlich physikalischer Natur sein müssen und keinen datengetriebenen Ursprung haben können. White-Box-Ansätze können kausale Zusammenhänge analytisch abbilden, können aber auch auf empirisch ermittelten Daten basieren. Die klassischen Modelle in der Physik enthalten vielfach Annahmen oder Vereinfachungen der Realität. In diesem Fall sichert die kausale Struktur zwar das grundlegende Modellverhalten zwischen den Ein- und Ausgangsgrößen, die getroffenen Vereinfachungen grenzen aber möglicherweise den Gültigkeitsbereich ein. Hier können empirisch ermittelte Daten gezielt eingesetzt werden, um Annahmen zu spezifizieren und so den Gültigkeitsbereich des Modells mit vergleichsweise einfachen Mitteln deutlich zu erhöhen.

Als Beispiel sei hier das in der zerspanenden Fertigungstechnik oft verwendete Schnittkraftmodell nach Kienzle angeführt [18]. In diesem Modell wird die Schnittkraft in Abhängigkeit von der Schneidenbreite b, der Spanungsdicke h, sowie einem empirisch ermittelten spezifischen Schnittkraftkoeffizienten $k_{c1.1}$ und Exponenten m_c beschrieben, vgl. Gleichung 1.

Schneidenbreite und Spanungsdicke sind geometrische Größen, die vom eingesetzten Werkzeug sowie von kinematischen Einstellgrößen abhängen und können daher auf einfache Weise ermittelt werden. Der Koeffizienten $k_{c1.1}$ sowie der Exponent m_c hingegen müssen aus Versuchsdaten ermittelt werden und beschreiben auf eine implizite Art und Weise alle diejenigen Parameter, die neben den geometrischen Größen einen Einfluss auf die Schnittkraft besitzen. Der Exponent m_c korrigiert dabei den Umstand, dass der Anteil der benötigten Trennarbeit im Verhältnis zur Umformarbeit bei größer werdenden Spanungsdicken günstiger ausfällt.

$$F_c = k_{c1.1} b h^{1-m_c} \qquad \text{Gleichung 1}$$

Der spezifische Schnittkraftkoeffizient wird oftmals fälschlicherweise als „Werkstoffparameter“ bezeichnet, denn neben den Materialeigenschaften wie etwa der Festigkeit, Temperaturbeständigkeit etc. beinhaltet er weiter die Charakteristik des Werkzeugs, Schneidstoffs, Verschleißzustands sowie auch die des interagierenden Systems „Schneidwerkzeug im Materialeingriff“, etwa den tribologischen Bedingungen etc. Hier wird deutlich, dass der Aufwand für die korrekte physikalische Beschreibung

aller Wirkzusammenhänge sowie die Ermittlung der realen Modellparameter in keinem Verhältnis zum Versuch stehen.

Die Werte für $k_{c1.1}$ und m_c werden mittels Regression empirisch bestimmt und besitzen i.d.R. eine Gültigkeit im Bereich einer Größenordnung. In diesem Fall liegt ein White-Box-Ansatz vor, in welchem die Beziehung zwischen Ein- und Ausgangsgrößen bekannt und analytisch beschrieben ist, auch wenn die zugrundeliegenden physikalischen Beziehungen nur in begrenztem Umfang genutzt und maßgebliche Zusammenhänge datengetrieben ermittelt wurden. Zur Bestimmung der Modellunsicherheit kann hier weiter eine statistische Beschreibung der Datenbasis, aus welcher die Parameter errechnet wurden, einbezogen werden – im einfachsten Fall einer Normalverteilung über den Erwartungswert μ und die Standardabweichung σ.

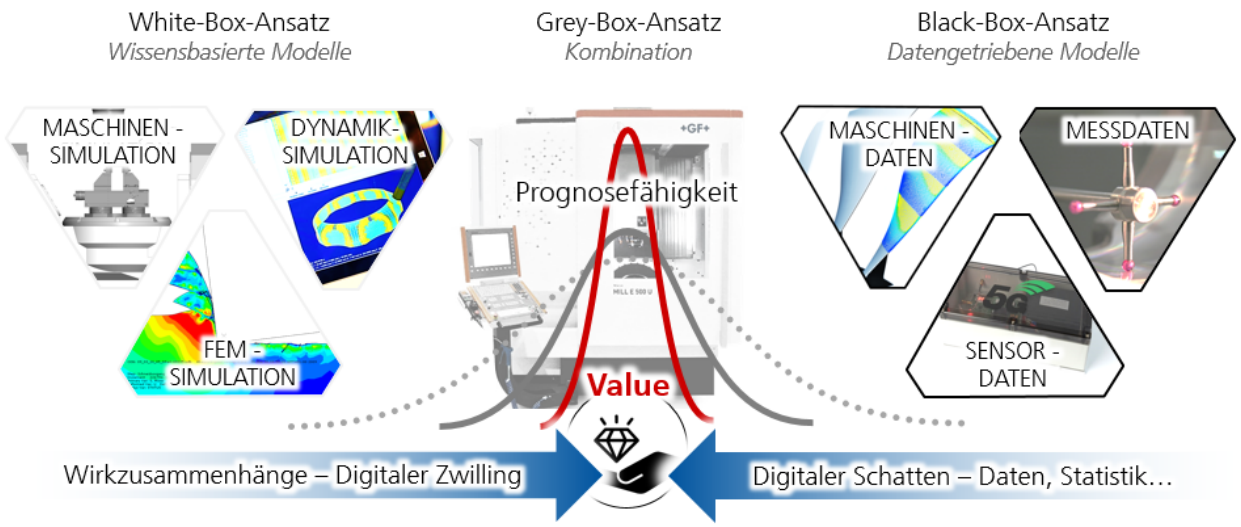


Bild 6: Die Prognosefähigkeit und damit der Wert der Daten steigt, je mehr Wissen in die Modelle integriert werden kann; Grey-Box-Ansätze kombinieren physikalisches Wissen mit neuen Zusammenhängen aus datengetriebenen Modellen.

Wie in Bild 6 dargestellt ist es gerade im ingenieurswissenschaftlichen Bereich von großer Bedeutung das verfügbare Wissen über die bekannten physikalischen Zusammenhänge eines Systems zu nutzen, gleichzeitig aber aus den erfassten Daten neues Wissen zu erzeugen.

Im Beispiel des Schnittkraftmodells nach Kienzle könnte dies etwa eine Datenbasis mit Werten für $k_{c1.1}$ und m_c sein, welche sich über weite Bereiche unterschiedlicher Werkstoffe, Schnittbedingungen etc. erstreckt. Auf diese Weise würde ein zusätzlicher Mehrwert entstehen, da die Defizite in der physikalischen Beschreibung und damit Allgemeingültigkeit im Modellverhalten empirisch kompensiert und statistisch abgesichert werden könnten.

Die Nachvollziehbarkeit des Modellverhaltens bei datengetriebenen Ansätzen ist laut vieler Experten ein ganz wesentliches Ziel und Grundvoraussetzung für die Akzeptanz des Modells für den Einsatz in kritischen Bereichen [19]. Einige Quellen unterscheiden bei der Nachvollziehbarkeit weiter zwischen Erklärbarkeit und Transparenz. Bei technischen Systemen sind hier als wichtigste Kriterien sicherlich die zugrundeliegenden Wirkmechanismen (Kausalität) sowie die statistische Signifikanz (Korrelation) zu nennen. Wie am Beispiel des Schnittkraftmodells aufgezeigt wurde, spielt Letztere eine

wesentliche Rolle, wenn eine vollständige physikalische Beschreibung nur mit Annahmen und Vereinfachungen möglich ist.

Vor allem bei der modellhaften Beschreibung komplexer Systeme, in welche viele unterschiedliche Teilmodelle integriert sind, ist die Bewertung der Unsicherheit von zentraler Bedeutung. Nur so kann die Verlässlichkeit der generierten Aussage und damit der Nutzen, der durch den Einsatz des Modells entsteht, überhaupt beurteilt werden.

4 Praxisbeispiele – Der Digitale Zwilling im Fertigungsprozess

Nachdem in Abschnitt 3 auf die Begriffe Digitaler Schatten und Digitaler Zwilling sowie die wissens- und datengetriebenen Ansätze zur Modellbildung eingegangen wurde, findet in Abschnitt 4 eine Vertiefung anhand konkreter Beispiele statt. Hierzu wird zunächst auf die Betrachtung von Produktlebenszyklen am Beispiel des Schneidwerkzeugs eingegangen. Weiterhin werden das Konzept und die Erstellung eines Digitalen Schattens und Zwillings beispielhaft vorgestellt und gezeigt, wie basierend auf Daten und mit Hilfe von Modellen Bauteileigenschaften wie Geometrie, das prozessbedingte Beanspruchungskollektiv und die Gefügeeigenschaften dargestellt werden können.

4.1 Betrachtung von Produktlebenszyklen am Beispiel des Werkzeugs

Innerhalb der Fertigungskette von Vollhartmetallwerkzeugen verursacht das Werkzeugschleifen bis zu 60 % der Herstellungskosten. Das Werkzeugschleifen dient der Herstellung der Schneidkeil- und Spannutgeometrie am Zerspanwerkzeug und setzt sich aus der Nut-, der Umfangs- und der Stirnschleifbearbeitung des Werkzeugrohlings zusammen. Die Stabilität, das dynamische Verhalten und die Leistungsfähigkeit des Zerspanwerkzeugs in der späteren Nutzungsphase werden maßgeblich durch die Eigenschaften des Randzonengefüges beeinflusst. So sind Mikrorisse und Ausbrüche an der Schneidkante innerhalb der Nutzungsphase oftmals auf thermisch und mechanisch induzierte Eigenspannungen durch die thermo-mechanische Beanspruchung des Hartmetalls bei der schleiftechnischen Bearbeitung zurückzuführen. Wegen der hohen Härte der Wolframkarbide kommen fast ausschließlich Diamantschleifscheiben zum Einsatz, die eine hohe Wärmeleitfähigkeit besitzen und somit die Temperaturen an der Zerspanstelle reduzieren. Neben der Spezifikation des Schleifwerkzeugs, der Kühlstrategie und der Prozessführung ist die thermo-mechanische Beanspruchung des Bauteils vom Verschleißzustand der Schleifscheibentopographie abhängig. Der instationäre Zustand der Schleifscheibentopographie hat aufgrund der veränderten thermo-mechanischen Beanspruchung in der Kontaktzone ein bauteilindividuelles Eigenspannungsprofil in der Werkstückrandzone zur Folge. Hinzu kommt, dass sowohl die pulvermetallurgische Herstellung der Hartmetallrohlinge als auch die Herstellung der Schleifwerkzeuge Schwankungen unterliegen. Dementsprechend sind die Gefügeeigenschaften des Hartmetallrohlings sowie das Verschleißverhalten des Schleifwerkzeugs mit Unsicherheiten behaftet. Durch den Digitalen Zwilling werden die physikalischen Eigenschaften aus den einzelnen Lebenszyklusabschnitten dokumentiert, sodass das Einsatzverhalten der Werkzeuge in der Nutzungsphase bauteilindividuell prognostiziert werden kann (vgl. Bild 7).

Für die Erstellung des Digitalen Zwillings, ist somit die Kenntnis der thermo-mechanischen Beanspruchung in der Kontaktzone in Abhängigkeit vom Schleifscheibenverschleiß erforderlich. Der aktuelle Zustand des Schleifprozesses kann durch die messtechnische Erfassung von Prozesszustandsgrößen überwacht und so ein Digitaler Schatten aufgebaut werden. Hierzu eignet sich im besonderen Maße die Schleifkraft die entweder direkt durch Einsatz von Kraftmesssystemen, wie z. B.

Dehnmessstreifen (DMS) oder piezoelektrische Kraftaufnehmer, oder indirekt über die Leistungsaufnahme und die Regelsignale der Achs- und Spindelantriebe der Schleifmaschine ermittelt werden kann. Aufgrund des variierenden Kraftangriffspunktes zwischen Schleifscheibe und Werkstück beim Werkzeugschleifen sowie der begrenzten Temperatur- und Driftstabilität der Messsysteme sind direkte Kraftmessungen in der industriellen Fertigung nur eingeschränkt möglich. Hinzu kommen die vergleichsweise hohen Kosten für direkte Kraftmesssysteme sowie für die erforderlichen Komponenten der Messkette, wie z. B. Ladungsverstärker, Wandler und Telemetriesysteme, die einem flächendeckenden industriellen Einsatz im Wege stehen.

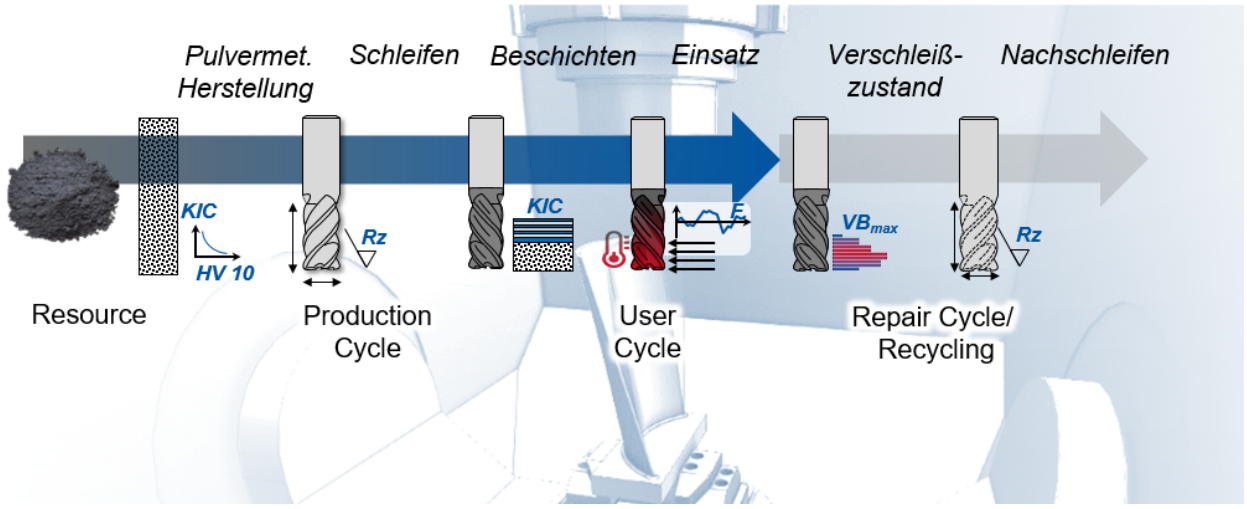


Bild 7: Die Informationen aus den einzelnen Lebenszyklusabschnitten werden über den Digitalen Zwilling dokumentiert.

Daher stellt die Erfassung der Leistungsaufnahme sowie der Datenströme zur Regelung der Achs- und Spindelantriebe aktuell die vielversprechendste Datenquelle für die industrielle Analyse und Dokumentation des Schleifprozesses in einem Digitalen Schatten dar. Eine direkte Vorhersage der thermo-mechanischen Beanspruchung der Bauteilrandzone auf Grundlage der Leistungsaufnahme der Achs- und Spindelantriebe ist jedoch nicht möglich, da ein Großteil der über die mechanischen Antriebe eingebrachten Energie in Form von Verlustwärmeströmen mit dem Kühlschmierstoff, dem Schleifwerkzeug und den Spänen aus der Kontaktzone abgeführt werden und folglich nicht als thermo-mechanische Beanspruchung der Bauteilrandzone wirken. Dementsprechend sind Prozessmodelle erforderlich, um ausgehend von der Leistungsaufnahme der Achs- und Spindelantriebe auf die thermo-mechanische Beanspruchung der Bauteilrandzone zu schließen und diese näherungsweise für die Erstellung des Digitalen Zwillings ausgehend vom Digitalen Schatten vorherzusagen.

Bei der thermo-mechanischen Modellierung von Schleifprozessen können wiederum analytische, numerische, empirische, auf maschinellem Lernen basierende oder hybride Ansätze genutzt werden. Die Kenntnis der thermo-mechanischen Randzonenbeanspruchung ermöglicht schließlich mit Hilfe von Werkstoff- und Schädigungsmodellen die bauteilindividuelle Simulation von Gefügeumwandlungen und Rissbildungen in der Domäne des digitalen Werkzeug-Zwillings.

Diese Informationen können später im Lebenszyklus beim Einsatz des Werkzeugs im Fräsprozess genutzt werden – etwa um das Prozessverhalten des Zerspanwerkzeugs während seiner Nutzungsphase in Abhängigkeit von den während der Herstellung eingebrachten Eigenspannungen bestmöglich abschätzen zu können. Im Umkehrschluss

können mit dem Digitalen Zwilling ebenfalls geeignete Prozessparameter für die Fertigung bestimmt werden, um an die spätere Funktion des Produktes angepasste Bauteileigenschaften gezielt einzustellen [20].

4.2 Daten- und modellgestützte Beschreibung der Produktgeometrie

Im Folgenden soll das Beispiel der frästechnischen Bearbeitung eines integralen Verdichterrotors aus Abschnitt 3.2. weiter vertieft werden, um das Zusammenwirken von Digitalem Schatten und Zwilling näher zu erläutern. Verdichterrotoren oder Blisks (Blade Integrated Disk) zählen zu den besonders sicherheitsrelevanten Bauteilen eines Flugtriebwerks. Im Betrieb sind diese extremen mechanischen und thermischen Belastungen ausgesetzt. Gleichzeitig müssen die Sicherheitsaufschläge auf die Komponenten so gering wie möglich gehalten werden, um die Bauteilmassen in einem Bereich zu halten, der höchste Leistungen und einen effizienten Betrieb erlauben. Ein hohes Maß an Sicherheit kann daher nur durch eine detaillierte Auslegung von Bauteil und Herstellprozesskette erfolgen sowie der anschließenden Überwachung aller sicherheitsrelevanten Prozessschritte in der Herstellung selbst.

Durch die hohen Anforderungen an die Qualifizierung, Validierung und Dokumentation aller Fertigungsschritte der gesamten Herstellprozesskette sind die Triebwerkshersteller bereits seit Jahrzehnten Vorreiter bei der industriellen Verwendung von Daten, Modellen und Simulationen zur Verbesserung ihrer Vorhersagefähigkeiten der Bauteileigenschaften über unterschiedliche Abschnitte des Produktlebenszyklus. Nur durch eine möglichst präzise Information über die tatsächlichen individuellen Komponenteneigenschaften können Bauteile nächster Generationen mit noch anspruchsvolleren Produktspezifikationen unter den geforderten Randbedingungen hinsichtlich Sicherheit und Wirtschaftlichkeit realisiert werden. Konkret bedeutet dies, dass Daten, die relevante Produkteigenschaften repräsentieren, nicht nur durch gelegentliche Messungen und selektive Qualitätssicherungszyklen gewonnen werden; vielmehr sollen diese ständig eine kontinuierliche Aussage über den aktuellen Produktzustand gewährleisten.

Das Beispiel der frästechnischen Bearbeitung der Verdichterbeschaufelung einer Blisk zeigt, wie eine prozessbegleitende Aussage über den geometrischen Bauteilzustand erfolgen kann. Nach aktuellem Stand der Technik liegt die Bearbeitungsdauer für Schaufelfräsprozesse für moderne Bauteildesigns im Bereich mehrerer zehn Stunden. Während dieser Sequenz liegt heute üblicherweise keine Information über den Bauteilzustand vor, da eine direkte Messung in der Maschine nicht möglich ist. Dennoch werden von der Werkzeugmaschine während der Bearbeitung ständig Daten erzeugt, die zur Regelung der Maschinenachsen verwendet und gleich danach wieder verworfen werden.

In einem ersten Schritt werden genau diese Positionsdaten der Maschinenachsen mit einer Abtastrate im Bereich einiger 100 Hz erfasst und mit ihrem zeitlichen Bezug zur Bearbeitungssequenz gespeichert. Nach dieser reinen Zuordnung der Daten zum bearbeiteten Objekt im Digitalen Schatten wird eine Transformation vom Koordinatensystem der Werkzeugmaschine in das des Werkstücks vorgenommen. Dieser Schritt ist eine erste Aufbereitung von Daten in Richtung des betrachteten Objekts „Bauteil“ durch eine einfache analytische Matrixoperation. Eine Aussagefähigkeit über die Eigenschaften des Produkts ist zu diesem Zeitpunkt jedoch kaum vorhanden. Es liegt lediglich eine Punktewolke vor, welche die Bahn des Werkzeugmittelpunktes (engl. Tool Center Point, TCP) repräsentiert, an welcher der Fräser während der Bearbeitung entlanggeführt wurde. Diese Bahn kann in einem nächsten Schritt um den Radius des Werkzeugs in der jeweiligen Orientierung korrigiert werden. Hierzu werden die Geometrie

sowie der aktuelle Orientierungsvektor des Werkzeugs als zusätzliche Information eingeführt. Damit liegt nun die Bahn des theoretischen Werkzeugkontaktpunktes (engl. Tool Contact Point) theoretisch vor, da zunächst ideale Bedingungen für die Werkzeuggeometrie sowie die Steifigkeit von Maschine, Werkzeug und Bauteil angenommen wurden.

Anders als in der vorgelagerten Prozessplanung können zu diesem Zeitpunkt trotz idealer Annahmen auf Basis der real erfassten Daten bereits diejenigen Effekte auf die Bauteilgeometrie quantifiziert werden, die bspw. aus einer Positionierungenauigkeit der Maschine resultieren. Im Gegensatz zur idealisierten Umgebung in der Prozessplanung, würden sich auf diese Weise bereits trotz gleicher Eingangsparameter unterschiedliche individuelle Zustände zwischen verschiedenen Maschinen oder verschiedenen Zeitpunkten abzeichnen. Im Sinne der Definition in Abschnitt3 wird also über eine reine Datenzuordnung zu einem Objekt hinaus schon eine Information erzeugt, die grundlegende Aspekte der Produkteigenschaften widerspiegelt.

Bild 8 gibt darüber hinaus eine Übersicht über weitere Effekte, die neben den zuvor angenommenen Idealbedingungen einen signifikanten Einfluss auf die Bahn haben, die den Verlauf der Kontaktpunkte zwischen Werkzeug und Werkstück abbildet. Im Falle des Schlichtprozesses, durch welchen die finale Oberfläche an den Verdichterschaufeln erzeugt wird, dürfen trotz verhältnismäßig moderater Schnittkräfte die Effekte der Abdrängung an Werkzeug und Werkstück sowie Verschleißeffekte am Werkzeug nicht vernachlässigt werden.

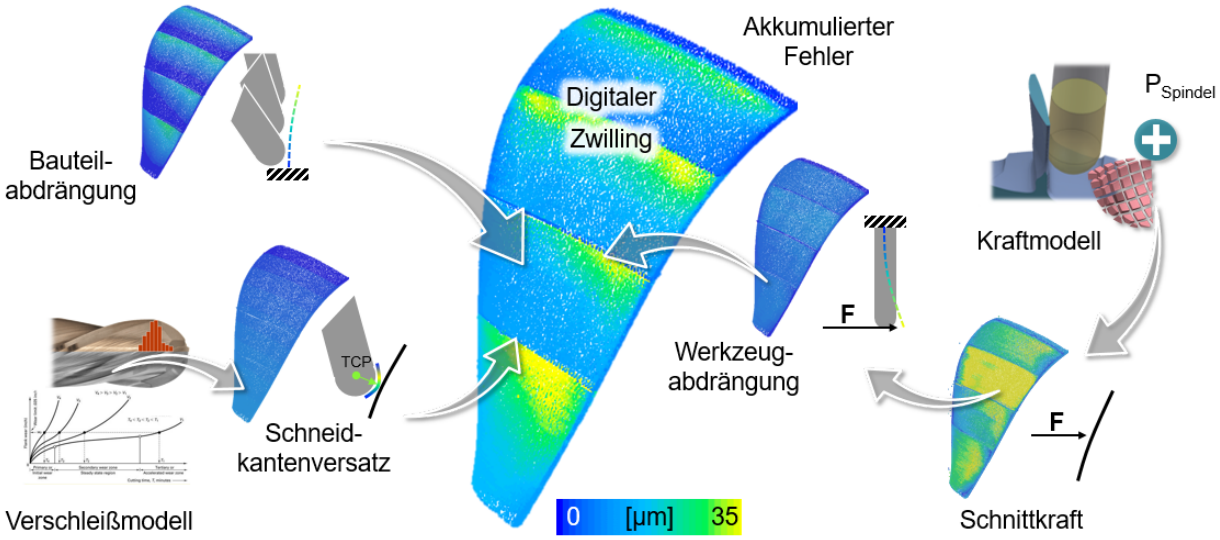


Bild 8: Die Effekte Werkzeugverschleiß sowie Werkzeug- und Bauteilabdrängung auf den Kontaktpunkt am Werkstück und akkumulierter Fehler als Superposition der Effekte.

Zur Modellierung der Verschleißeffekte wird über die Einsatzdauer des Werkzeugs eine Bestimmung der theoretischen geometrischen Eingriffsbedingungen durchgeführt und in Form einer Häufigkeitsverteilung über die Werkzeuggeometrie aufgetragen. Damit ist bekannt, welcher Bereich des Werkzeugs sich im Prozess wie lange im Eingriff befunden hat. Diese Information wird mit einem Verschleißmodell gekoppelt, welches den volumetrischen Abtrag am Werkzeug als Funktion seines im Materialeingriff zurückgelegten Wegs beschreibt. Die sogenannten Verschleißkurven im Modell sind wiederum abhängig von vielen Parametern, etwa dem Schneidstoff, der Makro- und Mikrogeometrie des Werkzeugs, dem bearbeiteten Werkstoff, den verwendeten

Schnittparametern etc. und liegen entweder aus vorherigen Untersuchungen vor oder müssen geschätzt werden. Zunächst sind diese Daten grundsätzlich dem Digitalen Zwilling des Werkzeugs zuzuordnen. Aus Sicht des Bauteils ist vielmehr die resultierende Veränderung der Werkzeuggeometrie (speziell der Versatz der Schneidkante) von Interesse, da diese zu maßgeblichen Abweichungen auf der Schaufeloberfläche am Produkt führt.

Über die Eingriffsbedingungen des Werkzeugs im Bauteil kann durch die Kopplung mit einem Schnittkraftmodell weiter die resultierende Kraft berechnet werden, die im Kontakt zwischen Werkzeug und Werkstück herrscht. In der Literatur finden sich unterschiedliche Modellansätze zur Berechnung der Schnittkraft. Exemplarisch wurden der Aufbau und die Struktur des empirisch-analytischen Schnittkraftmodells nach Kienzle in Abschnitt 3.5 ausführlich behandelt. Aus den Daten, die maschinenintern zur Verfügung stehen, etwa der Spindelleistung, können hier zusätzliche kraftproportionale Informationen gewonnen werden, welche über ein entsprechendes Maschinenmodell in eine Kraftinformation überführt werden müssen. Bei Schlichtprozessen, in welchen nur geringe Spanungsdicken abgenommen werden, steht der prozessbedingte Signalanteil zur Gesamtleistungsaufnahme der Spindel jedoch oftmals in einem so geringen Verhältnis, dass diese Information mit Hilfe einer direkten Messung nicht sicher extrahiert werden kann.

Mit dem Kraftvektor als Eingangsgröße kann in einem nächsten Schritt die Abdrängung von Werkzeug und Verdichterschaufel berechnet werden. Für den Fall des Fräswerkzeugs kann dies in vielen Fällen über ein einfaches mechanisches Ersatzmodell, etwa einen Biegebalken, erfolgen. Kompliziertere Geometrien mit veränderlichen Durchmessern oder Hinterschnitten erfordern teilweise aufwändigere Ansätze zur Modellierung. Die Bestimmung der Schaufelabdrängung erfordert ebenfalls ein Modell, welches eine größere Vielfalt an Einflüssen berücksichtigt, da sich Parameter wie Kraftangriffspunkt oder die augenblickliche Materialabtragssituation auf der geometrisch anspruchsvollen Schaufeloberfläche nur schwierig mit einfachen Ersatzmodellen hinreichend genau bestimmen lassen.

Bild 8 zeigt exemplarisch die Einflüsse von Verschleiß, Werkzeug- und Bauteilabdrängung auf die Schaufelgeometrie sowie mittig die Superposition der genannten Effekte als Ergebnis. Die Differenz zwischen der prognostizierten Geometrie in Relation zum Nominal ist als Falschfarbenbild auf der Bauteiloberfläche dargestellt. Die lokalen Abweichungen bewegen sich je nach Schaufelposition in einer Spanne von etwa +5 µm und +35 µm, die mit Hilfe von Messungen einer Koordinatenmessmaschine in dieser Größenordnung (d.h. ±10 µm) bestätigt werden konnten.

Zu diesem Zeitpunkt liegt bereits eine sehr detaillierte und hochwertige Information über das Produkt vor, die sowohl auf wissens- als auch auf datengetriebenen Modellierungsansätzen aufbaut. Somit liegt die Produktinformation vollständig in der Domäne des Digitalen Zwillings: Kausale Zusammenhänge werden auf Basis von aufbereiteten Prozessdaten quantifiziert. Die geometrischen Eigenschaften der Schaufel sind im Digitalen Zwilling durch Modelle beschrieben und gestützt durch Leistungs- sowie Positionsdaten (vgl. Definition DZ, Bild 1, Abschnitt 3.2).

In Abschnitt 3.4 wurde auf den Aspekt der Unsicherheitsbestimmung eingegangen. Im vorliegenden Beispiel der Verdichterschaufel wurden zur Modellvalidierung zusätzliche Messungen herangezogen, die mithilfe eines Koordinatenmessgeräts erfasst wurden. Dies ermöglicht eine Bewertung der modellierten Ergebnisse, lässt aber keine detaillierten Schlüsse über die Modell- und Parameterunsicherheiten oder ein Verständnis der Modellsensitivität auf Schwankungen zu. Diese Informationen sind aber

essentiell, wenn es um modellgestützte Entscheidungen in der Prozessführung oder Qualitätssicherung geht.

Im Folgenden wird exemplarisch darauf eingegangen, wie eine Betrachtung der Unsicherheiten erfolgen kann. Hierzu wird das recht einfache mechanische Ersatzmodell herangezogen, welches bereits zuvor zur Berechnung der Fräserabdrängung verwendet wurde.

In Bild 9 zeigt sich die analytische Funktion für die Biegelinie, mit welcher die Auslenkung w am Kraftangriffspunkt L in Abhängigkeit von der Kraft F, der Länge L sowie dem Elastizitätsmodul E und dem Flächenträgheitsmoment I_y bestimmt werden kann. Das Ersatzmodell „Biegebalken“ ist in der Mechanik seit mehreren hundert Jahren etabliert und wird in den Ingenieurwissenschaften als elementares Werkzeug für die Auslegung von technischen Systemen verwendet. In diesem Fall besteht also kein Zweifel an der Kausalität der Wirkzusammenhänge und damit der Modellunsicherheit in Bezug auf das Problem an sich – lediglich muss überprüft werden, inwiefern die vereinfachte Annahme von konstanten Parametern das Modellergebnis beeinflusst.

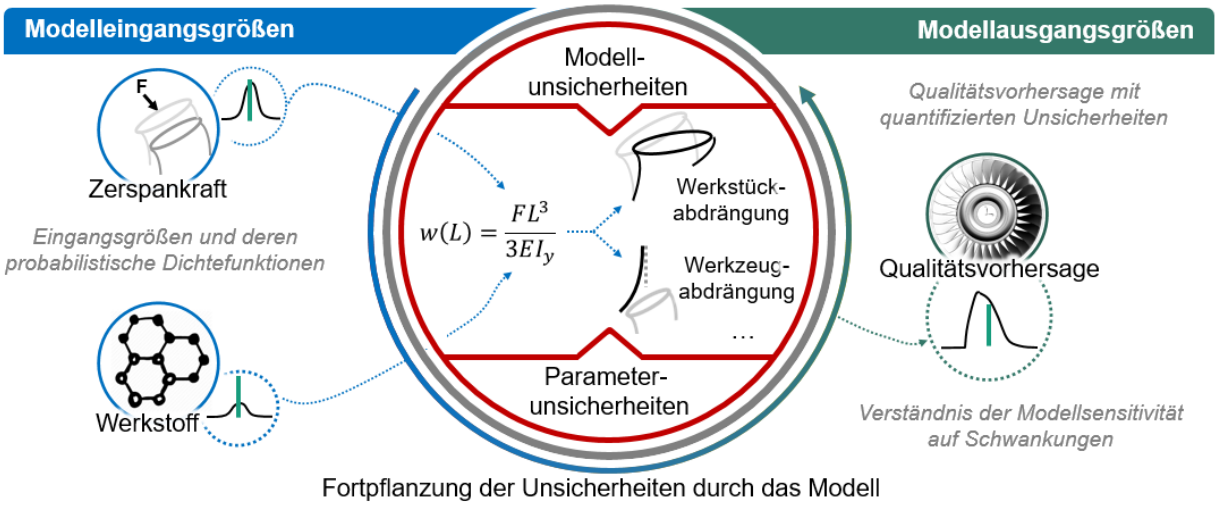


Bild 9: Beispiel für die Bestimmung der Unsicherheit zwischen Ein- und Ausgangsgrößen aus Modell- und Parameterunsicherheiten am Beispiel der mechanischen Abdrängung.

Dazu wird zunächst die Dichtefunktion der geschätzten oder gemessenen Zerspankraft für die jeweiligen Zustände identifiziert. Im Weiteren werden die Schwankungen der Werkstoffparameter sowie die Streuung der geometrischen Fräserdimensionen ermittelt. Mit dieser Verteilung für die Modelleingangsgrößen kann durch eine probabilistische Simulation, im einfachsten Fall einer Monte-Carlo-Simulation, die Verteilungsfunktion der Modellausgangsgröße bestimmt werden. Erst durch eine solche Betrachtung ist eine Quantifizierung der Modellunsicherheit möglich. Entsprechend sind Entscheidungen, die auf Basis des Modells herbeigeführt wurden, nur im Rahmen des so ermittelten „sicheren“ Intervalls möglich. Liegen Werte oder Aussagen außerhalb dieses Vertrauensintervalls, bedeutet dies nicht zwangsläufig ein negatives Ergebnis, sondern lediglich, dass für eine Entscheidung weitere Informationen benötigt werden.

4.3 Daten- und modellgestützte Prognose von Randzonenbeanspruchungen

Über die geometrischen Eigenschaften, die in Abschnitt 4.2 detailliert ausgeführt wurden, sind vor allem die oberflächennahen Randzonen bei sicherheitsrelevanten Bauteilen von zentraler Bedeutung für den sicheren Betrieb. Die Randzoneneigenschaften werden häufig unter dem Begriff der Oberflächenintegrität (engl.: Surface Integrity, SI) zusammengefasst [21], [22]. Wesentliche Kernaspekte der Surface Integrity sind der Eigenspannungszustand in der Randzone sowie etwaige Veränderungen der Werkstoffmikrostruktur, z.B. in Form von Phasenumwandlungen oder dem Ausbilden sogenannter „Weißer Schichten“ (engl.: White-Etching-Layer), welche nach dem Ätzen der Mikrostruktur weiß erscheinen. Die Veränderungen der Werkstückrandzone treten in der Regel infolge der thermo-mechanischen Beanspruchungen auf, welche durch das Fertigungsverfahren im Werkstück induziert werden. Die entstehenden Veränderungen oder gar nachweisliche Schädigungen können im Falle sicherheitskritischer Bauteile zum Versagen führen und somit einen hohen wirtschaftlichen Schaden oder aber sogar den Verlust von Menschenleben verursachen. Ein Beispiel hierfür ist ein schwerwiegender Zwischenfall bei einem Flug der Delta-Air-Line im Juli 1996, bei dem ein Triebwerksrotor barst, zu einem „Uncontained Failure“ und damit zum Tode zweier Passagiere führte. Nach intensiver Untersuchung konnte der Zwischenfall auf eine thermische Schädigung während eines Bohrprozesses in einer Turbinenscheibe zurückgeführt werden [23].

Eine Charakterisierung des Zustands der Bauteilrandzone ist jedoch in der Regel nur über zerstörende Prüfverfahren möglich. Aus diesem Grund ist der Bedarf an Methoden zur deterministischen Vorhersage der Werkstückeigenschaften auf Basis von Daten und Informationen von höchstem Interesse, um Aussagen, die über statistische Methoden und anschließend eine probabilistische Abschätzung erzielt werden, weiter abzusichern. Hierzu können analytische oder numerische Modellansätze verwendet werden. Während letztere in der Regel einen hohen zeitlichen Aufwand erfordern, nutzen analytische Modellansätze im Prozess erfasste Daten wie z.B. die Zerspankraft aus dem Digitalen Schatten, um daraus relevante Prozesszustandsgrößen wie etwa Temperatur- oder Spannungsfelder abzuleiten, welche die physikalischen Eigenschaften des Bauteils direkt beeinflussen und im Digitalen Zwilling abgebildet werden können.

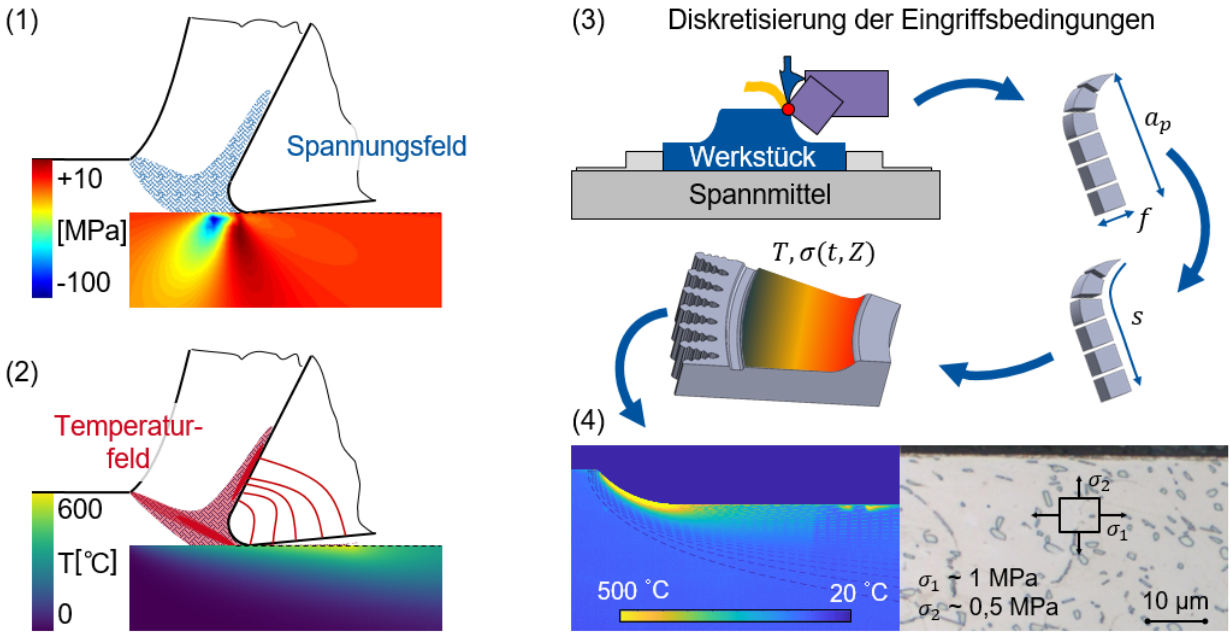


Bild 10: Modellbasierte Vorhersage der Randzoneneigenschaften – Vom thermo-mechanischen Beanspruchungskollektiv im Digitalen Schatten zur Bauteileigenschaft im Digitalen Zwilling.

Zwei Beispiele hierfür sind in Bild 10, für den orthogonalen Schnitt dargestellt, welcher die geometrisch einfachste Form eines Zerspanprozesses bildet und somit eine grundlegende Betrachtung ansonsten komplexerer Prozesse ermöglicht. In der Literatur können für diesen vereinfachten Fall unterschiedliche Messmethoden zur Erfassung von Prozessdaten gefunden werden. Neben Kraftmessungen beinhalten diese insbesondere eine Messung der Temperatur mittels Thermographie oder Pyrometrie. Dabei ist sämtlichen Messverfahren gemein, dass sie entweder integrale Messgrößen erfassen (bspw. die Zerspankraftkomponenten), lediglich punktuelle Kennwerte liefern (bspw. mittels Pyrometrie) oder aber eine Messung nur mit sehr geringer entweder örtlicher oder zeitlicher Auflösung möglich ist (bspw. mittels Thermographie). Aus diesem Grund eignen sich diese Messmethoden allein nur bedingt zur Beurteilung des thermo-mechanischen Beanspruchungskollektivs. Unter Zuhilfenahme analytischer Prozessmodelle können die integralen Messgrößen des erfassten Digitalen Schattens jedoch verfeinert und deren Auflösung und Güte somit erheblich erhöht werden.

Bild 10 zeigt exemplarisch ein mittels analytischer Modellierung berechnetes Spannungsfeld nach der Methode von Lazoglu et al. [24], welches sich in der Werkstückrandzone eines zerspanten Gefüges ausbildet. Das dazugehörige Temperaturfeld basiert auf der Annahme einer Wärmequelle, die sich auf der Werkstückoberfläche bewegt [25]. Als Grundlage dieser Berechnungen dienen die kinematischen Prozessgrößen und die gemessene, zeitveränderliche Zerspankraft, welche am Werkzeug angreift und prozessbegleitend messbar ist. Hierdurch wird eine Berechnung des thermo-mechanischen Beanspruchungskollektivs in-situ mit hoher Auflösung bei gleichzeitig kurzer Rechendauer möglich. Die auf diesem Wege berechneten Prozesszustandsgrößenfelder stellen in ihrer Gesamtheit somit Aspekte im Digitalen Zwilling dar, welche auf der Basis von Digitalen Schatten (z.B. hier Prozesskräfte) beruhen.

Die Nutzung dieser Modelle im realen Anwendungsfall sicherheitskritischer Bauteile, hier exemplarisch für das Drehen einer Turbinenscheibe, ist in Bild 10 dargestellt. Für eine

Übertragung der Ergebnisse aus dem Orthogonalschnitt auf komplexere Spangeometrien wird in einem ersten Schritt mit Hilfe einer geometrischen Eingriffssimulation analog zu Abschnitt 4.2 die tatsächliche Spangeometrie bestimmt, die im Prozess vorliegt. Anschließend kann diese in infinitesimale Elemente (hier: Scheiben) zerlegt werden, welche wiederum jeweils einem orthogonalen Schnitt definierter Breite und Spanungsdicke entsprechen. Weiterhin werden die generisch berechneten Lastkollektive über die gesamte Bauteiloberfläche integriert und so die prozessbedingten lokalen Randzonenbeanspruchungen im Werkstück ermittelt, vgl. Bild 10.

Diese Information kann in einem nächsten Schritt genutzt werden, um die Modifikation der Werkstückrandzone vorherzusagen. Hierfür sind unter anderem die Modelle von Umbrello et al. [26] und Buchkremer [27] zu nennen, die eine Vorhersage der Ausbildung Weißer bzw. Schwarzer Schichten in der Randzone ermöglichen. Diese für die numerische Analyse entwickelten Modelle können erst durch das Vorhandensein des dargestellten Digitalen Zwillings auch in analytischer Form umgesetzt werden.

Eine weitere Aufbereitung des Digitalen Zwillings für die Werkstückrandzone muss künftig unter Berücksichtigung der vollständigen Fertigungsprozesskette im Sinne einer integrativen Werkstoff- und Prozesssimulation (engl. Integrated Computational Materials and Manufacturing Engineering, kurz ICM^{2}E) erfolgen [28]. Das ICM^{2}E verbindet hierbei die Prozesstechnologie, Werkstofftechnik und Bauteilkonstruktion in einem ganzheitlichen Ansatz. Erst die Kenntnis der simulativ bestimmten exakten Gefügestruktur und -eigenschaften des Halbzeugs im Nachgang des urformenden Prozesses und die durchgängige Verknüpfung der darauffolgenden Prozessmodelle im Zuge einer probabilistischen Analyse stellt die Ableitung eines Digitalen Zwillings dar, der neben den relevanten Eigenschaften auch eine Unsicherheitsbewertung beinhaltet.

4.4 Datengestützte Prognose von Gefügeveränderungen

Wie in Abschnitt 4.3 beschrieben ist vor allem die Vorhersage der Gefügeeigenschaften als Resultat der thermischen Prozesseinflüsse essentieller Bestandteil des Digitalen Zwillings. Die Basis für die Informationen im Digitalen Zwilling wird auch hier durch einen Digitalen Schatten gebildet, der Messgrößen oder Daten integriert und zu einem spezifischen Bauteil referenziert. Diese Daten werden schließlich über geeignete Modelle auf eine produktbezogene physikalische Ebene gehoben, um schließlich eine inhärente Bauteileigenschaft wie die Bauteilrandzone abzuleiten. Ein Zwischenschritt können auch hier wieder sogenannte Prozesszustandsgrößen sein (vgl. Abschnitt 4.3), welche prozessbegleitend ermittelt werden können. Beispiele sind hier Spannungszustände im Werkstoff durch auf die Oberfläche wirkende Kräfte, oder Temperaturfelder infolge von Einwirkungen durch Wärmequellen [29].

Für die Funkenerosion handelt es sich hierbei um die Lokalisierung der thermischen Beanspruchung (Entladungen), die sich aus der angelegten Spannung und dem fließenden Strom ergeben, sowie das resultierende Temperaturfeld in der Randzone. Zum Digitalen Schatten zählen jedoch nicht nur Daten aus dem Prozess wie die Intensität lokaler Einzelentladungen, sondern auch Informationen über den Eingangszustand des Werkstoffgefüges. Solche Daten müssen im Vorfeld erfasst werden: Dies können zum Beispiel reale Gefügeaufnahmen aus metallografischen Schliffen, EBSD-Aufnahmen (Electron Back-Scatter Diffraction) oder einfach nur die chemische Zusammensetzung sein [30].

Ausgehend von den erfassten Prozessdaten zusammen mit den Werkstoffeigenschaften wird ein Modell erstellt, welches die Temperaturverteilung während des Prozesses

beschreibt. Schließlich kann über eine Simulation und ein entsprechendes Materialmodell eine Gefügeumwandlung als resultierende Modifikation prognostiziert werden, [31].

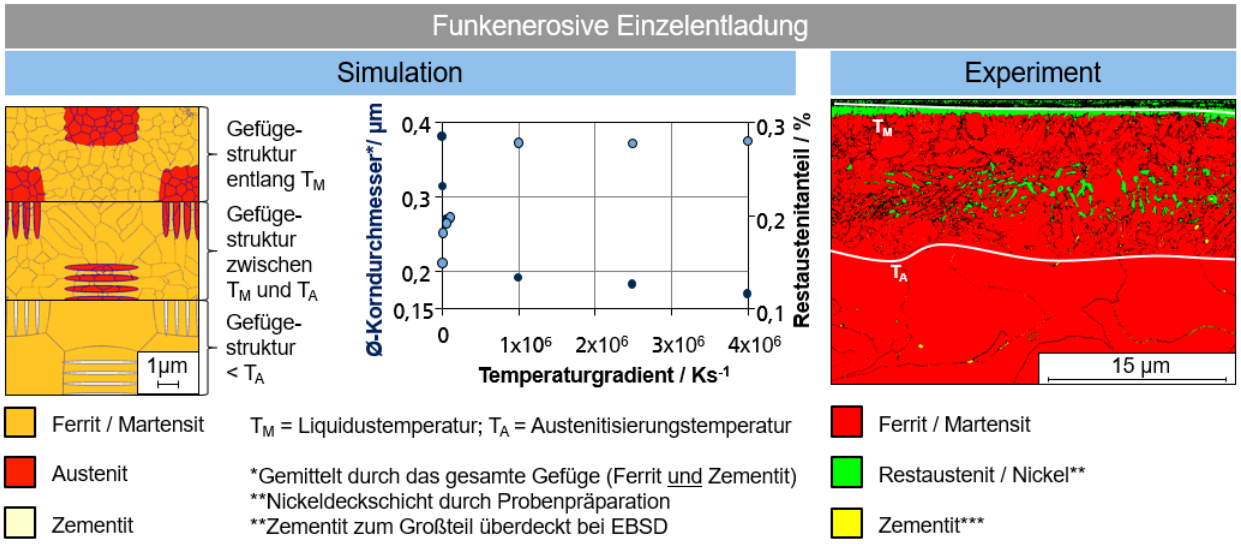


Bild 11: Die Veränderung der Gefügeeigenschaften in der oberflächennahen Randzone ist eine essentielle Eigenschaft des Bauteils, die im digitalen Zwilling beschrieben werden kann.

In Bild 11 ist der Aufbau eines solchen Mikrostrukturmodells schematisch dargestellt und die erhaltenen Ergebnisse für einen konkreten Parametersatz abgebildet. Zum Vergleich ist das Ergebnis einer EBSD-Messung nach der Bearbeitung abgebildet. Bei dem gezeigten Ergebnis handelt es sich um die Simulation der finalen Gefügestruktur in der wärmebeeinflussten Zone nach einer Einzelentladung.

Durch Verwendung des Mikrostrukturmodells liegt schließlich mit dem resultierenden Gefüge eine konkrete Bauteileigenschaft vor, die dem Digitalen Zwilling des Produkts zugeordnet werden kann. Der erhaltene DZ erlaubt eine bauteilindividuelle Aussage über die Korngrößenverteilung, die vorliegenden Phasenanteile und die Verteilung der Legierungselemente im Werkstoff. Somit ist es möglich, für variierende lokale Prozessparameter oder Prozessbedingungen (Entladedauer, Entladestrom, etc.) mit dem erstellten Modell lokal die individuellen Randzoneneigenschaften für ein Bauteil aufzulösen. So können schließlich Aussagen über die funktionellen Eigenschaften des realen Bauteils bereits im Vorfeld getroffen werden und ggf. erwünschte oder unerwünschte Mikrostruktureigenschaften durch die Prozessführung und die resultierende thermische Beanspruchung gezielt eingestellt oder vermieden werden.

Analog zum Beispiel des Verdichterrotors in Abschnitt 4.2 ist auch in diesem Fall die Modellunsicherheit ein essentieller Aspekt des Digitalen Zwillings. Vor allem im Bereich der Gefügemikrostruktur ist hier der vorliegende Werkstoff eine zentrale Einflussgröße, die in der Regel nicht zerstörungsfrei ermittelt werden kann. Selbst unter Annahme einer genauen deterministischen Kenntnis über das thermo-mechanische Beanspruchungskollektiv könnte in einem produktiven Umfeld, in dem eine zerstörende Prüfung nicht möglich ist, die Werkstoffseite lediglich über eine statistische Beschreibung abgebildet werden. Folglich ist die Unsicherheit für die modellbasiert ermittelten Gefügeeigenschaften mindestens so groß wie die statistischen Schwankungen der Eigenschaften des lokalen Grundgefüges als Eingangsgröße. Vereinfacht gesagt: Würden Bauteileigenschaften des Rohteils wie etwa die Korngrößenverteilung oder die chemische Zusammensetzung signifikant variieren und sich diese Schwankung

entsprechend auf das Endergebnis auswirken, hängt die Güte des Digitalen Zwillings und damit dessen Aussagefähigkeit entscheidend von dieser Information ab und nicht allein von den direkt im Prozess gemessenen Größen.

Dies macht deutlich, dass prinzipiell auf einfachere Art und Weise ein Digitaler Schatten eines Objekts erzeugt, daraus aber nicht unbedingt ebenso leicht ein Digitaler Zwilling im Kontext der Problemstellung abgeleitet werden kann. Eine undifferenzierte Datenaufzeichnung ohne technologisches Domänenverständnis ist häufig ohne großen Wert, da notwendige Informationen fehlen, die für die weitere Aufbereitung im Digitalen Zwilling elementar sind.

5 Turning Data into Value – Der (Mehr-) Wert des Digitalen Zwillings

Im letzten Abschnitt soll auf den Wert von Daten eingegangen werden, die als die elementare Grundlage für die Gewinnung von Informationen und Wissen dienen. Im Zuge der Diskussionen in den Medien um das Thema „Digitalisierung“ wird immer wieder die Frage nach dem Wert oder auch Mehrwert gestellt, der durch die Nutzung von Daten entsteht. In der Evolution der Phasen der Industrialisierung bis hin zum Zeitalter der Industrie 4.0 wurde bisher der Wert im Wesentlichen als Kosteneinsparung verstanden, die durch eine Effizienzsteigerung in den produktiven Systemen ermöglicht wird. Die häufigsten dokumentierten Erfolge, welche durch digitalisierte Produktionssysteme erzielt werden konnten, sind dabei logistischer Natur: Analog zu den Beispielen der großen Onlinehändler und Plattformen kann auch in der produktiven Industrie durch eine digital gestützte Infrastruktur die gesamte Logistikkette innerhalb des Unternehmens oder in einem Netzwerk aus Kunden und Lieferanten optimiert werden. In solchen Fällen entsteht ein monetärer Wert durch Einsparungen und Effizienzgewinne und kann recht einfach gegen die Kosten für die Implementierung und den Betrieb der digitalen Infrastruktur bilanziert werden.

Die in Abschnitt 4 vorgestellten Beispiele für den Digitalen Zwilling als virtuelle Repräsentation eines realen Objekts in der Produktions- oder Fertigungstechnik setzten jedoch in einer Ebene an, die in vielen Aspekten über die Logistik von Assets hinausgeht. Hier ist eine Bewertung des Datenwerts deutlich schwieriger. Zunächst ist die Implementierung eines Systems zur Erfassung relevanter Daten sowie ihrer zielgerichteten Aufbereitung, Unsicherheitsbestimmung etc. auf der Ebene des Objekts spezifischer und aufwändiger. Einfach gesprochen blicken diese Methoden deutlich tiefer in das Produkt mit seinen herstellungsbedingten Eigenschaften hinein. Doch was genau kennzeichnet den auf diese Weise entstehenden Mehrwert, der über den Wert des Produktes nach einem klassischen Verständnis hinausgeht?

Der Begriff Mehrwert ist in der Betriebswirtschaft im Sinne der sogenannten Mehrwertstrategie eindeutig definiert: Hier wird unterschieden zwischen dem produkt- und dem vertriebsorientierten Mehrwert. Im ersteren Fall wird der Mehrwert als eine „zum eigentlichen Produkt beigefügte Service- oder Zusatzleistung“ beschrieben. Hier geht es also nicht um einen reinen monetären Benefit in der Gesamtbilanz, sondern um eine zusätzliche Leistung, welche das Produkt im Vergleich attraktiver oder vorteilhafter erscheinen lässt. In einem ersten Schritt kann der Nutzen also

- entweder eine zusätzliche nutzbringende Information über das Produkt sein,
- oder eine benötigte Information über das Produkt, die bereits prozessbegleitend und damit frühzeitiger vorliegt und andernfalls in einem separaten Schritt mit

erneutem Ressourcenaufwand später im Lebenszyklus gewonnen werden müsste.

Ein Beispiel wurde in Abschnitt 4.2 vorgestellt, bei dem an einem Verdichterrotor bereits während des Fertigungsprozesses in der Maschine mithilfe von Daten eine Geometrieinformation gewonnen werden konnte, welche Einsparungen in der klassischen Qualitätssicherung ermöglicht. Die weiteren in Abschnitt 4 vorgestellten Beispiele zeigen, wie für sicherheitsrelevante Bauteile, die in Luftfahrtsystemen eingesetzt werden, ergänzende Informationen gewonnen werden, die als neue Bewertungskriterien für die Produktqualität herangezogen werden können. Vor allem bei den sicherheitsrelevanten Bauteilen entsteht ein signifikanter Mehrwert genau dann, wenn bereits mit der Herstellung des Produktes Daten erfasst werden, die in aufbereiteter Form den bisher existierenden Qualitätssicherungsprozess durch nutzbringende Zusatzinformationen ergänzen und damit eine höhere Bauteilqualität, -funktionalität oder geringere Folgekosten ermöglichen.

Derzeit werden Fertigungsprozessketten für sicherheitsrelevante Bauteile typischerweise nach einem Ansatz qualifiziert, der nach einer initialen Erprobung anhand eines Erstmusters (engl.: First Article Inspection, FAI) die Prozesseinstellgrößen „einfriert". Dieser Ansatz, die sogenannte bauteilspezifische Prozessvalidation (engl.: Part Specific Process Validation, PSPV) beschreibt ein historisch gewachsenes Vorgehen, welches aber nur in mittelbarem Zusammenhang mit der Bauteillebensdauer als zentralem Bewertungskriterium steht. Ein verbesserter Ansatz würde folglich einen Schritt weiter bei den spezifischen Eigenschaften eines individuellen Bauteils ansetzen, welche sich als Resultat von dessen Herstellungsprozess ergeben. Durch Kenntnis über das prozessbedingt eingebrachte thermo-mechanische Beanspruchungskollektiv wäre ein mittelbarer Schluss auf die Veränderung des Werkstoffs in der Randzone möglich (vgl. Abschnitt 4). Die Abschätzung der Bauteillebensdauer, dessen Nutzungsphase sowie Wartung könnte präzisier und ökonomischer erfolgen. Eine zustandsgrößenbasierte Prozessvalidierung, die auch als generische Validierung (engl.: Generic Manufacturing Process Validation, GMPV) bezeichnet wird, bietet dem Hersteller zudem deutlich mehr Flexibilität in der Herstellung von Komponenten und wäre damit unmittelbarer Treiber für Kosteneinsparungen entlang des Herstellungszyklus: Durch die vorliegende Transparenz, wie sich die Einflüsse von Eingangsparametern auf das Prozessergebnis auswirken, können Freiräume für Anpassungen und Optimierungen geschaffen werden, die nach dem PSPV-Ansatz nur unter der Auflage zeit- und kostenintensiver Revalidierung möglich sind.

Der Mehrwert einer digital gestützten indirekten Bauteilvalidierung und -qualifizierung im Vergleich zum klassischen Ansatz liegt also nicht nur in der sehr effizienten Dokumentation von Prozesseinstellgrößen, sondern ermöglicht deutlich tiefere Einblicke in die für das Bauteil oder System relevanten Zielgrößen. Es ermöglicht sowohl eine konkrete Bewertung der Prozessstabilität innerhalb des produzierenden Umfelds, als auch über den Digitalen Zwilling den Übertrag auf die Produkteigenschaften als Kernaspekt für die spätere Funktionalität und den Betriebszyklus eines Assets.

Nur durch diese Transparenz und die Befähigung zu einem konsequenten „Verstehen, Lernen und Optimieren" auf Basis relevanter Prozessinformationen, sind deutlich anspruchsvollere Produkte unter wirtschaftlichen Randbedingungen überhaupt realisierbar. Noch effizientere und ressourcenschonendere Luftfahrtantriebe der Zukunft benötigen extrem leichte und gleichzeitig performante Komponenten. Aus Bauteilsicht führen diese Anforderungen dazu, dass die spezifische Belastung im Werkstoff im Sinne seiner höheren Ausnutzung weiter steigen muss. Unsicherheiten und Streubreiten infolge

einer mangelnden Informationslage müssen daher in der Design- und Herstellungsphase des Bauteils unbedingt vermieden werden. War es in den 1990er Jahren plötzlich möglich mithilfe der rechnergestützten Simulation verbesserte Prognosen über Produkte und deren Herstellung zu treffen, so liefert die Digitalisierung durch die Aufnahme der Ist-Situation die nötige Information über die Realität und koppelt diese zurück. Der Wert der Daten besteht somit in dem Potential, künftig den Regelkreis zwischen der simulationsbasierten Prognose und der Information über den Ist-Zustand aus dem Produktionssystem schließen zu können und im Falle einer Abweichung vom Erwartungswert eine Reaktion einzuleiten.

Zuletzt bietet die Digitalisierung die Möglichkeit Prozessketten auch auf Basis neuer Zielgrößen betrachten zu können, die neben den Produkteigenschaften oder monetären Werten von Interesse sind. Ein Beispiel hierzu ist der Einsatz von Ressourcen entlang der Wertschöpfungskette: Der Digitale Schatten und Zwilling müssen als „Enabler“ für eine objektive Nachhaltigkeitsbewertung unterschiedlicher, technisch machbarer Fertigungsszenarien für ein Produkt verstanden werden und bilden eine der wichtigsten Grundlagen für eine sowohl ressourcenschonende, nachhaltige als auch effiziente Produktion. Dabei können sie insbesondere dazu beitragen Produktionen hochflexibel, auch für verschiedene Produkte mit geringen Stückzahlen, mit einer effizienten sowie schnellen Prozessauslegung zu machen. Nur so können Produktionsressourcen optimal und damit nachhaltig ausgenutzt werden.

Ein Beispiel für diese sogenannte „Ökolonomische“ Bewertung (engl.: Ecolonomic Harmonization) als gleichwertige Abwägung zwischen den ökonomischen und ökologischen Zielen gibt Bild 12: Mit der vorliegenden Information über alle Schritte des Lebenszyklus vom Rohstoff bis zum fertigen Produkt ist nicht nur eine detaillierte Bewertung der Fertigungskosten für jedes gefertigte Merkmal möglich – vielmehr erlaubt die Einbeziehung der Informationen über die Verbräuche im produzierenden System weiter eine Aussage über den tatsächlichen Energieeinsatz und die CO_2-Emissionen, die durch die Bearbeitung freigesetzt werden.

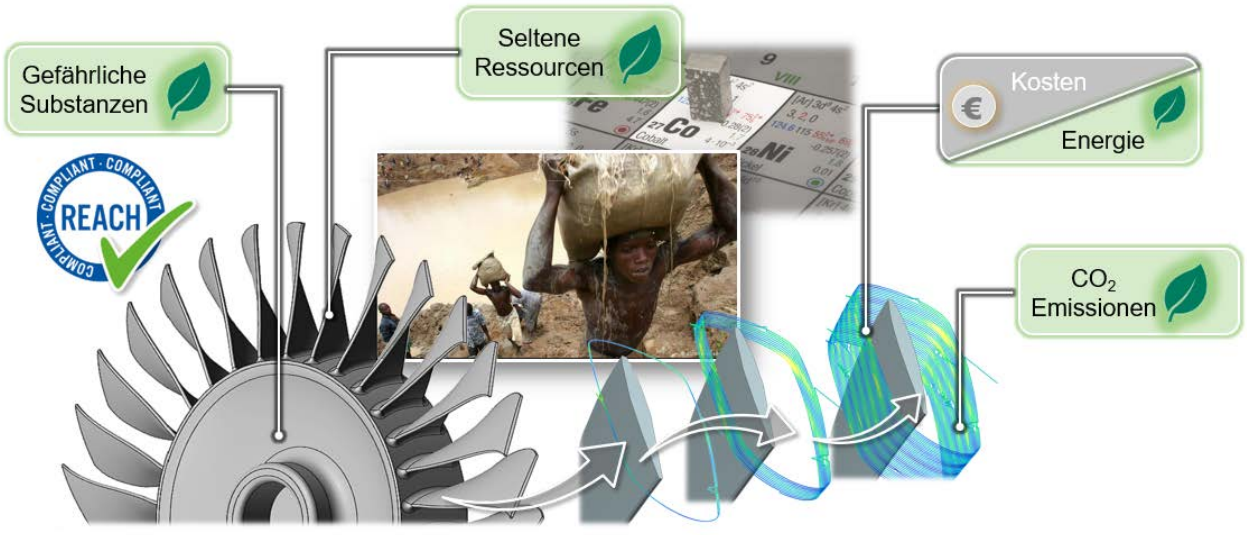


Bild 12: Neben einer Analyse der Prozesseinflussgrößen kann die durch den Digitalen Zwilling gewonnene Transparenz für eine umfassende Ressourcenbetrachtung genutzt werden.

Neben dem sogenannten „Global-Warming-Potential“ ist vor allem in der produzierenden Industrie eine ganzheitliche Bilanzierung der Stoffflüsse als Ein- und Ausgangsparameter eines Fertigungsschritts von enormer Bedeutung. Hier geht es z.B. um den Einsatz oder

Verbrauch gefährlicher Stoffe (engl.: Registration, Evaluation, Authorization and Restriction of Chemicals, REACH) oder etwa die Verschmutzung oder Degradation von Trinkwasser durch einen Prozessschritt. Darüber hinaus können über komplexe Fertigungsketten hinweg, die oft eine Vielzahl sekundärer Prozesse einbeziehen, Verbräuche seltener Ressourcen quantifiziert werden. Die auf diese Weise mögliche Analyse des Lebenszyklus (engl.: Life Cycle Assessment, LCA) bildet eine essentielle Grundlage für die Bewertung von Prozessalternativen vor dem Hintergrund eines völlig neuen Werts – der Nachhaltigkeit von Produkt und Produktion [32].

6 Zusammenfassung und Ausblick

Im vorliegenden Beitrag wurden die Konzepte des Digitalen Schattens und des Digitalen Zwillings im Kontext der Produktionstechnik diskutiert. Nach einigen einleitenden philosophischen Fragestellungen bzgl. der Grenzen sowie dem Nutzen eines Erkenntnisgewinns mit Hilfe von Modellen und Daten wurde der Stand der Technik zum Thema beleuchtet. Schließlich wurde eine spezifische Definition der wesentlichen Begriffe im Kontext der Fertigungstechnik erarbeitet.

Demnach wird der Digitale Schatten als eine reine Zuordnung von Daten zu einem bestimmten Objekt zu einem bestimmten Zeitpunkt verstanden. Der Digitale Zwilling eines Objekts ist dagegen eine virtuelle Darstellung seines physikalischen Zustands: Zustandsänderungen werden durch Prozessmodelle beschrieben und weiter durch Daten gestützt. Der Datensatz in Form des Digitalen Schattens wird auf die physikalische Ebene in Form des Digitalen Zwillings durch Modelle oder Simulationen vertikal weiterentwickelt. Dabei kann es sich um verschiedene Arten von Modellen, wie z.B. datengetriebene, statistische Modelle, maschinelles Lernen, aber auch deterministische physikalische Modelle handeln. In diesem Kontext wurde schließlich der Unterschied zwischen der Validität und Unsicherheit von Daten sowie deren Relevanz für ein (ingenieur-) wissenschaftliches Problem herausgearbeitet. Der Digitale Zwilling kann nach dem aktuellen Verständnis für reale physikalische Objekte mit einem Lebenszyklus als deren virtuelles Abbild mit wählbaren Systemgrenzen geschaffen werden. Es existiert grundsätzlich nur ein Digitaler Zwilling für ein Objekt.

Schließlich folgte eine Anwendung der erarbeiteten Konzepte auf konkrete Anwendungsfälle in der Fertigungstechnik. Am Beispiel der Fräsbearbeitung eines integralen Verdichterrotors wurde die Ableitung eines Digitalen Zwillings des Bauteils auf Basis von Fertigungsdaten aus der Werkzeugmaschine, konkret die Position und die Spindelleistungsaufnahme, vorgestellt. Mit Hilfe weiterführender deterministischer oder statistischer Modelle ist es schließlich möglich, lokale Geometrieabweichungen am Bauteil zu ermitteln und so gezielte Bauteilqualitätsbestimmungen zu ermöglichen.

Die beiden Fallbeispiele zerspanende und funkenerosive Bearbeitung von sicherheitsrelevanten Merkmalen in Turbinenscheiben erweitern schließlich die Betrachtungsebene bis in die Randzone des Bauteils hinein. Hierzu wurden ausgehend von Daten aus dem jeweiligen Fertigungsprozess ein Digitaler Schatten und modellbasiert thermo-mechanische Beanspruchungskollektive ermittelt, die auf die Bauteilrandzone einwirken. Aus diesen äußeren Beanspruchungen lassen sich wiederum modellbasiert Gefügeveränderungen und damit ein Digitaler Zwilling mit spezifischen lokalen Oberflächeneigenschaften ableiten.

Ein weiteres Fallbespiel, die schleifende Bearbeitung von Vollhartmetallwerkzeugen, bezieht sich in gleicher Weise auf lokale Randzonen- und Geometrieeigenschaften

ändert die Perspektive jedoch auf den Digitalen Schatten und Zwilling eines Werkzeugs in der Herstellungsphase.

Der letzte Abschnitt des Beitrags zeigt letztlich den Mehrwert des Digitalen Zwillings aus ingenieurwissenschaftlicher, ökonomischer und ökologischer Sicht auf. Entsprechend sollte in Zukunft das Konzept zunehmend und systematisch im Bereich der Fertigungstechnik eingesetzt werden, um Prozessgrenzen zu überwinden, Ressourcen zu schonen und einen Mehrwert zu schaffen.

Danksagung

Die Autoren möchten sich ganz herzlich bei Dr. Kristian Arntz, Dr. Andreas Klink, Philipp Ganser, Tim Grunwald und Daniel Schraknepper für die wertvollen Diskussionen und Anregungen in der Konzeptionsphase zur Definition des Digitalen Zwillings im Kontext Produktion und Fertigung bedanken. Für die Unterstützung bei der Ausgestaltung der Fallbeispiele geht ein besonderer Dank an Kilian Fricke, Raphael Heß, Markus Meurer, Tommy Venek und Christian Wrobel.

Literatur

[1] Lindgren, M.: 21st Century Management: Leadership and Innovation in the Thought Economy. (Reihe: Palgrave Studies in European Union Politics). London: Palgrave Macmillan, 2012.

[2] Grieves, M.; Vickers, J.: Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems. In: Kahlen, F.-J.; Flumerfelt, S.; Alves, A. (Hrsg.): Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems. New Findings and Approaches. Cham: Springer, 2017, S. 85-113.

[3] Glaessgen, E.; Stargel, D.: The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles: Structures, Structural Dynamics, and Materials and Co-located Conferences. In: 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Honolulu, 23.-26. April 2012. Red Hook, NY: Curran, 2012. DOI: https://doi.org/10.2514/6.2012-1818.

[4] Boschert, S.; Rosen, R.: Digital Twin—The Simulation Aspect. In: Hehenberger, P.; Bradley, D. (Hrsg.): Mechatronic Futures. Challenges and Solutions for Mechatronic Systems and their Designers. Cham: Springer, 2016, S. 59-74.

[5] Garetti, M.; Rosa, P.; Terzi, S.: Life Cycle Simulation for the design of Product–Service Systems. In: Computers in Industry 63. Jg., 2012, Nr. 4, S. 361–369.

[6] Lee, J.; Lapira, E.; Bagheri, B.; Kao, H.-a.: Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. In: Manufacturing Letters 1. Jg., 2013, Nr. 1, S. 38–41.

[7] Rosen, R.; Wichert, G. von; Lo, G.; Bettenhausen, K. D.: About The Importance of Autonomy and Digital Twins for the Future of Manufacturing. In: IFAC-PapersOnLine 48. Jg., 2015, Nr. 3, S. 567–572.

[8] Schroeder, G. N.; Steinmetz, C.; Pereira, C. E.; Espindola, D. B.: Digital Twin Data Modeling with AutomationML and a Communication Methodology for Data Exchange. In: IFAC-PapersOnLine 49. Jg., 2016, Nr. 30, S. 12–17.

[9] Canedo, A.: Industrial IoT lifecycle via digital twins. In: Proceedings of the Eleventh IEEEACMIFIP International Conference on HardwareSoftware Codesign and System Synthesis. Pittsburgh, PA, USA, 2.-7 Oktober 2016. New York, NY: ACM 2016. DOI: https://doi.org/10.1145/2968456.2974007.

[10] Negri, E.; Fumagalli, L.; Macchi, M.: A Review of the Roles of Digital Twin in CPS-based Production Systems. In: Procedia Manufacturing 11. Jg., 2017, S. 939–948.

[11] Stark, R.; Damerau, T.: Digital Twin. In: Chatti, S.; Tolio, T. (Hrsg.): CIRP encyclopedia of production engineering. 2nd ed. Berlin: Springer, 2019.

[12] Kritzinger, W.; Karner, M.; Traar, G.; Henjes, J.; Sihn, W.: Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. In: IFAC-PapersOnLine 51. Jg., 2018, Nr. 11, S. 1016–1022.

[13] Abele, E. (Hrsg.): WGP-Standpunkt Industrie 4.0. URL: http://publica.fraunhofer.de/eprints/urn_nbn_de_0011-n-4024512.pdf [Stand: 27.04.2020].

[14] Schleich, B.; Dittrich, M.-A.; Clausmeyer, T.; Damgrave, R.; Erkoyuncu, J.; Haefner, B.; de Lange, J.; Plakhotnik, D.; Scheidel, W.; Wuest, T.: Shifting value stream patterns along the product lifecycle with digital twins. In: Procedia CIRP 86, 2019, S. 3-11

[15] Bunge, M.: A General Black Box Theory. In: Philosophy of Science 30. Jg., 1963, Nr. 4, S. 346–358.

[16] Sohlberg, B.; Jacobsen, E. W.: Grey Box Modelling – Branches and Experiences. In: IFAC Proceedings Volumes 41. Jg., 2008, Nr. 2, S. 11415–11420.

[17] Solomatine, D.; See, L. M.; Abrahart, R. J.: Data-Driven Modelling: Concepts, Approaches and Experiences. In: Singh, V. P.; Abrahart, R. J.; Anderson, M.; Bengtsson, L.; Cruise, J. F.; Kothyari, U. C.; See, L. M.; Serrano, S. E.; Solomatine, D. P.; Stephenson, D.; Strupczewski, W. G. (Hrsg.): Practical Hydroinformatics. Computational Intelligence and Technological Developments in Water Applications. Berlin: Springer, 2008, S. 17-30.

[18] Klocke, F.: Fertigungsverfahren 1. Zerspanung mit geometrisch bestimmter Schneide. 9. Aufl. Berlin: Springer, 2018.

[19] Döbel, I.; Leis, M.; Molina Vogelsang, M.; Welz, J.; Neustroev, D.; Petzka, H.; Riemer, A.; Püping, S.; Voss, A.; Wegele, M.: Maschinelles Lernen. Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. URL: https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publikationen/Fraunhofer_Studie_ML_201809.pdf [Stand: 27.04.2020].

[20] Arrazola, P. J.; Özel, T.; Umbrello, D.; Davies, M.; Jawahir, I. S.: Recent advances in modelling of metal machining processes. In: CIRP Annals 62. Jg., 2013, Nr. 2, S. 695–718.

[21] Jawahir, I. S.; Brinksmeier, E.; M'Saoubi, R.; Aspinwall, D. K.; Outeiro, J. C.; Meyer, D.; Umbrello, D.; Jayal, A. D.: Surface integrity in material removal processes: Recent advances. In: CIRP Annals 60. Jg., 2011, Nr. 2, S. 603–626.

[22] Javidi, A.; Rieger, U.; Eichsleder, W.: The effect of machining on the surface integrity and fatigue life. In: International Journal of Fatigue 30. Jg., 2008, Nr. 10-11, S. 2050–2055.

[23] Pensacola 1996, Abschlussbericht, National Transportation Safety Board Aviation Accident Final Report, DCA96MA068.

[24] Lazoglu, I.; Ulutan, D.; Alaca, B. E.; Engin, S.; Kaftanoglu, B.: An enhanced analytical model for residual stress prediction in machining. In: CIRP Annals 57. Jg., 2008, Nr. 1, S. 81–84.

[25] Augspurger, T.; Bergs, T.; Döbbeler, B.: Measurement and Modeling of Heat Partitions and Temperature Fields in the Workpiece for Cutting Inconel 718, AISI 1045, Ti6Al4V, and AlMgSi0.5. In: Journal of Manufacturing Science and Engineering 141 Jg., 2019, Nr. 6. DOI: https://doi.org/10.1115/1.4043311.

[26] Umbrello, D.; Filice, L.: Improving surface integrity in orthogonal machining of hardened AISI 52100 steel by modeling white and dark layers formation. In: CIRP Annals 58. Jg., 2009, Nr. 1, S. 73–76.

[27] Buchkremer, S.: Irreversible Thermodynamics of Nano-Structural Surface Modifications in Metal Cutting. Diss. RWTH Aachen, 2017.

[28] Klocke, F.; Münstermann, S.; Schröder, K.-U.; Apel, M.; Binder, M.; Butz, A.; Döbbeler, B.; Fischersworring-Bunk, A.; Prahl, U.; Ruess, M.: Integrative Werkstoff- und Prozesssimulation. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): AWK Aachener Werkzeugmaschinen Kolloquium 2017. Internet of Production für agile Unternehmen. Aachen, 18.-19. Mai 2017. Aachen: Apprimus, 2017.

[29] Gierlings, S.: Model-based temperature monitoring for broaching safety-critical aero engine components. Diss. RWTH Aachen, 2015.

[30] Brinksmeier, E.; Reese, S.; Klink, A.; Langenhorst, L.; Lübben, T.; Meinke, M.; Meyer, D.; Riemer, O.; Sölter, J.: Underlying Mechanisms for Developing Process Signatures in Manufacturing. In: Nanomanufacturing and Metrology 1. Jg., 2018, Nr. 4, S. 193–208.

[31] Klocke, F.; Mohammadnejad, M.; Hess, R.; HArst, S.; Klink, A.: Phase Field Modeling of the Microstructure Evolution in a Steeol Workpiece under High Temperature Gradients. In: Procedia CIRP 71, 2018, S. 99-104

[32] Hauschild, M. Z.: Introduction to LCA Methodology. In: Hauschild, M. Z.; Rosenbaum, R. K.; Olsen, S. I. (Hrsg.): Life Cycle Assessment. Theory and Practice. Cham: Springer, 2018, S. 59-66.

2.1 Always Beta – DevOps für cyber-physische Produkte

G. Schuh, J. Ays, A. Becker, A. Britz, C. Dölle, G. Hegener, U. Hermann, S. Wlecke

Gliederung

1 Status Quo in der heutigen Entwicklung physischer Produkte 116

2 DevOps – Potenziale zur Weiterentwicklung während der Nutzungsphase 117

3 Vier Handlungsfelder zur Realisierung von DevOps für cyber-physische Produkte 119

3.1 Übergeordnete Herausforderungen und notwendige Voraussetzungen zur Realisierung von Always Beta 121

3.2 Monitor – Turning Operation into Smart Data 124

3.3 Evaluate – Turning Smart Data into Potentials 126

3.4 Adapt – Turning Potentials into Adaptions 128

3.5 Release – Turning Adaptions into Value 130

4 Zusammenfassung 132

Kurzfassung

Always Beta – DevOps für cyber-physische Produkte

Agile Entwicklungsmethoden beschreiben das iterative Entwickeln, Testen und Validieren von Produktinkrementen. Diese für die Entwicklung von cyber-physischen Produkten neuartigen Entwicklungsmethoden werden hauptsächlich in der Entstehungsphase genutzt. Dabei bietet besonders die Nutzungsphase enorme Potenziale zum Erkenntnisgewinn über Produkte und deren Nutzung. In der Softwarebranche wird durch DevOps die Zusammenarbeit der Bereiche Entwicklung und Betrieb beschleunigt, sodass die kurzzyklische Weiterentwicklung von Produkten während der Nutzungsphase umgesetzt werden kann. Dieses Vorgehen übertragen auf cyber-physische Produkte stellt die zentrale Grundlage für Always Beta dar. Dabei beschreibt Always Beta den kontinuierlich weiterentwickelbaren Zustand einer Produktversion als Basis für das jeweils darauffolgende, optimierte Produktrelease. Somit unterstützt DevOps eine neuartige Möglichkeit, auf Kundenbedürfnisse zu reagieren und die Produkte gezielt weiter zu entwickeln. Dementsprechend können die Potenziale der Agilität nochmals signifikant gesteigert werden. Das Internet of Production bietet die Infrastruktur für die Umsetzung von DevOps für cyber-physische Produkte. Entwicklungs- und Nutzungszyklus werden verbunden, indem Daten aus der Produktnutzung strukturiert in die Entwicklung zurückgeführt werden. Somit können Optimierungspotenziale systematisch identifiziert und in Form von Software- und Hardware-Releases in das Produkt implementiert werden. Durch eine gezielte Produktweiterentwicklung können Zielgrößen wie die Overall Equipment Efficiency gesteigert und zur Schonung von Ressourcen beigetragen werden.

Abstract

Always Beta – DevOps for cyber-physical products

Agile development methods describe the iterative development, testing and validation of product increments. These new methods of developing cyber-physical products are mainly used in the conception phase. Against this, the usage phase particularly holds a huge potential for gaining knowledge about the products and their use. In the software industry, the DevOps concept accelerates the collaboration between Development and Operations so that the short-cycle further development of products can be implemented during the usage phase. This approach, applied to cyber-physical products, is the central enabler for Always Beta which describes the continuous state of a product version as a basis for the subsequent, optimized product. Thus, DevOps supports a new way of reacting to customer needs and developing products according to their actual use and state. Accordingly, the potential of agility can be increased significantly. The Internet of Production provides the infrastructure for implementing DevOps for cyber-physical products. Development- and User Cycle are linked by structurally returning data from product use to development. Thus, optimization potentials can be systematically identified and implemented in the product in the form of software and hardware releases. Through focused product development, targets such as Overall Equipment Efficiency can be increased and resources can be saved.

1 Status Quo in der heutigen Entwicklung physischer Produkte

Die Entwicklung cyber-physischer Produkte steht gegenwärtig vor vielfältigen Herausforderungen. Der Wandel klassischer Verkäufermärkte hin zu vornehmlich von Käufern geprägten Märkten mit zunehmend heterogenen Kundenwünschen erfordert einen noch stärkeren Kundenfokus in der Produktentwicklung. [1] Gleichzeitig erhöhen kürzer werdende Innovationszyklen den Druck, die Kundenbedürfnisse schneller zu realisieren, um die Time-to-Market reduzieren zu können. [2] In diesem Kontext steigen Entwicklungskosten vor allem für Produkte mit überladenen und in der Nutzungsphase selten verwendeten Funktionalitäten exponentiell. Produzierende Unternehmen begegnen diesem dynamischen Marktumfeld mit der Intention, flexibler zu werden und auf sich verändernde Begebenheiten adaptiv zu reagieren. Die zunehmenden Datenmengen, die durch cyber-physische Produkte in der Nutzungsphase generiert werden, dienen dabei als Grundlage für ein adaptives Handeln. Cyber-physische Produkte beschreiben mechatronische Produkte, die durch digitale Komponenten sowohl untereinander als auch in Netzwerken verbunden sind. [3] Der Anteil von verbauten digitalen Komponenten nimmt dementsprechend stetig zu [4], weshalb auch die Erlangung von Kompetenzen im Bereich der Softwareentwicklung zukünftig ein zentraler Erfolgsfaktor für Unternehmen der produzierenden Industrie sein wird. Dies erkannte auch Herbert Diess, Vorstandsvorsitzender der Volkswagen AG, und ließ im Herbst 2019 verlauten: „Wir beginnen, uns vom reinen Autohersteller zum softwaregetriebenen Unternehmen zu wandeln.“ [5] Dabei zielt diese Aussage weniger darauf ab, dass produzierende Unternehmen selbst zum Hersteller von Softwareprodukten werden. Vielmehr verdeutlicht dieser Satz, dass auch Unternehmen in der produzierenden Industrie ihre Arbeitsweise an denen der Softwarebranche orientieren müssen. Dies kann sich zum Beispiel auf neuartige Geschäftsmodelle, auf die Arbeitsweise des Vertriebs oder auf Vorgehensmodelle im Rahmen der Produktentwicklung beziehen. Neben den oben beschriebenen Herausforderungen führt insbesondere auch dieser Trend dazu, dass zunehmend sogenannte agile Methoden für die Entwicklung cyber-physischer Produkte eingesetzt werden. [6] Der agile Ansatz stammt ursprünglich aus der Softwareentwicklung und wurde vor rund 20 Jahren mit der Veröffentlichung des agilen Manifests in Form von zwölf Prinzipien beschrieben. [7] Im Kern beschreibt Agil eine Arbeitsweise, bei der in kleinen Teams nach einem iterativen und inkrementellen Vorgehen gearbeitet wird. Wie eine Umfrage zum Thema agile Produktentwicklung ergab, ist Scrum die bislang am weitesten verbreitete Methode, um agiles Arbeiten in der physischen Produktentwicklung umzusetzen. [8] Dabei wird in sogenannten Sprints mit einer Dauer von zwei bis vier Wochen gearbeitet. Zum Ende eines jeden Sprints soll ein auslieferbares Produktinkrement fertiggestellt sein, welches dann wiederum direkt dem Kunden präsentiert wird, um unmittelbar sein Feedback dazu einholen zu können.

Im Hinblick auf die Erreichung einer stärkeren Kundeneinbindung in die Entwicklung cyber-physischer Produkte ist der Einsatz agiler Methoden jedoch oftmals nicht ausreichend. Der Grund dafür ist, dass die Produktentwicklung größtenteils als abgegrenzte Aufgabe betrachtet wird, die mit der Einführung des Produktes am Markt abgeschlossen ist. Die tatsächlichen Bedürfnisse des Kunden, die erst während der Nutzungsphase durch die praktische Produktnutzung identifiziert werden können, finden durch den Einsatz agiler Methoden allein noch keine Berücksichtigung. Es bedarf deshalb einer Erweiterung der agilen Methoden auf die Nutzungsphase eines Produktes, um die wertvollen Erkenntnisse aus dieser Phase des Produktlebenszyklus zukünftig in die Entwicklung und Optimierung der Produkte einfließen lassen zu können. Bild 1 verdeutlicht, dass die Nut-

zungsdaten, die erst während der tatsächlichen Produktnutzung, und somit nach der eigentlichen Entwicklung des Produktes, generiert werden, einen großen Erkenntnisgewinn in Bezug auf das Produkt ermöglichen. Gleichzeitig nimmt die Nutzung der Erkenntnisse über ein Produkt üblicherweise mit dessen Markteinführung stark ab. Aus diesem gegenläufigen Verlauf der Kurven ergibt sich ein bedeutendes Potenzial für die Optimierung von Produkten bspw. hinsichtlich wenig genutzter, aber in der Entwicklung teuren Produktfunktionalitäten. Zu den Potenzialen zählt neben der Intensivierung partnerschaftlicher Kooperationen mit den Kunden insbesondere auch die Steigerung des Kundennutzens selbst. Für die Entwickler bieten die Erkenntnisgewinne aus den Produktnutzungsdaten außerdem den Vorteil, kontinuierlich und über den gesamten Produktlebenszyklus hinweg über die Produkte dazuzulernen.

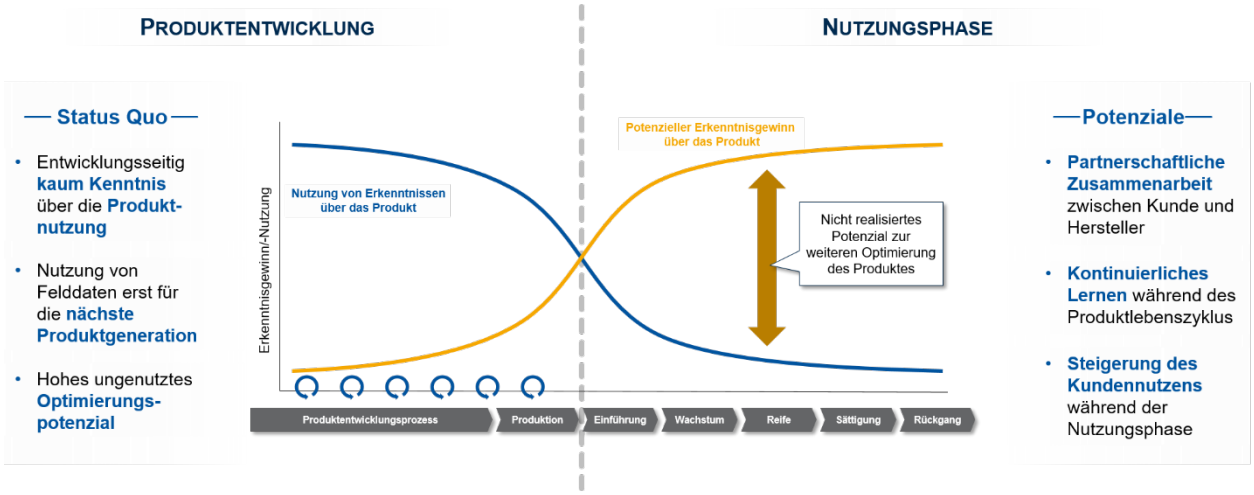


Bild 1: Potenziale Zur Produktoptimierung durch Erkenntnisgewinn in der Nutzungsphase

Mit DevOps existiert in der Softwareentwicklung bereits ein Ansatz zur Erschließung dieser Potenziale. DevOps beschreibt eine engere Verknüpfung der Entwicklung und des Betriebs der Software durch die Etablierung interdisziplinärer Teams. Diese Teams arbeiten eigenständig, weshalb sie auf jegliche Änderungen der Rahmenbedingungen sehr flexibel reagieren können. [9] Durch die gemeinsamen Kompetenzen von Entwicklung und Betrieb findet zudem eine stärkere Einbindung der Nutzungsphase der Software statt, da die gleichen Teams sowohl für die Entwicklung als auch die Fehlerbehebungen der Software verantwortlich sind.

Um diese Potenziale zukünftig auch in der produzierenden Industrie erschließen zu können, wird mit Always Beta ein neuer Ansatz vorgestellt, der die Prinzipien von DevOps auf die Entwicklung cyber-physischer Produkte überträgt. Darüber hinaus wird mit dem Always Beta-Ansatz das Ziel verfolgt, Produkte während der Nutzungsphase durch Updates und Upgrades kontinuierlich auf die Kundenbedürfnisse hin zu adaptieren. Im Folgenden wird der Always Beta-Ansatz vorgestellt und es wird detailliert auf die einzelnen Handlungsfelder eingegangen.

2 DevOps – Potenziale zur Weiterentwicklung während der Nutzungsphase

Wie vorangehend bereits erwähnt, kann bei der Erarbeitung eines Ansatzes für die methodische Verknüpfung von Nutzungs- und Entwicklungsphase cyber-physischer Produkte die Softwarebranche als Vorbild herangezogen werden, in der sich für diesen Zweck DevOps bereits erfolgreich etabliert hat.

DevOps ist ein Kunstwort aus der Verbindung der beiden Begriffe „Development“ (dt.: Entwicklung) und „Operations“ (dt.: Betrieb). Damit vereint DevOps zwei Organisationseinheiten des IT-Bereichs, welche in traditionellen IT-Organisationen getrennt und mit unterschiedlichen Zielsetzungen arbeiten. [10, 11] DevOps entstand aus verschiedenen Herausforderungen der Softwareentwicklung, welche auch zunehmend im Bereich physischer Produkte aufzufinden sind. Die Kriterien zur Erreichung von Nutzerakzeptanz und Kundenzufriedenheit sind in der Softwarebranche vor allem die schnelle, flexible und nutzerorientierte Umsetzung von Anforderungen im Produkt. Die Softwareentwicklung sieht sich daher meist einem enorm hohen Zeitdruck ausgesetzt. [12] Eine weitere Herausforderung der Softwarebranche besteht darüber hinaus in der Zusammenarbeit zwischen Entwicklungs- und Betriebseinheiten. Laut internationalen Leitfäden, wie beispielsweise der ISO/IEC 16350, wird die Verantwortung für entwickelte Software üblicherweise nach dem Akzeptanztest und der Freigabe von der Entwicklungs- an die Betriebsinstanz übergeben, welche die Software anschließend in der Produktivumgebung konfiguriert. [13] Die Verantwortung der Entwicklungsinstanz für ihr Arbeitsergebnis endet damit meist mit dem Schritt der Freigabe. In der Praxis äußert sich dies häufig darin, dass die Entwicklungsinstanz die Anforderungen des Betriebs für eine reibungslose Inbetriebnahme nicht hinreichend berücksichtigt. Oft resultiert dieses Problem darin, dass sich das „Deployment“, also die Implementierung der Software in der Produktivumgebung, nicht oder erst verspätet durchführen lässt. [9]

Vor dem Hintergrund dieser Herausforderungen ist DevOps als eine „Sammlung von Techniken, Prozessen und Tools“ entstanden, die „darauf abzielt, typischen Problemen in der Zusammenarbeit von Entwicklung und Betrieb entgegen zu wirken.“ [9] Durch ihre Anwendung soll in der Konsequenz die Kundenzufriedenheit während der Produktnutzung gesteigert werden. DevOps verbindet dazu bekannte Techniken aus der Softwareentwicklung mit Prinzipien zur Förderung der Zusammenarbeit von Betrieb und Entwicklung im Release Management. Erste Ideen zur Verbesserung der Zusammenarbeit zwischen Entwicklung und Betrieb kamen bereits im Jahr 2009 unter der Bezeichnung „Agile System Administration“ auf. Die Abkürzung DevOps selbst entstand im Jahr 2009 auf einer gleichnamigen Konferenz in Gent, Belgien. [9] Bereits zwei Jahre später verkündete das Unternehmen Amazon, dass es mittels DevOps in der Lage sei, alle 11,6 Sekunden ein Release zu implementieren. [14] Wie in Bild 2 dargestellt wird, vereint DevOps alle notwendigen Schritte sowohl der Entwicklung, also „Plan“, „Code“, „Build“ und „Test, als auch die Schritte des Betriebszyklus, „Release“, „Deploy“, „Operate“, und „Monitor“. [15] Die Form der Darstellung drückt aus, dass sich aus den beiden Zyklen somit ein durchgehender Zyklus ergibt, welcher während des gesamten Produktlebens kontinuierlich durchlaufen wird. Dafür werden jeweils aus dem Betrieb Nutzungsdaten gewonnen und in den Entwicklungszyklus zurückgeführt.

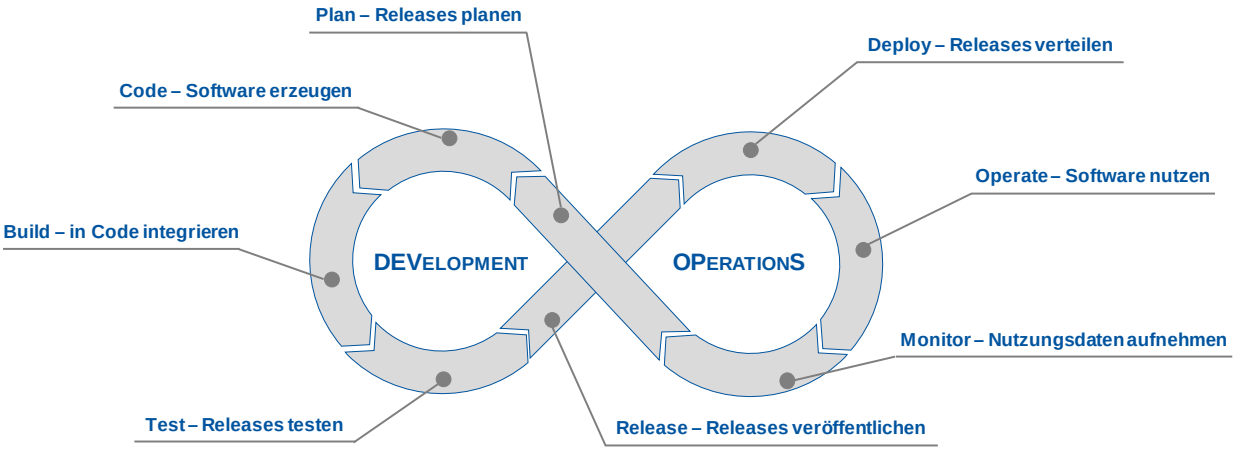


Bild 2: Verbindung von Entwicklung und Betrieb durch DevOps

Auf die Datenaufnahme folgend werden Änderungen in Form von Releases geplant, indem von der Änderung betroffene Komponenten, Unternehmensbereiche, Ressourcen und Abnahmekriterien identifiziert und definiert werden. Die Releases werden anschließend von der Entwicklung in neue Software-Inkremente umgesetzt und in den bestehenden Code integriert. Die Kombination der neuen Software und des bestehenden Codes wird hinsichtlich Kriterien wie Funktionalität und Stabilität getestet, bevor, nach erfolgreichem Test, die Software in die Nutzung übergeben wird. Dadurch werden wieder neue Daten aus der Produktnutzung generiert, weshalb sich, wie oben erläutert, an die „Operate"-Phase wieder die „Monitor"-Phase anschließt.

Durch die methodische Verbindung von Entwicklung und Betrieb bietet DevOps zahlreiche Vorteile. So können Releases schnell bereitgestellt werden, um Kundenwünsche gezielt zu adressieren. Neue Funktionen können kurzfristig hinzugefügt werden und Fehler lassen sich beheben, was Entwicklungsaufwand reduziert und zu langfristigen Wettbewerbsvorteilen führen kann. Des Weiteren unterstützt DevOps durch eine enge Zusammenarbeit zwischen Entwicklung und Betrieb dabei, eine gemeinsame Verantwortung für die Software zu etablieren und effektivere Arbeitsteams zu bilden. [16] DevOps sorgt somit für einen Wandel in der Zusammenarbeitskultur. Dadurch kann durch die Anwendung von DevOps eine signifikante Produktivitätssteigerung verzeichnet werden. [9] So belegt beispielsweise der „State of DevOps Report 2016", dass eine Steigerung der Deployment-Frequenz um den Faktor 200 erreicht werden kann. Darüber hinaus kann die Fehlerrate bei Software-Änderungen um den Faktor drei und die Arbeitszeit für ungeplante Nacharbeit zur Fehlerbeseitigung um 22% reduziert werden. [17]

3 Vier Handlungsfelder zur Realisierung von DevOps für cyber-physische Produkte

Um die Potenziale aus der Verbindung von Entwicklungs- und Nutzungsphase zukünftig auch im Bereich cyber-physischer Produkte realisieren zu können, wird mit Always Beta ein Ansatz vorgestellt, der die Prinzipien von DevOps auf die Entwicklung cyber-physischer Produkte überträgt. Als zentrale Grundlage für diese Übertragung wird im Folgenden zunächst die Infrastruktur des Internet of Production (IoP) vorgestellt.

Das IoP stellt eine ganzheitliche Referenz-Infrastruktur dar [18] und ist als die Weiterentwicklung des Internet of Things (IoT) zu verstehen, in dem die Idee des Internets, im Sinne eines weltweiten sozio-technischen Netzwerks, auf die physische Welt übertragen worden ist. [19] Weiter wird das IoT weltweit als Begriff für die horizontale Vernetzung

cyber-physischer Produkte geprägt und ermöglicht die Nutzung von Felddaten wie bspw. Nutzungsdaten. [20] Dafür ist insbesondere der domänenübergreifende Datenzugriff notwendig, um die bestehende Lücke zwischen der vertikalen Integration der einzelnen Domänen und der domänenübergreifenden horizontalen Zusammenarbeit zu schließen. An dieser Stelle setzt das IoP an: Ziel ist die Erschaffung einer neuen Ebene der domänenübergreifenden Zusammenarbeit durch die Bereitstellung semantisch adäquater und kontextbezogener Daten aus Produktion, Entwicklung sowie Nutzung in Echtzeit und in angemessener Granularität. [18] Bild 3 veranschaulicht die datenbasierte Integration des Produktions-, Entwicklungs- und Nutzungszyklus im IoP. Durch diese Integration und domänen- und lebenszyklusweite Kollaboration werden schnelle und agile Entscheidungen ermöglicht. Dazu ist die Erzeugung situationsbezogener digitaler Schatten notwendig, welche die große Menge an heterogenen Daten mit entscheidungsunterstützenden Modellen verbinden. Im Gegensatz zum digitalen Zwilling benötigt das Konzept des IoP für den digitalen Schatten keine hochauflösende Datenbank, sondern aggregiert die Daten aus allen relevanten Bereichen auf ein aufgabenspezifisch sinnvolles Granularitätsniveau. Dabei ermöglicht der digitale Schatten eine domänenübergreifende Zusammenarbeit und weitreichende Analysen für konkrete Fragenstellungen, die sowohl rückwärts gerichtetes Arbeiten zur Erstellung von Berichten und Diagnosen als auch vorwärts gerichtetes Arbeiten für Vorhersage und Empfehlung ermöglichen. [18, 21]

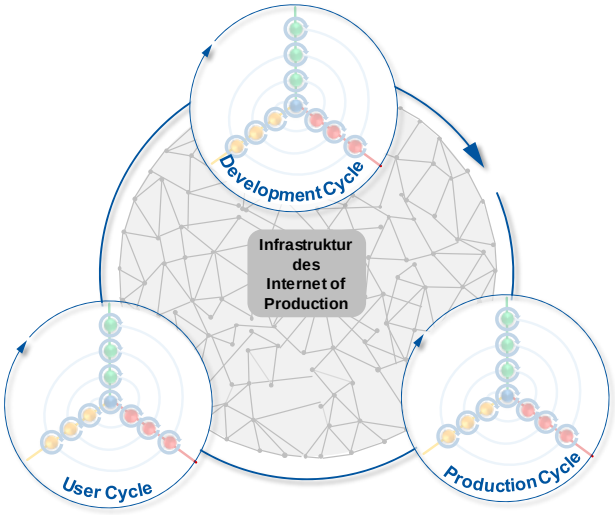


Bild 3: Nutzungs-, Entwicklungs- und Produktionszyklus im Internet of Production

Die Übertragung von DevOps auf cyber-physische Produkte wird durch die datenbasierte Verbindung der relevanten IoP-Zyklen ermöglicht. Dafür ist die Nutzung der IoP-Infrastruktur sowie die Anpassung des aus der Softwareentwicklung bekannten DevOps erforderlich. Durch die Kombination beider Ansätze wird die Brücke zwischen Produktentwicklungs- und Nutzungsphase geschlagen. Hiermit werden bisher nicht ausgeschöpfte Erkenntnisgewinne über das Produkt während der Produktnutzungsphase direkt in die Produktentwicklung zurückgeführt. Dadurch kann ein kontinuierliches Lernen entlang des gesamten Produktlebenszyklus ermöglicht werden und somit gleichzeitig dazu beigetragen werden, den Kundennutzen proaktiv zu steigern. Dabei liegt der Fokus im Always Beta-Ansatz auf dem Entwicklungs- und Nutzungszyklus. Dieser Fokus findet seinen Ursprung in dem Betrachtungsbereich der agilen Produktentwicklung, die dem Entwicklungszyklus zuzuschreiben ist.

Für die Verbindung des Entwicklungs- mit dem Nutzungszyklus wird DevOps adaptiert, womit in der Softwarebranche bereits die Potenziale durch den Erkenntnisgewinn aus der Nutzungsphase gehoben werden konnten (vgl. Kapitel 2). Dafür wurden zunächst aus den acht Schritten von DevOps die relevanten Schritte für die Übertragung auf die (Weiter-)Entwicklung cyber-physischer Produkte identifiziert und in den Always Beta-Ansatz überführt. Im Kontext von Always Beta wird das entwickelte Produkt als nicht final abgeschlossen aufgefasst und während der Produktnutzungsphase des Kunden kontinuierlich optimiert. Im Gegensatz zur Softwareentwicklung beschreibt das Beta-Stadium im Rahmen dieses Beitrags ein voll funktionsfähiges Produkt. Dieses ist innerhalb unterschiedlicher Prototypenphasen im Rahmen der agilen Produktentwicklung in Zusammenarbeit mit dem Kunden getestet und validiert worden. Die identifizierten Optimierungspotenziale innerhalb der Nutzungsphase dienen demnach einer nachhaltigen Performancesteigerung während der Nutzung des Produkts.

Der Always Beta-Ansatz besteht aus vier aufeinander aufbauenden Phasen, die dazu dienen, den Kundennutzen kontinuierlich zu steigern (vgl. Bild 4). Während der Nutzung des Produktes werden in der Monitor-Phase zunächst Daten und Informationen aufgenommen. Die aufgenommenen Daten gilt es in der Evaluate-Phase hinsichtlich möglichen Optimierungspotenzialen zu bewerten. Diese Optimierungspotenziale werden anschließend im Rahmen der Adaption-Phase in konkrete Maßnahmen überführt. Sobald die möglichen Maßnahmen konzeptionell umgesetzt sind, gilt es in der Release-Phase zu bewerten, welche der Maßnahmen im Produkt umgesetzt werden. Nach dem Release werden die Daten und Informationen während der Nutzungsphase erneut in der nächsten Monitor-Phase aufgenommen, womit der darauffolgende Zyklus des Always Beta-Ansatzes eingeleitet wird.

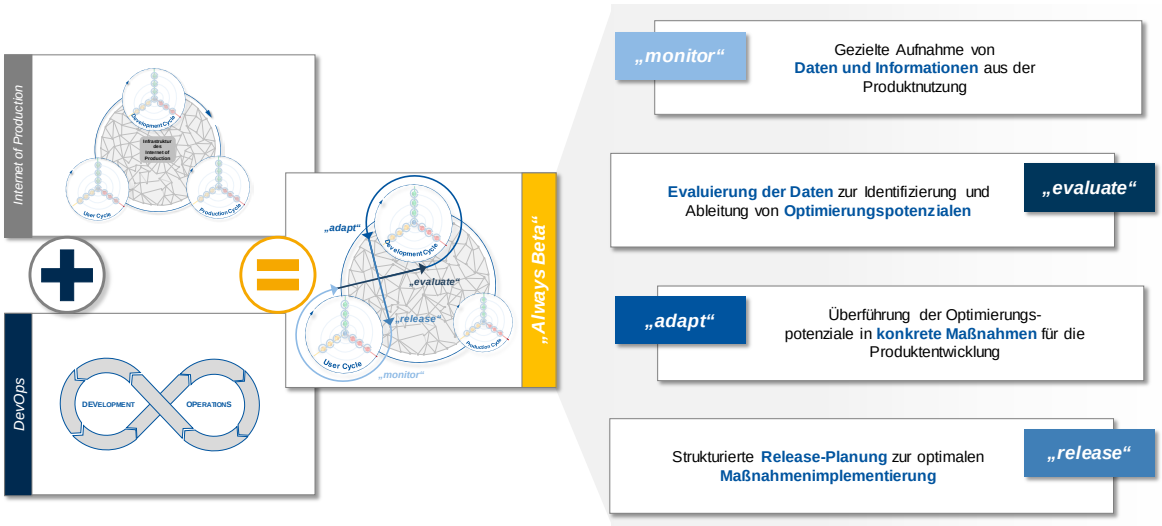


Bild 4: Die Verbindung von DevOps mit der Infrastruktur des IoP resultiert in den vier alternierenden Phasen des Always Beta-Ansatzes

3.1 Übergeordnete Herausforderungen und notwendige Voraussetzungen zur Realisierung von Always Beta

Die praktische Umsetzung des Always Beta-Ansatzes erfordert zunächst die Schaffung notwendiger Voraussetzungen, um insbesondere die Herausforderungen der produzierenden Industrie in der Praxis. Die übergeordneten Herausforderungen und daraus abgeleitete notwendige Voraussetzungen sind in Bild 5 dargestellt.

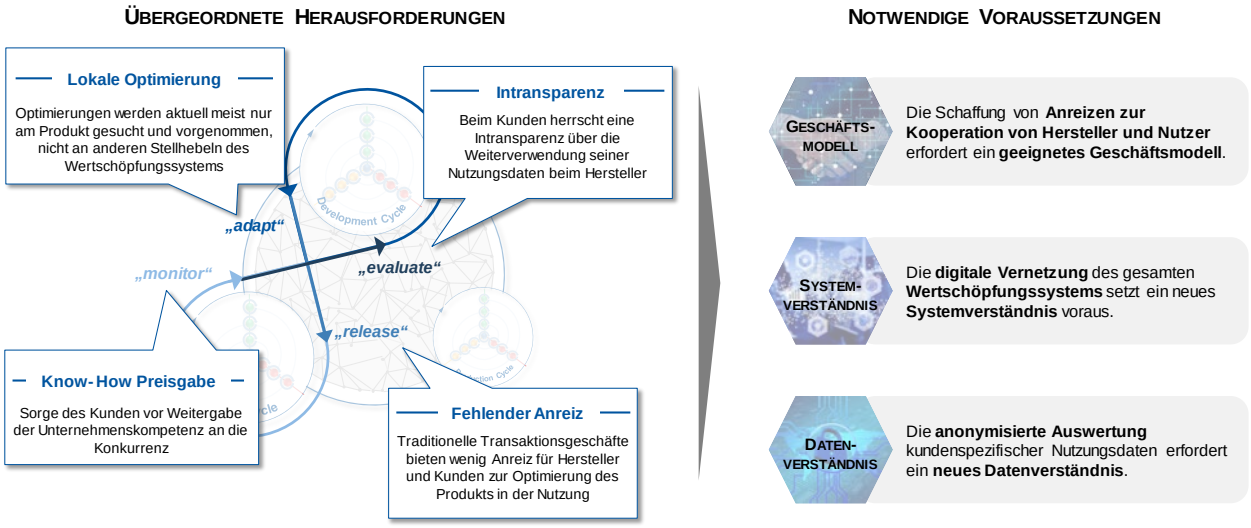


Bild 5: Übergeordnete Herausforderungen erfordern die Schaffung von drei notwendigen Voraussetzungen

Jede Phase des Always Beta-Ansatzes begegnet übergeordneten Herausforderungen, die in der industriellen Praxis ihre Ursprünge finden. In der Monitor-Phase besteht diese Herausforderung vor Allem in den Bedenken vor Know-How Preisgabe und die damit einhergehende Sorge der Kunden, Kompetenzen an Wettbewerber weiterzugeben. Nach der Aufnahme werden die Daten und Informationen in der Evaluate-Phase ausgewertet, wobei bei Kunden Intransparenz in Bezug auf die Weiterverwendung der Nutzungsdaten beim Hersteller bestehen kann. Diesen beiden Herausforderungen gilt es mit einem neuen Datenverständnis als notwendige Voraussetzung zu begegnen.

Daten müssen zunehmend als Währung verstanden werden, die durch die Weitergabe einen konkreten Nutzen für das Unternehmen realisieren können. In der privaten Nutzung ist dieses Konzept bereits etabliert. So können private Nutzer Google Maps verwenden, wenn die eigenen Standortdaten geteilt werden. Die Nutzer befähigen somit Google eine Vielzahl an Echtzeitdaten auszuwerten und wiederum anderen Nutzern zur Verfügung zu stellen. Dabei ist es insbesondere anderen Nutzern nicht möglich, auf die spezifischen Daten anderer Nutzer zuzugreifen. Der konkrete Nutzen ist somit auf beiden Seiten gegeben: Der Nutzer erhält Echtzeitdaten über bspw. die aktuelle Verkehrslage und kann somit seine Reisezeit optimieren, der Anbieter erhält Nutzungs- und Echtzeitdaten, mit denen die eigenen Angebote verbessert werden können. Dieses Verständnis muss folglich auf die produzierende Industrie übertragen werden. Die Vielzahl an Daten von verschiedenen Unternehmen, Produkten und Nutzern reichern große Datenmengen im Sinne von Big Data mit nutzungsspezifischen Informationen an. Mit den gewonnenen Erkenntnissen und Führungsgrößen können branchenweite Benchmarks durchgeführt sowie proaktiv Optimierungspotenziale aufgezeigt werden. [22]

Die zentrale Herausforderung hinsichtlich der Adapt-Phase ist in vorwiegend lokalen Optimierungen zu sehen. Optimierungspotenziale werden meist nur am Produkt gesucht und erschlossen, nicht aber an weiteren Stellhebeln im Wertschöpfungssystem. Diese Herausforderung wird durch ein neues Systemverständnis adressiert.

Die digitale Vernetzung des gesamten Wertschöpfungssystems von Unternehmen bildet die Grundlage für das neue Systemverständnis. Häufig werden in der Entwicklung und Nutzung von Produkten Einzelsysteme, bspw. eine konkrete Maschine, betrachtet und optimiert. Dabei werden spezifische Lösungen erarbeitet, die u.a. die Leistungsfähigkeit

der Maschine erhöhen sollen. Solche lokalen Optimierungen an einzelnen Maschinen führen jedoch häufig nur zu marginalen Verbesserungen bezogen auf das gesamte Wertschöpfungssystem, da sie teilweise nur geringfügigen Einfluss auf die gesamte Leistungsfähigkeit nehmen. Daher ist insbesondere der Fokus notwendiger Optimierungen relevant. Um also einen Mehrwert für den Nutzer zu schaffen, dürfen nicht nur Ausschnitte eines Systems (bspw. eine einzelne Maschine) betrachtet werden. Es gilt, das gesamte System als Referenz zu verstehen. Das Gesamtsystem ist in der Umsetzung von Always Beta dementsprechend das Wertschöpfungssystem mit vor- und nachgelagerten Prozessschritten. Durch die Analyse des gesamten Wertschöpfungssystems können systematisch die Prozessschritte, Maschinen oder Abläufe optimiert werden, die den größten Einfluss auf den Nutzen, bspw. die Produktivität, haben.

Anschließend stellt in der Release-Planung der fehlende Anreiz für Kunden und Hersteller zur Optimierung der Produkte in der Nutzungsphase die letzte Herausforderung dar. Dies erfordert die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle, die als weitere Voraussetzung zur Umsetzung von Always Beta genannt werden können. Insbesondere die Schaffung von Anreizen zur Kooperation von Hersteller und Nutzer erfordert ein geeignetes Geschäftsmodell. Diese Anreize sind zwingend notwendig, um den Always Beta-Ansatz umzusetzen, damit die kontinuierlich identifizierten Produktänderungen sowie Potenziale im Wertschöpfungssystem umgesetzt werden können. Im Rahmen traditioneller Transaktionsmodelle, in denen der Kunde ein Produkt im Zuge einer einmaligen Investition erwirbt und nach Auslauf der Garantie für Betrieb und Instandhaltung selbst verantwortlich ist, endet das Verhältnis zwischen Kunde und Hersteller mit Übergabe des Produkts oder Beendigung eines Wartungsvertrags. [23] In einem solchen Geschäftsmodell sind kontinuierliche Optimierungen am Produkt für den Hersteller nicht von Interesse, da dieser dafür nicht entlohnt wird. Ohne den Gegenwert der Produktoptimierungen bestehen auch für den Kunden meist keinerlei Anreize zur Abgabe seiner Nutzungsdaten. Die Realisierung des Always Beta-Ansatzes hängt somit von der Einbettung in ein Geschäftsmodell ab. Besonders eignen sich hierfür Subskriptionsmodelle. Subskriptionsmodelle zeichnen sich dadurch aus, dass der Kunde nicht einmalig für ein Produkt zahlt, sondern in vertraglich geregelten Abständen. Er erwirbt nicht nur das Produkt, sondern insbesondere die mit dem Produkt verbundene Leistung. [24, 25] Während der Nutzung des Produktes erfolgt eine kontinuierliche Datenaufnahme durch den Anbieter. Mit Hilfe der Nutzungsdaten wird es möglich, das Produkt und die entsprechende Leistung auf den Kunden anzupassen und somit die Attraktivität aus Kundensicht zu steigern. Vergleichbare Geschäftsmodelle werden bereits heute beispielsweise im Maschinen- und Anlagenbau genutzt. Die Heidelberger Druckmaschinen AG verkauft an ausgewählte Kunden nicht mehr das physische Produkt, also die Druckmaschine sowie Druckfarben, Servicestunden und Ersatzteile, sondern die Produktivität der Maschine, also den bedruckten Bogen. Der Kunde zahlt eine Fixgebühr sowie eine mengenabhängige Gebühr. Die berechneten Kosten unterstellen dabei eine hohe Maschinenverfügbarkeit (OEE). Das bedeutet, dass der Hersteller einen Teil des Leerkostenrisikos übernimmt, etwa für Rüst- und Servicezeiten, mit der Chance, diese weiter zu optimieren und den Verdienst entsprechend zu steigern. Ein weiteres Beispiel für Subskriptionsmodelle ist bei den Viessmann Werken zu finden. Der Hersteller von Wärmetechnik plant zukünftig seinen Kunden statt physischen Heizkörpern die Wärmeleistung zu verkaufen. [26] Die Integration derartiger Geschäftsmodelle in das Angebotsportfolio von Herstellern cyber-physischer Produkte wird meist langsam und kontinuierlich gesteigert und zunächst über Quersubventionen durch Standardgeschäftsmodelle finanziert. [27]

3.2 Monitor – Turning Operation into Smart Data

Der initial eingeführte Always Beta-Ansatz beginnt mit der Monitor-Phase. In dieser Phase werden relevante Daten aus der Produktnutzung identifiziert und aufgenommen. Dabei gilt es zunächst, Daten aus der Maschine sowie vor- und nachgelagerten Prozessen in einer Smart Data Ebene zu speichern. Soll darauf aufbauend der Hersteller zielgerichteten Zugriff auf diese Smart Data Ebene erhalten, ist sowohl Vertrauen und Transparenz zwischen Hersteller und Kunde als auch insbesondere die Kontrolle des Kunden über die Speicherung und Abgabe dieser Daten essentiell.

In Bild 6 wird dargestellt, wie dieser Aspekt durch das Unternehmen EMAG, einem Hersteller für Werkzeugmaschinen, in der Praxis umgesetzt wird.

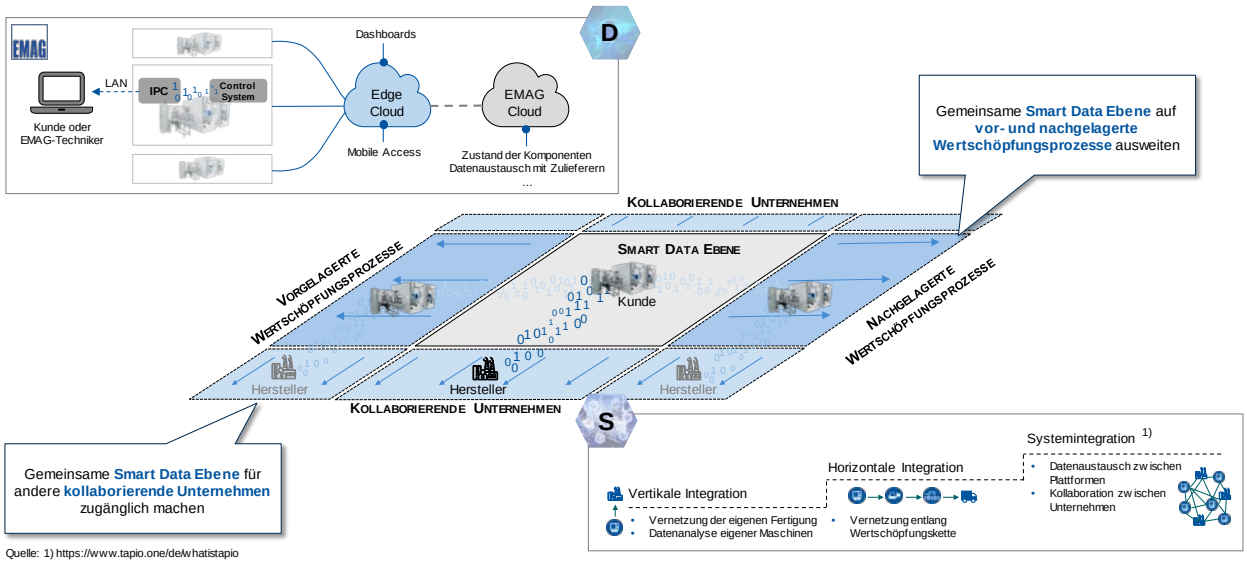


Bild 6: Zur gezielten Aufnahme von Daten aus der Produktnutzung wird eine gemeinsame Smart Data Ebene geschaffen

Zunächst werden Maschinendaten wie Taktzeiten, Betriebsmodi, Gut- und Schlechtteile sowie Fehler- und Warnmeldungen im Kontrollsystem der Maschine erzeugt und gespeichert. Um diese Daten aufnehmen und weiterverwenden zu können, wird das Kontrollsystem mit einem Industrie-PC (IPC) verbunden. Dieser ermöglicht die Zugänglichkeit und das Management von Maschinendaten. Abhängig von der Masse der Daten können diese zwischen einem Tag und mehreren Wochen auf dem IPC gespeichert werden. Zusätzlich zu den Daten des Kontrollsystems können Daten verschiedener anderer Quellen dem IPC zugeführt werden. An diesem Punkt besitzt das Unternehmen EMAG noch keinerlei Zugriff auf die Maschinendaten des Kunden. Der Kunde hingegen kann über eine LAN-Verbindung einen Laptop an den maschineninternen IPC anschließen. Durch eine geeignete Nutzeroberfläche werden im IPC gespeicherte Maschinendaten bedarfsgerecht aggregiert und visualisiert. Wurde eine adäquate Vertrauensbasis zwischen Kunde und EMAG etabliert, kann der Kunde EMAG-Servicetechnikern kontrolliert Zugriff auf den IPC gewähren oder selbst relevante Datensätze per Email an EMAG versenden. Sollen größere Datenmengen einer Maschine oder die Datensätze mehrerer EMAG-Maschinen beim Kunden gespeichert und verarbeitet werden, können die Maschinen mit der sogenannten Edge-Cloud verbunden werden. Diese weist dieselben Funktionalitäten wie eine gewöhnliche Cloud auf, ist aber nicht mit dem Internet verbunden, sondern nur in der lokalen IT-Architektur des Kunden verankert. Aufgrund des größeren Speicherplatzes

können in der Edge-Cloud die Datensätze mehrerer EMAG-Maschinen über einen längeren Zeitraum gespeichert werden. Über die Edge-Cloud kann der Kunde jederzeit mobil aus dem lokalen Firmennetzwerk auf die Daten der verbundenen Maschinen zugreifen. Über eine Dashboard-Oberfläche kann beispielsweise angezeigt werden, wie zuverlässig die Maschinen arbeiten und an welcher Maschine kurzfristig ein Werkzeug gewechselt werden muss. Ist auch hier ein Transparenz- und Vertrauensverhältnis zwischen EMAG und dem jeweiligen Kunden etabliert, kann der Kunde EMAG den Zugriff auf die Daten der Edge-Cloud über VPN gewähren. Wird die Maschine nun mit dem Internet verbunden, können Daten in die sogenannte EDNA („EMAG DNA“)-Cloud geladen werden. Erst mit diesem Schritt werden die Maschinendaten des Kunden in IT-Strukturen außerhalb des Unternehmens transferiert. Dadurch wird es dem Kunden ermöglicht, auch außerhalb seines Unternehmensnetzwerks jederzeit die Zustände seiner Maschinen überprüfen zu können. Darüber hinaus dient die EDNA-Cloud zum gezielten Datenaustausch mit Zulieferern für die Werkzeugmaschinen der Kunden, sodass diese Zulieferer Auskunft über die Zustände ihrer in den Maschinen verbauten Komponenten geben können. Zukünftig soll der Austausch über die EDNA-Cloud auch dazu dienen, eine Service-Plattform aufzubauen, sodass jeder auffällige Zustand der Maschine unmittelbar an einen EMAG-Servicetechniker kommuniziert wird, welcher bei Bedarf entsprechende Maßnahmen einleiten kann. Dieses Beispiel verdeutlicht, wie insbesondere in der frühen Aufbauphase einer gemeinsamen Smart Data Ebene verbindlich definierte Strukturen und Genehmigungen dazu dienen, die Transparenz und das Vertrauen bezüglich des Umgangs mit Nutzungsdaten zwischen Hersteller und Kunde zu fördern.

Der oben beschriebene Datenaustausch mit Unternehmen aus dem Wertschöpfungssystem des Kunden wird abstrahiert in der Ausweitung der Smart Data Ebene in Bild 6 dargestellt. Im Sinne der eingangs beschriebenen Optimierung des Gesamtsystems gilt es, die Smart Data Ebene nun auf vor- und nachgelagerte Wertschöpfungsprozesse rund um die Maschine des Kunden zu erweitern. Auf diese Weise werden nicht nur die Daten rund um Prozesse an der Maschine selbst, sondern auch Daten wie Rüst- und Liegezeiten aufgenommen. Sind in diese vor- und nachgelagerten Wertschöpfungsprozesse andere Unternehmen involviert, sind diese in einem nächsten Schritt in die Smart Data Ebene mit einzubeziehen. In dem beschriebenen Beispiel werden die Zulieferer der Maschinenkomponenten dadurch befähigt, dem Maschinennutzer regelmäßige Berichte über den Zustand ihrer verbauten Komponenten bereit zu stellen. In der Konsequenz bedeutet dies, dass langfristig aus konkurrierenden Unternehmen kollaborierende Unternehmen werden können, sofern Vorteile aus dieser Kollaboration für alle Parteien geschaffen werden. Den Mehrwert einer solchen Smart Data Ebene verdeutlicht das Beispiel der tapio-Plattform. Diese Plattform bietet eine datentechnische Verbindung verschiedener Parteien der holzverarbeitenden Industrie. In dieser Branche ist im Sinne einer vertikalen Integration die eigene Fertigung der Unternehmen bereits so vernetzt, dass eigene Maschinendaten ausgewertet werden können. Die tapio-Plattform strebt die Entwicklung über eine horizontale Integration, das heißt die zusätzliche Vernetzung entlang der Wertschöpfungskette, hin zu einer Systemintegration an, also dem Datenaustausch zwischen verschiedenen Plattformen und der Kollaboration zwischen Unternehmen. Dadurch werden Maschinen-, Werkzeug- und Materialhersteller der Möbelindustrie in einem Netzwerk verbunden. Über verschiedene Apps können damit alle Maschinen im Wertschöpfungssystem der Möbelproduktion unabhängig von Maschinentyp und Marke analysiert werden. Holzverarbeitende Unternehmen, deren Maschinen Teil der tapio-Plattform sind, profitieren dabei durch höhere Produktivität und Effizienz. [28]

3.3 Evaluate – Turning Smart Data into Potentials

Wie vorangehend beschrieben werden in der Monitor-Phase Nutzungsdaten aus sämtlichen Bereichen des Wertschöpfungssystems vom Kunden aufgenommen. Dies beinhaltet vor- und nachgelagerte Prozesse in dem Wertschöpfungssystem hinsichtlich aller Maschinen beim Kunden. Dadurch wird eine Echtzeit-Datenbasis gebildet, auf der die Evaluate-Phase aufsetzt.

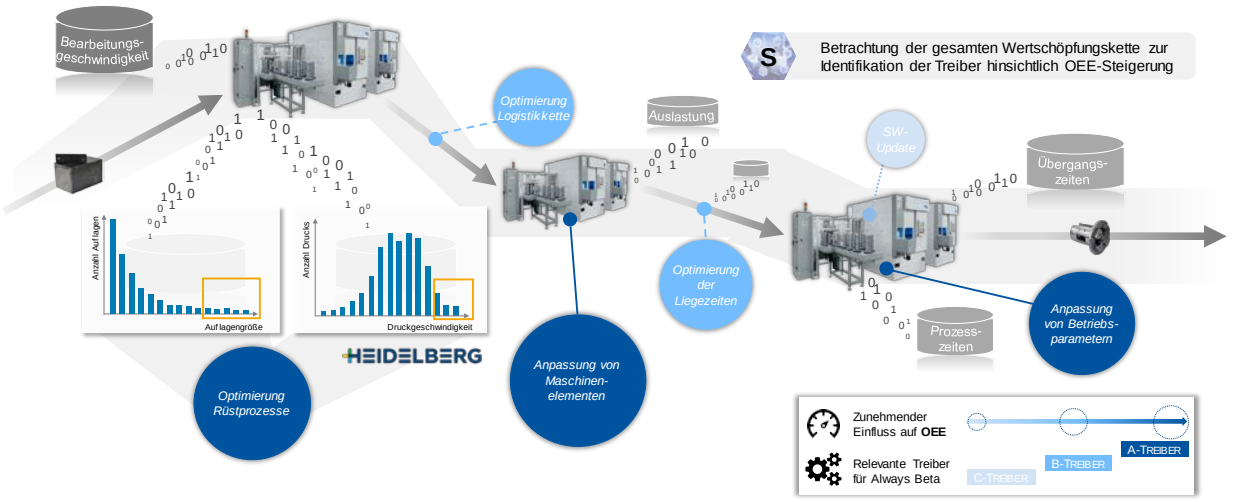


Bild 7: Aus den Nutzungsdaten werden die Haupttreiber für die Steigerung des spezifischen Kundennutzens abgeleitet

Entlang der Wertschöpfungskette gibt es verschiedene Prozessperformance-Indikatoren, die systematisch die Ableitung von Optimierungspotenzialen ermöglichen. Prozessperformance-Indikatoren sind beispielsweise Durchlaufzeit, Fehlerrate, Auslastung, Wirkungsgrade oder Nachbearbeitungsaufwände. [29] In Bild 7 sind beispielhaft Informationen und Daten aus der Produktnutzung beim Kunden dargestellt, die aufgenommen werden können. An den Maschinen selbst sind dies die Bearbeitungsgeschwindigkeit, unterschiedliche Prozesszeiten sowie die Auslastung. In vor- und nachgelagerten Prozessen rund um die Maschinen können außerdem Übergangs- und Liegezeiten aufgenommen werden. Die Prozessperformance wird häufig anhand der Kennzahl OEE („Overall Equipment Effectiveness“, deutsch: Gesamtanlageneffektivität) ermittelt. Die Gesamtanlageneffektivität stellt ein Maß für die Wertschöpfung einer Anlage dar. Die Kennzahl setzt sich aus dem Verfügbarkeits-, dem Leistungs- und dem Qualitätsfaktor zusammen. Der Verfügbarkeitsfaktor ist das Verhältnis aus der Zeit bis zum Auftreten eines Fehlers und der Zeit des Ausfalls der Funktion. Der Leistungsfaktor beschreibt ein Maß für Verluste, die durch Leerläufe und kleinere Ausfälle entstehen. Der Qualitätsfaktor beschreibt Verluste, die auf defekte oder zu überarbeitende Teile zurückzuführen sind. [30] Diese Kennzahl ist insbesondere für das Management von Interesse, da die Wertschöpfungsanteile der Anlagen durch die OEE transparent gemacht werden. Übergeordnetes Ziel produzierender Unternehmen stellt in der Regel die Maximierung der OEE dar. Von Unternehmen zu Unternehmen kann die Zielrichtung jedoch unterschiedlich sein. [31] Es gilt, aus den aufgenommenen Nutzungsdaten die spezifischen Treiber für die Steigerung des Mehrwerts auf Kunden- und Herstellerseite abzuleiten. Häufig ist dies auf Kundenseite die Steigerung der OEE, wie auch in Bild 7 angenommen. Auf Herstellerseite ist der Mehrwert von dem gewählten Geschäftsmodell und der verkauften Leistung im Sinne eines neuen Produktverständnisses abhängig. Wird in einem Subskriptionsmodell beispielsweise nicht die Maschine, sondern die Produktivität der Maschine verkauft, so ist die Steigerung

der OEE auch für den Hersteller ein zentrales Ziel, um gemeinschaftlich mit dem Kunden erfolgreich zu sein.

Aus den aufgenommenen Daten werden Potenziale zur Steigerung der OEE an verschiedenen Stellen des Wertschöpfungssystems identifiziert und nach ihrem Einfluss auf die OEE-Steigerung bewertet. Dies ermöglicht durch Grenzwertbetrachtungen die Priorisierung der Potenziale im Sinne einer ABC-Analyse zu A-, B- und C-Treibern. [32] Solche Treiber können beispielsweise Anpassungen von Maschinenelementen, die Optimierung der Logistikkette und der Liegezeiten sowie Anpassungen von Maschinensoftware und Betriebsparametern sein. Dieses Vorgehen wird anhand eines Beispiels der Firma Heidelberger Druckmaschinen AG erläutert. Im Rahmen der Produktentwicklung einer Druckmaschine war eine zentrale Hypothese, dass durch hohe Druckgeschwindigkeiten dem Kunden ein großer Mehrwert geboten wird. Die Tätigkeiten in Forschung und Entwicklung wurden auf diesen vermeintlichen Kundenmehrwert fokussiert. In der anschließenden Nutzung der Druckmaschine durch den Kunden wurden kontinuierlich die Nutzungsdaten aufgenommen. Aus der Analyse dieser Nutzungsdaten konnten Auswertungen bezüglich der Auflagengröße und der Druckgeschwindigkeit erstellt werden, wie in Bild 8 dargestellt wird. Diese zeigten, dass die maximal möglichen Druckgeschwindigkeiten nur selten ausgenutzt werden und dass hauptsächlich kleinere und selten große Auflagen gedruckt werden. Daraus wurde geschlossen, dass es, besonders für kleine Druckbetriebe, nicht lohnenswert ist, die Druckmaschinen für kleine Auflagen auf das Maximum der Druckgeschwindigkeit zu steuern.

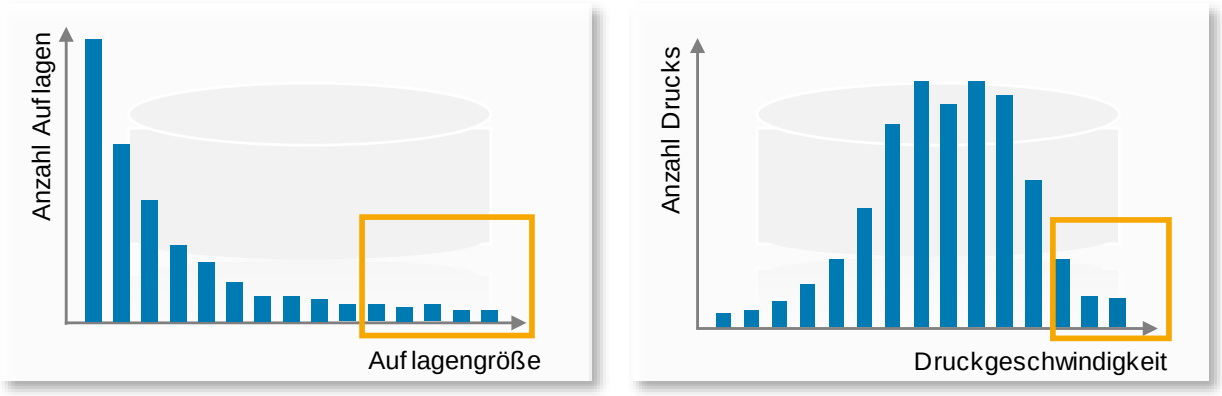


Bild 8: Auswertung der Nutzungsdaten

Der initial angenommene Kundenmehrwert wurde demnach in der von der Nutzungsphase losgelösten Entwicklungsphase falsch abgeschätzt. Diese Erkenntnis bietet zahlreiche Optimierungspotenziale. Gerade wenn hohe Auflagengrößen selten gedruckt werden, ist bei einer bestehenden Druckmaschine zunächst die Betrachtung von Prozessen innerhalb der Wertschöpfungskette relevant, wie beispielsweise Rüstprozesse. Durch die Optimierung der Rüstprozesse kann demnach ein Nutzen, im Sinne einer erhöhten OEE, geschaffen werden, wenn dadurch weniger geplanter Stillstand vorherrscht. Die Gesamtanlageneffektivität wird gesteigert, indem das Rüsten zwischen zwei Auflagen erleichtert und der Stillstand reduziert wird. Alle generierten Erkenntnisse werden aus der Nutzung in die Entwicklung transferiert, wodurch insbesondere für folgende Produktupgrades die Entwicklung nicht auf maximale Druckgeschwindigkeiten und große Auflagen fokussiert wird, sondern auf die Optimierungen, die den größten Anteil an der Gesamtwertschöpfung des Unternehmens haben. Die Optimierungspotenziale werden als A-, B- oder C-Treiber im nächsten Schritt des Always Beta-Ansatzes, der Adapt-Phase, weiterverwendet.

3.4 Adapt – Turning Potentials into Adaptions

Während in der Evaluate-Phase die wesentlichen Treiber zur Steigerung des Kundennutzens in Form verschiedener Optimierungspotenziale identifiziert werden, gilt es in der Adapt-Phase, diese Potenziale durch konkrete Optimierungsmaßnahmen zu erschließen. Dabei müssen Potenziale nicht ausschließlich Maßnahmen mit Bezug auf das Produkt selbst sein. Im Sinne des neuartigen Systemdenkens können Optimierungsmaßnahmen stattdessen im gesamten Wertschöpfungssystem realisiert werden. Zur Umsetzung in der Praxis existieren dazu verschiedene Möglichkeiten. In Bild 9 sind mit der Optimierung der Rüstprozesse und Anpassung von Betriebsparametern zwei Beispiele dargestellt, die aufzeigen, wie die identifizierten Treiber aus der Evaluate-Phase durch konkrete Anpassungen in der Adapt-Phase berücksichtigt werden können.

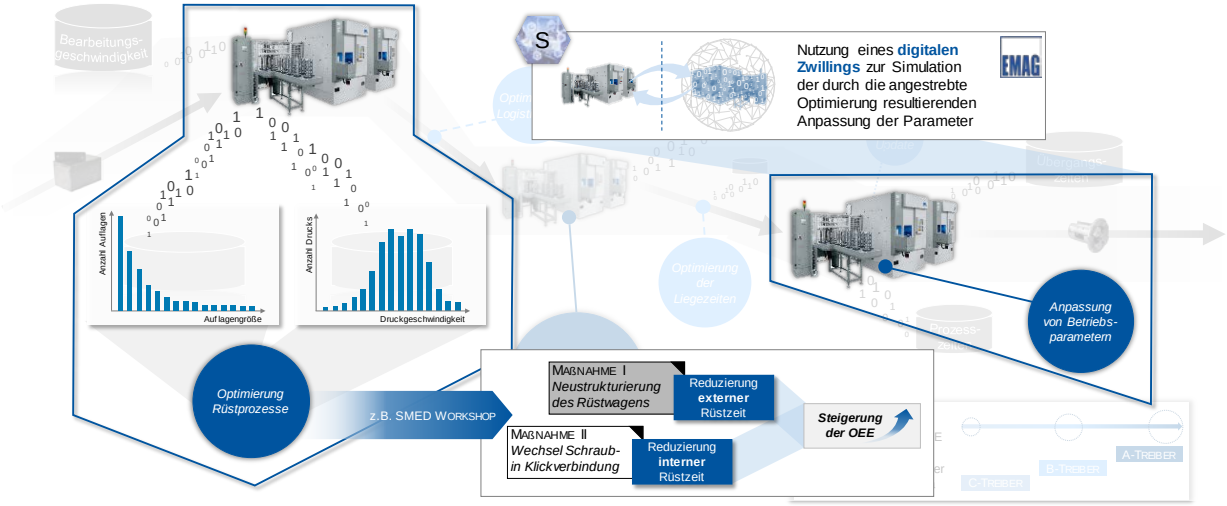


Bild 9: Ableitung konkreter Optimierungsmaßnahmen im gesamten Wertschöpfungssystem

Das Vorgehen zur Optimierung der Rüstprozesse wird am Beispiel einer Werkzeugmaschine exemplarisch verdeutlicht. Eine weitverbreitete Methode zur Maßnahmenableitung bei der Optimierung der Rüstzeiten ist die sogenannte Single Minute Exchange of Die (SMED)-Methodik. [33] Bei der Anwendung der SMED-Methodik wird der gesamte Rüstprozess zunächst in internes und externes Rüsten untergliedert. Das interne Rüsten beschreibt dabei alle Rüstvorgänge, bei denen ein Stillstand der Maschine zwingend erforderlich ist. Das externe Rüsten hingegen umfasst diejenigen Tätigkeiten, bei denen ein Maschinenstillstand theoretisch nicht erforderlich ist. [34] Beim Beispiel einer Werkzeugmaschine könnte das Ergebnis eines SMED-Workshops sein, dass ein Wechsel von einer Schraubverbindung zu einer Klickverbindung erhebliche Zeiteinsparungen beim internen Rüsten ermöglicht. Weiterhin könnte eine Neustrukturierung des Rüstwagens zusätzliche Zeiteinsparungen beim vorgelagerten, externen Rüstvorgang ergeben. Beide Adaptionen innerhalb des Wertschöpfungssystems würden damit zu einer Steigerung der OEE beitragen. Darüber hinaus kann der ganzheitlich betrachtete Rüstprozess in weiteren Schritten der SMED-Methodik zusätzlich optimiert werden, zum Beispiel durch die Umwandlung interner Rüstvorgänge in externe Rüstvorgänge. So würde bspw. eine Komplexitätsreduktion der Klickverbindung im internen Rüstvorgang dazu beitragen, dass einzelne Prozessschritte maschinenunabhängig umgesetzt werden. Durch die Parallelisierung von Prozessschritten wird eine zusätzliche Verkürzung der Rüstzeit erreicht

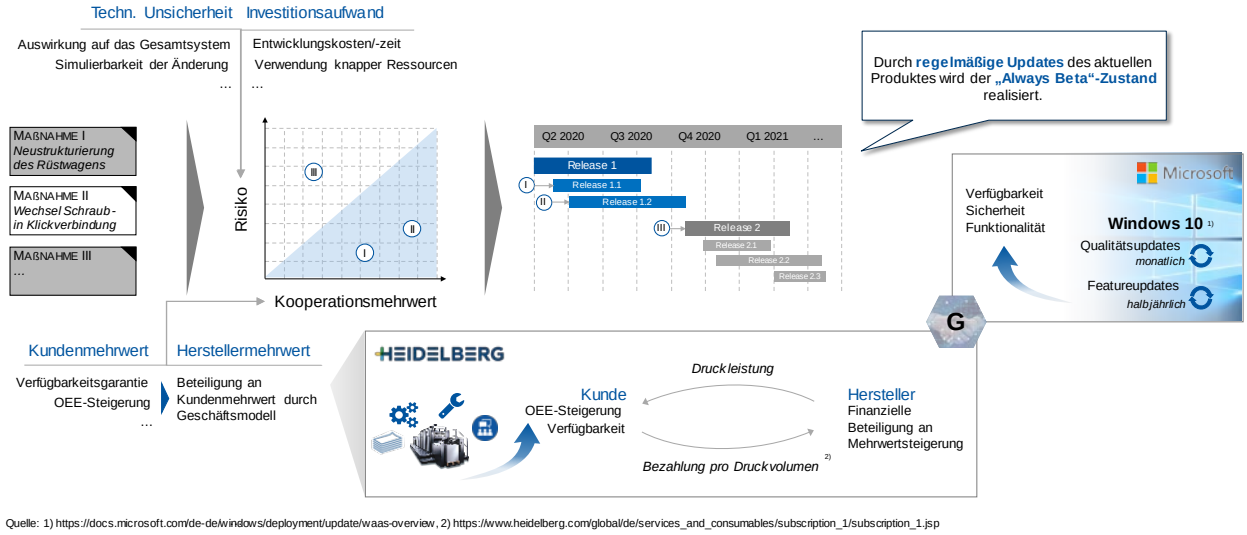
und als Folge eine Steigerung der OEE erzielt. Eine andere Möglichkeit, Optimierungspotenziale durch Adaptionen zu realisieren, liegt in der Anpassung spezifischer Betriebsparameter.

Ein Aspekt, der dabei in der Adapt-Phase eine hohe Priorität einnimmt, ist die Sicherstellung der Funktionalität des Gesamtprozesses nach der Anpassung dieser Parameter. Wenn eine Anpassung betrieblich relevanter Parameter an der Maschine direkt vorgenommen werden soll, ist es zwingend erforderlich, bereits im Vorfeld der Änderung die Einflüsse auf den Gesamtprozess zu evaluieren. Potenzielle Gefährdungen der Gesamtfunktionalität müssen vor der Umsetzung einer Änderung, soweit möglich, ausgeschlossen werden. Ein Hilfsmittel hierzu ist der digitale Zwilling. Ein digitaler Zwilling ist das virtuelle Abbild einer physischen Maschine oder eines realen Prozesses. Er bündelt alle verfügbaren Daten der Maschine bzw. des Prozesses und macht diese „intelligent für verschiedene Anwendungsfälle nutzbar“ [35]. Die Firma EMAG besitzt bspw. einen ganzheitlichen digitalen Zwilling ihrer Maschinen. Bei einer geplanten Adaption von Betriebsparametern werden diese zunächst mit dem digitalen Zwilling simuliert und die Einflüsse auf den Gesamtprozess werden untersucht. Basierend auf dieser Simulation können die Änderungen anschließend in die reale Maschine und den Prozess überführt werden, mit der Gewissheit, dass die Funktionalität des Gesamtprozesses erhalten bleibt. Der digitale Zwilling dient darüber hinaus nicht nur als digitales Abbild einzelner Maschinen, sondern ermöglicht die Integration der gesamten Wertschöpfungskette eines Unternehmens. Dabei wird an einen digitalen Zwilling der Anspruch gestellt, dass er in allen Lebenszyklusphasen ein exaktes Abbild des bestehenden bzw. geplanten Systems repräsentiert, also die Gesamtheit der zum jeweiligen Zeitpunkt gegenwärtigen Daten, Informationen und Modelle abbildet. Dadurch wird die Möglichkeit zur Nutzung von Simulationen erweitert. Aktuell ist der Simulationseinsatz zumeist noch auf Analysen innerhalb der Komponentenebene beschränkt. Auch fehlt es oftmals an einer durchgängigen Rekursion, d.h. der Nachpflege von späteren Änderungen in früher entstandenen Modellen. [36] Im Zusammenspiel mit dem erweiterten Systemverständnis bietet ein digitaler Zwilling die Grundlage für eine ganzheitliche digitale Integration des Wertschöpfungssystems. Ein bestehender Ansatz für die Umsetzung dieses Systemdenkens ist das sogenannte Model-Based Systems Engineering (MBSE). Dabei wird ein System als eine Reihe von interagierenden Elementen beschrieben, die zusammenwirken, um einen bestimmten Zweck zu erfüllen. Es wird davon ausgegangen, dass die Fähigkeiten des Systems größer sind als die Summe der Fähigkeiten der einzelnen Subsysteme. [37] Daher liegt der Fokus bei MBSE auf einer gesamtheitlichen Betrachtung aller Komponenten sowie deren Wechselwirkungen. Diese werden in formale Modelle überführt, welche wiederum zur Unterstützung eines breiten Spektrums an Aufgaben der Entwicklung dienen. Nach der Definition des International Council on Systems Engineering (INCOSE) beinhalten diese Aufgaben zum Beispiel Anforderungsdefinition, Entwurf, Analyse, Verifizierung und Validierung. [38] Mit der Formalisierung des Systemgedankens birgt MBSE zahlreiche Vorteile in Bezug auf die Modellanwendung. Dazu zählen zum Beispiel die Verbesserung der Vollständigkeit und Korrektheit bei Systementwürfen oder die Minimierung von Risiken beim Entwurf, Integrieren, Testen und ähnlichen Aktivitäten. [37] Insgesamt ermöglicht MBSE eine vor allem frühzeitige Analyse der Systemcharakteristiken. Dies ist speziell in der Adapt-Phase eine wichtige Eigenschaft, da die angedachten Anpassungen und ihre Auswirkungen auf das Gesamtsystem zunächst modelliert werden und potenzielle Risiken rechtzeitig identifiziert werden können.

Zukünftig ist es denkbar, dass mit Hilfe von MBSE Optimierungspotenziale direkt automatisiert, auf Basis der in der Monitor-Phase erschaffenen Datengrundlage und der in

der Evaluate-Phase aufgezeigten inhaltlichen Kausalzusammenhänge, abgeleitet werden können. Insbesondere die zunehmende Komplexität in industriellen Wertschöpfungssystemen, bedingt durch die enge Vernetzung aller Prozesse und die fortschreitende Digitalisierung, erfordern diese Fokuserweiterung des MBSE. Mit der Schaffung einer entsprechenden Infrastruktur im Rahmen des Internet of Production (IoP) wird dies ermöglicht. Wie in den vorherigen Abschnitten bereits erwähnt, ist dazu eine Integration verschiedener Ansätze und Technologien erforderlich, um das gesamte Wertschöpfungssystem digital zu vernetzen. Zur Erreichung des langfristigen Ziels, zahlreiche Teilaufgaben der vier Phasen zu automatisieren, wird sowohl die digitale Vernetzung als auch das neue Systemverständnis für das gesamte Wertschöpfungssystem vorausgesetzt. Der digitale Zwilling in Kombination mit MBSE bilden somit die Grundlage für die Adapt-Phase. Es wird eine bereichsübergreifende Zusammenarbeit ermöglicht, die insbesondere in der Adapt-Phase relevant ist. Darüber hinaus müssen konkrete Anpassungen in allen Bereichen des Wertschöpfungssystems berücksichtigt werden, wofür neben Daten und Modellen auch das technische Wissen aus allen Bereichen benötigt wird.

3.5 Release – Turning Adaptions into Value



Quelle: 1) https://docs.microsoft.com/de-de/windows/deployment/update/waas-overview, 2) https://www.heidelberg.com/global/de/services_and_consumables/subscription_1/subscription_1.jsp

Bild 10: Optimierungsmaßnahmen werden hinsichtlich des Implementierungsrisikos und des Kooperationsmehrwerts bewertet

In der vorangehenden Adapt-Phase wurden konkrete Optimierungsmaßnahmen aus den identifizierten Potenzialen abgeleitet. In der anschließenden Release-Phase werden diese Optimierungsmaßnahmen bewertet und priorisiert. Das Ziel ist die systematische Verortung der verschiedenen Optimierungsmaßnahmen in einer Release-Roadmap. Dazu wird hier eine Bewertung anhand der beiden Kriterien „Risiko" und „Kooperationsmehrwert" vorgeschlagen, welche nachfolgend näher erläutert werden. Als wesentliche Einflussfaktoren auf das Risiko bei der Umsetzung von Optimierungsmaßnahmen sind die technische Unsicherheit, welche die Änderung mit sich bringt, sowie der Investitionsaufwand zu nennen. Die technische Unsicherheit ist umso höher, je größer die Auswirkungen der Änderungen auf das Produkt sind und je geringer die Möglichkeiten zur Simulation der Änderungsauswirkungen im Vorhinein sind. Einen weiteren Einflussfaktor auf das Risiko einer Maßnahmenimplementierung stellt der Investitionsaufwand dar. Die-

ser enthält beispielsweise die benötigte Entwicklungszeit und verursachte Entwicklungskosten sowie besondere notwendige Materialien oder Kompetenzen bei der Implementierung der Maßnahme.

Die primäre Intention der Optimierung ist die Steigerung des spezifischen Kundennutzen, welcher in der Evaluate-Phase identifiziert wurde. In den übergeordneten Herausforderungen wurde eingangs erläutert, dass im Rahmen traditioneller Transaktionsgeschäfte oftmals Anreize für eine Datenabgabe seitens des Kunden sowie für die Bereitstellung kontinuierlicher Optimierungen seitens des Herstellers fehlen. Diese Anreize gilt es durch ein geeignetes Geschäftsmodell zwischen Hersteller und Kunde zu erschaffen. Das bedeutet, dass der Hersteller durch ein Geschäftsmodell adäquat an der Steigerung des Kundenmehrwerts beteiligt werden muss. Das zweite Kriterium, der Kooperationsmehrwert, setzt sich somit sowohl aus dem Mehrwert zusammen, den die Änderung dem Kunden erbringt, als auch aus dem Mehrwert, den der Hersteller durch die Mehrwertsteigerung des Kunden erlangt. Wie in Bild 10 dargestellt, kann der Kundenmehrwert zum Beispiel aus der Steigerung der OEE oder aus einer Garantie der Maschinenverfügbarkeit bestehen. Ein Beispiel, wie im Rahmen eines geeigneten Geschäftsmodells Kunden- und Herstellermehrwert zusammenhängen, ist das eingangs beschriebene Subskriptionsmodell des Unternehmens Heidelberger Druckmaschinen AG. Der Mehrwert des Kunden besteht hierbei dadurch, dass die Verfügbarkeit der Druckmaschine erhöht wird und so mit weniger Maschinenkapazität mehr produziert werden kann. Da der Kunde im Subskriptionsmodell leistungsbasiert, das heißt pro Druckvolumen, zahlt, bedingt die Kundenmehrwertsteigerung direkt den Mehrwert des Herstellers. Je höher die Maschinenverfügbarkeit und je größer das Druckvolumen auf Seiten des Kunden sind, desto größer sind die Erträge auch auf Seiten der Heidelberger Druckmaschinen AG. [39] Zudem erhöht der Hersteller seinen Anteil an der Kundenwertschöpfung, da mit dem Druckbogen nicht nur die Maschine, sondern auch Verbrauchsgüter (z.B. Farbe) abgerechnet werden.

Wurden die Optimierungsmaßnahmen anhand der beiden erläuterten Kriterien „Risiko“ und „Kooperationsmehrwert“ bewertet, können sie, wie in Bild 10 dargestellt, in eine Release-Planung überführt werden. Diese verortet die Umsetzung der verschiedenen Optimierungsmaßnahmen in unterschiedlichen Releases. Dabei wird angenommen, dass jene Maßnahmen mit dem größten Kooperationsmehrwert und dem geringsten Risiko möglichst schnell, im Sinne von kurzfristigen Updates, in die Maschine oder das Wertschöpfungssystem eingebracht werden. Optimierungen, welche hingegen einen kleineren Mehrwert bieten und ein höheres Risiko bergen, werden eher im Rahmen eines Upgrades in die nächste Maschinengeneration eingebracht. Das Betriebssystem Windows 10 des Unternehmens Microsoft ist ein Beispiel für die regelmäßige und gezielte Implementierung von Updates. Eine neue Produktgeneration in Form eines Upgrades wird hierbei nicht mehr herausgebracht. Basierend auf der Analyse von Produktnutzungsdaten werden monatlich Qualitätsupdates zur Förderung der Sicherheit und Zuverlässigkeit des Betriebssystems sowie halbjährliche Feature-Updates in Form neuer Funktionen in die Nutzung gebracht. [40] Im Sinne von Always Beta ist die Optimierung des Produktes durch gezielte Releases ein kontinuierlicher Zustand über die gesamte Produktnutzungsphase. Wurde daher eine Optimierung im Produkt implementiert, wird dieses Produkt anschließend nicht als abgeschlossen optimiert angesehen, sondern dient hingegen als Testversion für das darauffolgende, nochmals verbesserte Produktrelease. An jede der vorangehend beschriebenen Release-Phase schließt sich somit nahtlos die nächste Monitor-Phase an.

4 Zusammenfassung

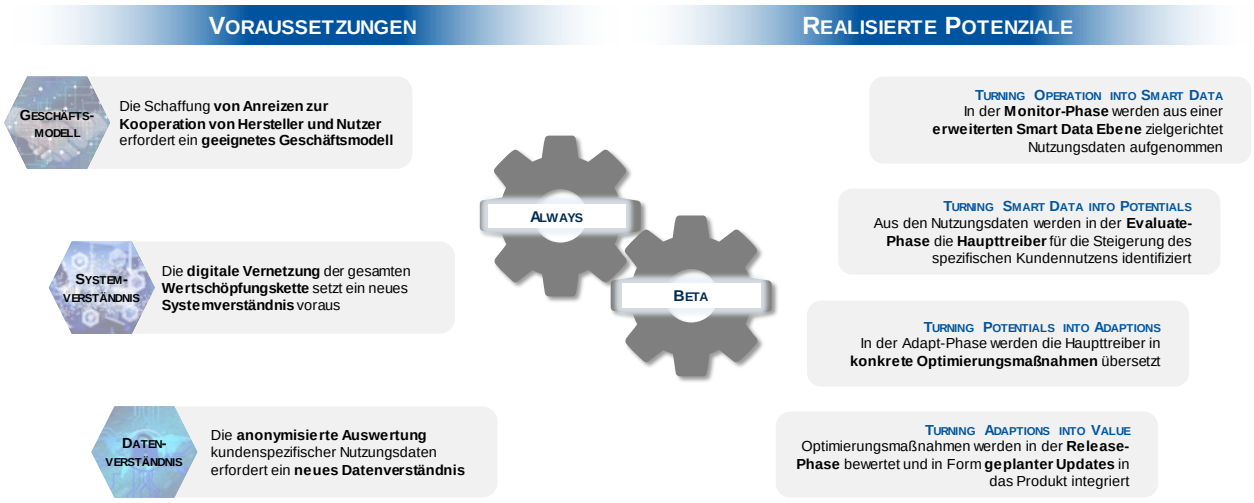


Bild 11: Werden übergeordnete Voraussetzungen adressiert, können weitreichende Potenziale realisiert werden

Always Beta – das bedeutet die Verwendung einer jeden Produktversion als Basis für das jeweils darauffolgende, optimierte Produktrelease. In den vorangehenden Ausführungen wurde die Motivation eines solchen Always Beta-Ansatzes durch die engere Verbindung von Produktnutzung und -entwicklung vorgestellt. Es wurde aufgezeigt, dass dies durch die zunehmende Vernetzung in der Produktnutzung, also dem Wandel von physischen zu cyber-physischen Produkten, heute theoretisch ermöglicht werden kann. Ebenso wurde vorgestellt, wie durch das Internet of Production eine adäquate Dateninfrastruktur zur Realisierung des Always Beta-Ansatzes bereitgestellt wird. Bei der Erarbeitung des aus vier Phasen bestehenden Ansatzes zur Umsetzung von Always Beta erfolgte eine Orientierung an DevOps aus der Softwarebranche. DevOps realisiert, durch die enge Verbindung von Entwicklung und Betrieb, die kurzzyklische und gezielte Implementierung von Releases in die Produktnutzung.

Orientiert an DevOps wurden vier wesentliche Phasen zur Realisierung des Always Beta-Ansatzes für cyber-physische Produkte abgeleitet. Neben der detaillierten Beschreibung der vier Phasen wurden Herausforderungen bei ihrer Umsetzung vorgestellt, welche es übergreifend durch die Schaffung geeigneter Voraussetzungen zu adressieren gilt. Diese Herausforderungen bestehen hauptsächlich darin, dass Kunden bei einer Abgabe ihrer Nutzungsdaten Bedenken vor der Preisgabe ihres Know-hows haben und zusätzlich häufig eine Intransparenz über die Weiterverwendung ebendieser Nutzungsdaten beim Hersteller herrscht. Darüber hinaus werden auf Nutzungsdaten basierende Optimierungen meist nur am Produkt selbst gesucht. Anreize für Produktoptimierungen während der Nutzungsphase werden von bisherigen traditionellen Transaktionsgeschäften bislang nur sehr unzureichend bereitgestellt. Dies führt zu drei notwendigen Voraussetzungen. Zunächst ist ein neues Datenverständnis die Grundlage für eine anonymisierte Auswertung der Nutzungsdaten einzelner Kunden. Zudem muss ein neues Systemverständnis dazu führen, dass das gesamte Wertschöpfungssystem digital vernetzt wird und somit in seiner Gesamtheit auswertbar wird. Optimierungspotenziale müssen zukünftig im gesamten Wertschöpfungssystem identifiziert und erschlossen werden können. Letztlich muss ein adäquates Geschäftsmodell zwischen Kunde und Hersteller Anreize zur Kooperation auf beiden Seiten erschaffen.

Werden diese drei Voraussetzungen übergeordnet geschaffen, bilden die vier Schritte ein erstes Rahmenwerk für die Realisierung des Always Beta-Ansatzes für cyber-physische Produkte. In der Monitor-Phase gilt es, Nutzungsdaten zielgerichtet aus einer erweiterten Smart Data Ebene aufzunehmen. Diese Nutzungsdaten werden in der Evaluate-Phase hinsichtlich Haupttreibern für die Steigerung des spezifischen Kundennutzens evaluiert und mögliche Optimierungspotenziale abgeleitet. In der Adapt-Phase werden diese Potenziale in konkrete Optimierungsmaßnahmen übersetzt. Diese werden in der letzten Phase, der Release-Phase, bewertet und priorisiert, um sie in Form strukturierter Updates in das Produkt und die Nutzungsphase zu implementieren. Durch das kontinuierliche Durchlaufen dieser vier Phasen wird schlussendlich Always Beta realisiert.

Literatur

[1] Schuh, G.: Lebenszyklusorientierte Produktentwicklung. In: Spath D., Westkämper E., Bullinger HJ., Warnecke HJ. (Hrsg.): Neue Entwicklungen in der Unternehmensorganisation. VDI-Buch. Berlin: Springer Vieweg, 2017, S. 200

[2] Ehrlenspiel, K.: Integrierte Produktentwicklung – Denkabläufe, Methodeneinsatz, Zusammenarbeit. 4., aktualisierte Aufl. München: Hanser, 2009, S. 183

[3] acatech: Cyber-Physical Systems – Die physikalische und die virtuelle Welt verschmelzen. In: acatech (Hrsg.): Cyber-Physical Systems. Innovationsmotor für Mobilität, Gesundheit und Produktion. (Reihe: acatech POSITION). Berlin: Springer, 2011, S. 13

[4] Herterich, M.; Uebernickel, F.; Brenner, W.: Nutzenpotentiale cyber-physischer Systeme für industrielle Dienstleistungen 4.0. In: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik. 52. Jg., 2015, Nr. 5, S. 665-680, S. 668

[5] Mayer, B.: Digitalisierung bei Volkswagen. VW will Software-Spezialist werden. URL:https://www.auto-motor-und-sport.de/tech-zukunft/mobilitaetsservices/volkswagen-software-entwicklung/ [Stand: 31.03.2020]

[6] Gerster, D.; Dremel, C.; Kelker, P.: How enterprises adopt agile structures: a multiple-case study. In: Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences. Maui, HI, USA. 07.-11. Januar 2019. S. 4957-5966

[7] Highsmith, J.: History: The Agile Manifesto. 2001

[8] Werkzeugmaschinenlabor der RWTH Aachen: Konsortial Benchmarking „Agile Product Development“. 2019

[9] Alt, R.; Auth, G.; Kögler, C.: Innovationsorientiertes IT-Management mit DevOps. IT im Zeitalter von Digitalisierung und Software-defined Business. In: (Reihe: essentials), Wiesbaden: Springer Gabler, 2017, S. 24

[10] Hüttermann, M.: DevOps for Developers. Berkeley, CA: Apress, 2012

[11] Wolff, E.: Continuous Delivery: der pragmatische Einstieg. Heidelberg: dpunkt, 2016

[12] Disterer, G.: ITIL-basierte Inbetriebnahme neuer Anwendungen. In: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik, 48. Jg., 2011, Nr. 2, S. 48–57

[13] Norm ISO/IEC 16350:2015 (August 2015). Information technology – Systems and software engineering – Application management.

[14] Jenkins, J.: Velocity Culture. In: Proceedings of the O'Reilly Velocity Web Performance & Operations Conference. Santa Clara, CA, USA, 14.-16. Juni 2011

[15] Fassbinder, P.: Continuous Delivery and DevOps in industrial environments. URL: https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:2688e9ad-b513-4289-9b81-812224660661/WhitepaperContinuousDeliveryandDevOps.pdf [Stand: 06.04.2020], S. 4

[16] Amazon: DevOps und AWS. URL: https://aws.amazon.com/de/devops/ [Stand: 27.03.2020]

[17] Brown, A.; Forsgren, N.; Humble, J.; Kersten, N.; Kim, G.: State of DevOps Report 2016. URL: https://www.ciosummits.com/Online_Assets_Puppet_2016_State_of_DevOps_Report.pdf [Stand: 27.03.2020]

[18] Schuh, G.; Prote, J.; Gützlaff, A.; Thomas, K.; Sauermann, F.; Rodemann, N.: Internet of Production: Rethinking Production Management. In: Wulfsberg, J.; Hintze, W.; Behrens, B. (eds.): Production at the leading edge of technology. Berlin: Springer Vieweg, 2019, S. 533-542

[19] Gubbi, J.; Buyya, R.; Marusic, S.; Palaniswami, M.: Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. In: Future Generation Computer Systems. 29. Jg., September 2013, Nr. 7, S. 1645–1660

[20] Porter, M.; Heppelmann, J.: How smart, connected products are transforming competition. In: Harvard business review 92. Jg., 2015, Nr.11, S. 64–88

[21] Schuh, G. et al.: Effiziente Produktion mit Digitalen Schatten. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, 2020

[22] Kaufmann, T.: Geschäftsmodelle in Industrie 4.0 und dem Internet der Dinge. Der Weg vom Anspruch in die Wirklichkeit. In: (Reihe: essentials), 1. Aufl. Wiesbaden: Springer Gabler, 2015, S.15

[23] Bach, N.; Buchholz, W.; Eichler, B.: Geschäftsmodelle für Wertschöpfungsnetzwerke - Begriffliche und konzeptionelle Grundlagen. In: Bach, N.; Buchholz, W.; Eichler, B. (Hrsg.): Geschäftsmodelle für Wertschöpfungsnetzwerke. Wiesbaden: Gabler, 2003, S. 1-20, S.15

[24] Kagermann, H.: Chancen von Industrie 4.0 nutzen. In: Bauernhansl, T.; ten Hompel, M.; Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0 Bd.4. Berlin: Springer Vieweg, 2017, S. 237-248, S.241

[25] Ott, M.: Apps effektiv managen und vermarkten. Die eigene App erfolgreich veröffentlichen: Von der Konzeption bis zur Vermarktung. Wiesbaden: Springer Vieweg, S. 15

[26] Gassmann, O.; Frankenberger, K.; Csik, M.: Geschäftsmodelle entwickeln. 55 innovative Konzepte mit dem St. Galler Business Model Navigator. 2., überarbeitete und erweiterte Aufl. München: Hanser, 2017, S. 232

[27] Hermann, U.: Digitalisierung im Industrieunternehmen - Die Chancen der digitalen Ökonomie der Dinge erkennen, entwickeln und erfolgreich umsetzen. Aachen: Apprimus, 2020, S. 191-192

[28] tapio: Das offene Ökosystem der Holzindustrie. URL: https://www.tapio.one/en/whatistapio [Stand: 27.03.2020]

[29] Schmelzer, H.; Sesselmann, W.: Geschäftsprozessmanagement in der Praxis. Kunden zufrieden stellen – Produktivität steigern – Wert erhöhen. 8. Aufl. München: Hanser, 2013, S.294-295

[30] Focke, M.; Steinbeck, J.: Steigerung der Anlagenproduktivität durch OEE-Management. Definitionen, Vorgehen und Methoden – von manuell bis Industrie 4.0. In: (Reihe: essentials). 1. Aufl. Wiesbaden: Springer Gabler, 2018, S.3

[31] Koch, A.: OEE für das Produktionsteam. Das vollständige OEE-Benutzerhandbuch – oder wie Sie die verborgene Maschine entdecken. In: May, C.: (Reihe: Operational Excellence, Bd. 5). 3. Aufl. Ansbach: Cetpm, 2016

[32] Schawel, C.; Billing ,F.:ABC-Analyse. In: Schawel, C.; Billing,F.: Top 100 Management Tools. Das wichtigste Buch eines Managers. Von ABC-Analyse bis Zielvereinbarung. Wiesbaden: Springer Gabler, 2018, S.15-17

[33] Conrad, R.: Single Minute Exchange of Die (SMED). In: Institut für angewandte Arbeitswissenschaft (Hrsg.): 5S als Basis des Kontinuierlichen Verbesserungsprozesses. Berlin: Springer Vieweg, 2016, S. 51-56

[34] Cakmakci, M.: Process improvement: performance analysis of the setup time reduction – SMED in the automobile industry. In: International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 41. Jg., 2009, Nr. 1-2, S. 168-179

[35] Klostermeier, R.; Haag, S.; Benlian, A.: Geschäftsmodelle digitaler Zwillinge. HMD Best Paper Award 2018. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2020, S. 3

[36] VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik (GMA): Simulation und digitaler Zwilling im Anlagenlebenszyklus, S. 5

[37] Borky, J.; Bradley, T.: Effective Model-Based Systems Engineering. Cham: Springer, S. 3-4

[38] International Council on Systems Engineering (INCOSE): Systems Engineering Vision 2020. September 2007, S. 15

[39] Heidelberg: Heidelberg Subscription. Pay per use. URL: https://heidelberg-subscription.com/?lang=de [Stand: 27.03.2020]

[40] Microsoft: Windows as a Service. URL: https://docs.microsoft.com/de-de/windows/deployment/update/waas-overview [Stand: 27.03.2020]

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 2.1:

Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt. Ing. Günther Schuh, WZL der RWTH Aachen, Fraunhofer IPT
Johanna Ays, WZL der RWTH Aachen
Annika Becker, WZL der RWTH Aachen
Alexander Britz, Microsoft
Dr.-Ing. Christian Dölle, WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. Guido Hegener, EMAG GmbH & Co. KG
Prof. Dr. Ulrich Hermann, Heidelberger Druckmaschinen AG
Shari Wlecke, WZL der RWTH Aachen

2.2 Biologische Transformation in der Produktion

C. Brecher, A. Broos, B. Essig, B. Hofmann, G. Mallmann, T. Muecke, M. Queins, M. Streichfuss, A. Tavakolian, D. Zontar

Gliederung

1 Einleitung und Motivation 139

2 Systematik der Biologisierung 140

3 Übergeordnete Anwendungsfälle in der biologischen Transformation 143

3.1 Kreislaufwirtschaft 143

3.2 Vielfalt in der Produktion 147

3.3 Konvergenz Mensch Maschine 150

4 Blick in die Zukunft 153

Kurzfassung

Biologische Transformation in der Produktion

Die Ressourcenknappheit und der Klimawandel zwingen die Produktionstechnik über ihre klassische Wertschöpfung nachzudenken. Die biologische Transformation setzt an dieser Stelle an. Sie nutzt die Natur als Vorbild und kann daher als nächster notwendiger Technologiesprung nicht nur in Richtung nachhaltige, sondern auch resiliente Produktion gesehen werden. Durch die Verschmelzung von Technik, Bio- sowie Informationstechnologie wird ein biointelligentes System geschaffen, das das Herzstück der biologischen Transformation ausmachen wird. Die Produktion von Morgen wird wie das natürliche Ökosystem autonom und ohne zentrale Steuerung auf Änderungen reagieren, ihre Stoffe und Energien möglichst lange und sinnvoll nutzen sowie menschliche Bedürfnisse berücksichtigen. Für eine erfolgreiche Umsetzung ist ein interdisziplinärer Wissenstransfer zwingend notwendig. Zudem stehen Politik und Wirtschaft in der Verantwortung, eine Akzeptanz innerhalb der Bevölkerung zu schaffen und ethische Fragestellungen offen zu diskutieren.

Abstract

Biological transformation in manufacturing

The shortage of resources and climate change are forcing production technology to think about its traditional value creation. This is the starting point for biological transformation. It uses nature as a model and can therefore be seen as the next necessary technological leap not only towards sustainable but also resilient production. The fusion of technology, biotechnology and information technology will create a bio-intelligent system that will be the heart of biological transformation. Like the natural ecosystem, tomorrow's production will react autonomously and without central control to any changes, will use its materials and energies as long and sensibly as possible and will take human needs into account. For successful implementation, interdisciplinary knowledge transfer is absolutely essential. In addition, politics and economy are responsible for creating acceptance within the population and discussing ethical questions openly.

1 Einleitung und Motivation

Die industrielle Wertschöpfung ist das Herz der deutschen Volkswirtschaft und der größte Motor für Innovationen in Deutschland. Gleichzeitig wirkt sich diese auf unsere Umwelt aus. So ist der globale Ressourcenverbrauch in den letzten 30 Jahren um 118 Prozent gestiegen und im Zuge des Bevölkerungswachstums ist bis 2050 mit einer weiteren Verdopplung zu rechnen. Ineffiziente Produktionsprozesse und unbedachter Konsum treiben den Klimawandel immer weiter an und bedrohen dadurch nicht nur unsere traditionelle Wertschöpfung, sondern auch unser eigenes Dasein. Daher setzt eine Entkopplung von wirtschaftlichem Wachstum und Ressourcenverbrauch einen radikalen Wandel voraus. Dieser Wandel bezieht sich insbesondere auf derzeitige Produktionsweisen, da nur durch eine Änderung dieser gleichzeitig unsere Lebensstandards aufrechterhalten und natürliche Ressourcen geschont werden können. [1], [2], [3]

Deutschland ist mit seiner exzellent aufgestellten Wirtschaft und Forschungslandschaft in der Lage, relevante Lösungsbeiträge zur Bewältigung der großen gesellschaftlichen Herausforderungen zu entwickeln und bildet den Ausgangspunkt für eine an nachhaltigen Lösungen ausgerichtete Forschungsstrategie. Daher stellen Fraunhofer und Partner dem digitalen Wandel einen biologischen Wandel an die Seite und schaffen mit der biologischen Transformation den nächsten notwendigen Technologiesprung in Richtung nachhaltiger Produktion. Die biologische Transformation bringt ein neues Denken mit sich und nutzt die Natur als Vorbild, ein resilientes Produktionssystem zu schaffen. Die Produktion der Zukunft soll nicht länger durch lineares Denken und einseitige Output-Optimierung geprägt sein, sondern sich wie die Natur als ganzheitliches und vernetztes System organisieren. Daher ist es von großem Interesse, die Idee der Kreislaufwirtschaft in die Produktion zu integrieren, sodass das Naturprinzip der Ressourceneffizienz und der Stoffkreisläufe genutzt werden kann. Die Natur zeichnet sich durch Vielfalt und Diversität aus, die es ihr erlauben, auf Änderungen in der Umgebung ohne zentrale Steuerung robust zu reagieren. Eine Adaption dieser Eigenschaften in Produktionssysteme bergen großes Potenzial. Eine flexible, sich selbstregulierende vollautonome Produktion wird möglich, die Störungen eigenständig identifiziert, behebt und als Potenzial für ihre eigene Optimierung sieht. Dabei wird nicht auf einen oft zeitlich begrenzten Hauptzweck hin maximiert, sondern es findet wie in der Natur eine Anpassung an mehrere Randbedingungen gleichzeitig statt. [2], [4], [5]

Die folgende Aussage des Historikers Yuval Noah Harari beschreibt diese zukünftige Entwicklung sehr zutreffend:

„*Vier Milliarden Jahre lang war alles Leben auf der Erde organisch und entwickelte sich durch natürliche Selektion. Jetzt verlassen wir den organischen Pfad und begeben uns ins Unorganische. Wir erschaffen unorganische Lebensformen, die keiner Evolution durch natürliche Selektion unterworfen sind. Die Evolution wird mehr und mehr durch intelligente Konstruktionen ersetzt*.“ [7]

In diesem Zusammenhang wird es auch eine stärkere Konvergenz von Maschine und Mensch geben. Während der Mensch durch externe Geräte (z.B. Exoskelette) maschinentypische Eigenschaften wie ausdauernde Kraft übernimmt, adaptiert die Maschine menschliche Charakteristiken. So kann durch die Verschmelzung von Technik, Bio- sowie Informationstechnologie ein biointelligentes System geschaffen werden, das das Herzstück der biologischen Transformation ausmachen wird. [1], [2]

Im Weiteren werden die Anwendungsfälle „Kreislaufwirtschaft“, „Abweichung ist Potenzial“ und „Konvergenz Mensch Maschine“ in Bezug auf das AWK Motto „Turning

Data into Value“ näher betrachtet. Dabei bezieht sich das „Turning“ auf den tatsächlichen Arbeitsauftrag, der beispielsweise durch die Nachhaltigkeitsziele der UN definiert ist, das „Data“ auf die Produktionstechnologie selbst oder die dadurch entstehenden virtuell zur Verfügung stehenden Daten im digitalen Zwilling und das „into Value“ auf das bestehende Anreizsystem, welches die Änderung zur Folge hat.

2 Systematik der Biologisierung

In der biologischen Evolution sind die Gene von Organismen natürlich vorkommenden Mutationen ausgesetzt, die sich positiv, negativ oder gar nicht auf Erben auswirken können. Dadurch entsteht genetische Variabilität, die ein erfolgreiches Individuum definiert. Da es zwischen diesen erfolgreichen Individuen zur Fortpflanzung (Rekombination) kommt, können sich Arten über lange Zeiträume an einen vorliegenden Selektionsdruck anpassen (z.B. Klimaveränderungen oder die Erschließung einer ökologischen Nische) und so ihr Überleben sichern. Eine unmittelbare Adaption und Übertragung dieser evolutionären Prozesse und Prinzipien der Natur auf technische Entwicklungen ist zwar aufgrund der unterschiedlichen Beschaffenheit der Systeme nicht so einfach möglich, allerdings können diese sich annähern. [6]

Diese Postulierung einer Konvergenz ist damit begründet, dass Informationen sowohl bei Lebewesen als auch in technologischen Entwicklungen auf logischen Grundlagen beruhen und sich Erkenntnisse aus den jeweiligen Bereichen gegenseitig inspirieren können. Das natürliche Ökosystem, in der die vorhandenen Lebewesen im Gleichgewicht miteinander interagieren, kann auf ein digitales Ökosystem in der Produktion übertragen und erweitert werden (vgl. Bild 1). Dieses besteht genau wie das natürliche Ökosystem aus heterogenen Systemen, die miteinander vernetzt sind und dessen Akteure mit der Umgebung kommunizieren. Das übergeordnete Ziel und damit der Wert des digitalen Ökosystems ist es, das Potenzial zu schaffen, Gewinne zu erzielen und vergleichbar zum lebenden Organismus als Organisation zu überleben. [22]

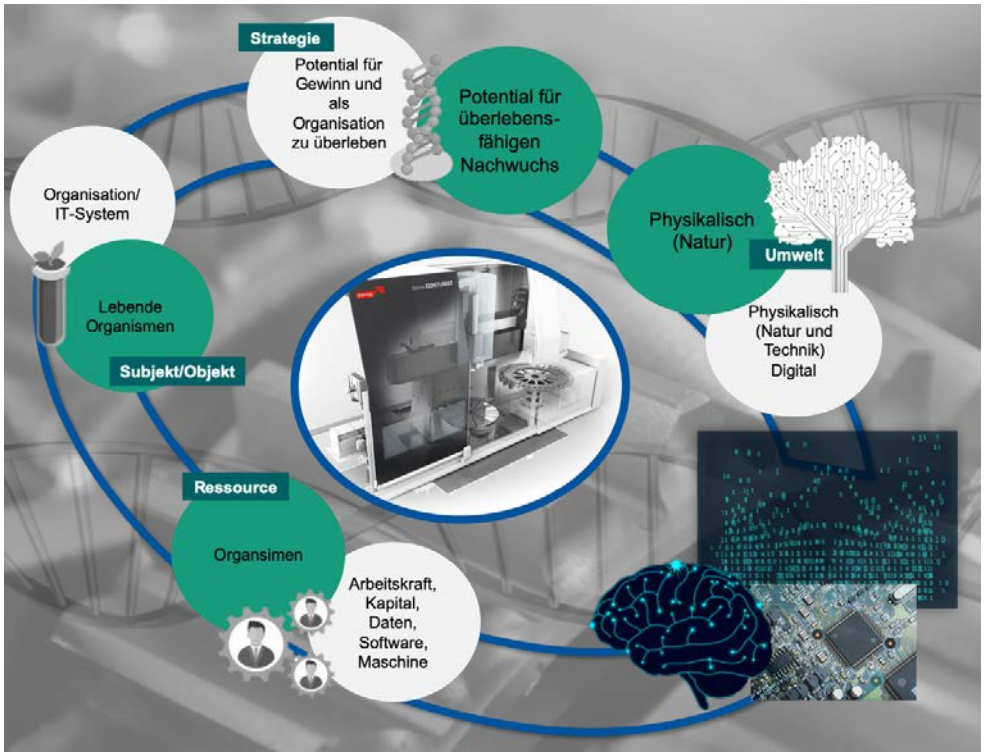


Bild 1: Gegenüberstellung von natürlichem und digitalem Ökosystem bezogen auf die Produktion nach [22]

In diesem Zusammenhang ist die Unterscheidung zwischen dem Top-down und dem Bottom-up Prinzip zu nennen. Beim Top-down Prinzip ist ein technisches Problem vorhanden, für das bislang keine Lösung existiert und daher in der Biologie nach potenziellen Ansätzen gesucht wird, die wiederum technisch zu interpretieren sind. Der Bottom-up-Ansatz beginnt mit der Analyse von Naturphänomenen, gefolgt von einer Abstraktion der biologischen Prinzipien und einer Suche nach einer technischen Anwendung. [8]

Um diese noch sehr abstrakte Darstellung greifbarer zu machen und für die Produktion weiter zu konkretisieren, kann die biologische Transformation in drei Entwicklungsstadien unterteilt werden: Inspiration, Integration und Interaktion (vgl. Bild 2). [1], [2]

Im ersten Entwicklungsmodus, der Inspiration, werden Konzepte der Natur und evolutionsbiologische Prozesse auf Wertschöpfungssysteme übertragen. Dies ermöglicht die Entwicklung von neuartigen Materialen und Strukturen (z.B. Leichtbau), Funktionalitäten (z.B. Biomechanik) sowie Organisations- und Kooperationslösungen (z.B. Schwarmintelligenz, künstliche neuronale Netze, evolutionäre Algorithmen). Zu der bioinspirierten Wertschöpfung zählen sowohl Techniken, die bereits seit Jahrzehnten existieren und bereits Einzug in Produktion und Konsumentenmarkt gefunden haben, als auch Technologien, die noch aktuelles Forschungsthema sind. Zu den bekannten und bereits eingesetzten Techniken gehört beispielsweise der Lotus-Effekt, der auf den Blättern der gleichnamigen Pflanze entdeckt wurde. Bei dieser sind die Adhäsionskräfte zwischen den Wassertropfen und der Oberfläche der Pflanze so klein, dass diese von der Oberfläche abperlen. Mittels der Imitierung der Nanostrukturen der Lotusblätter werden in der Technik Beschichtungen für Bauteile entwickelt, die beispielweise das Anlagern von Bakterien vermeiden. Dies ist ein klassisches Beispiel für den Bottom-Up-Ansatz. Ein zurzeit hoch aktuelles Beispiel sind künstliche neuronale Netze, die in der Lage sind, aus komplexen Datenstrukturen sinnvolle Vorhersagen zu erlernen. In der Neurowissenschaft wird von der Hypothese ausgegangen, dass die mentale Aktivität des

menschlichen Gehirns hauptsächlich aus elektrochemischer Aktivität in Netzen von Gehirnzellen, den sogenannten Neuronen, besteht. Diese Vorstellung wurde von der Informatik adaptiert, um künstliche neuronale Netze zu entwickeln. [2], [9]

Die beiden vorgestellten Beispiele divergieren in ihrer Funktionsweise sehr stark und zeigen das breite Anwendungsspektrum. Weitere klassische Beispiele sind in Tabelle 1 abgebildet.

Tabelle 1: Von natürlichen Prozessen inspirierten Technologie-Beispielen nach [2]

Natürliches System	**Technisches System**
ressourcenschonender Rindenbau	Additive Fertigung
Exoskelett von Insekten	Exoskelett
Knochenstruktur	Leichtbau
Vogelscharm	Schwarmintelligenz für Organisationen
Fotosynthese in Pflanzen	Künstliche Fotosynthese

Im zweitem Entwicklungsschritt, der Integration, findet das Wissen über die Biologie Anwendung in Form einer Integration biologischer Systeme in traditionelle Produktionssysteme (z.B. Substitution chemischer durch biologische Prozesse). Dies geschieht über die Biotechnologie als Enabler, die nach Definition der OECD (Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung) „die Anwendung von Wissenschaft und Technik auf lebende Organismen, Teile von ihnen, ihre Produkte oder Modelle von ihnen zwecks Veränderung von lebender oder nichtlebender Materie zur Erweiterung des Wissensstandes, zur Herstellung von Gütern und zur Bereitstellung von Dienstleistungen ist“ [10]. Dabei wird sich die Symbiose, ein Schlüsselprinzip der Evolution, zunutze gemacht. Beispiele für diese Synergiepotenziale von industrieller Wertschöpfung und Natur sind biotechnisch hergestellte Pharmazeutika, Funktionalisierung von Polymeren, die Rückgewinnung von Biokunststoffen aus CO_2-Abfallströmen oder die Gewinnung von Methan aus Industrieabwässern. [1], [3]

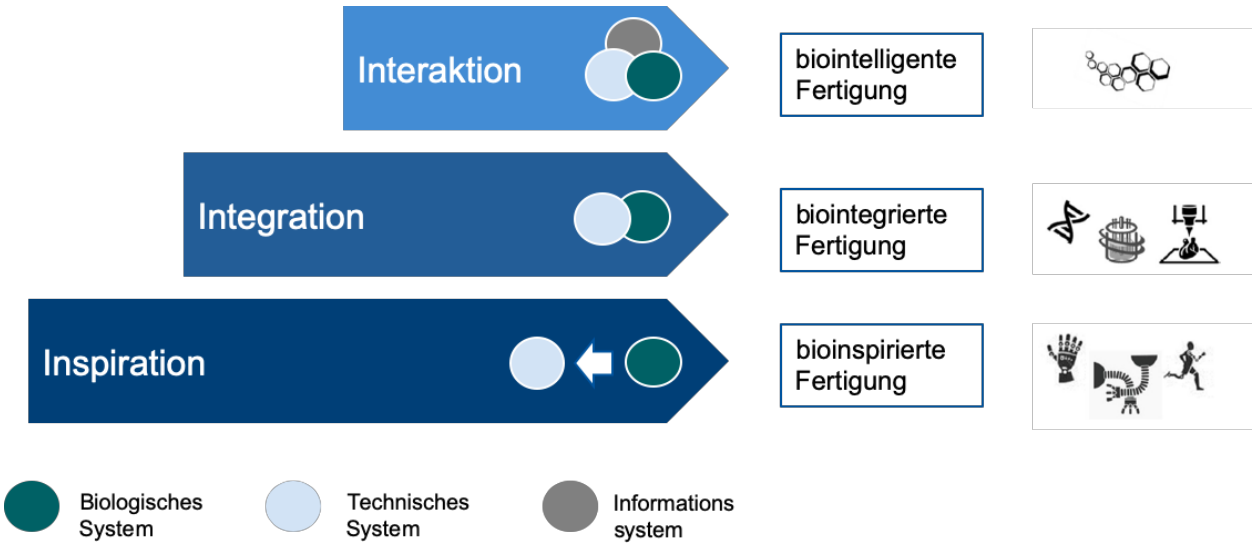


Bild 2: Entwicklungsschritte der biologischen Transformation [1]

Der letzte Schritt, die Interaktion, stellt den ausschlaggebendsten Punkt für die zukünftige Produktionstechnologie dar. Hier wird durch eine umfassende Interaktion von technischen, biologischen und informationstechnischen Systemen eine völlig neue, autarke Wertschöpfungsstruktur, das sogenannte biointelligente Wertschöpfungssystem geschaffen. Dabei wird ein wertschöpfendes System als biointelligent angesehen, wenn es mindestens eine biologische Komponente im Produkt oder Produktionsprozess gibt. Dieses biointelligente System ist nach den Eigenschaften von Lebewesen konzipiert, die die zelluläre Organisation, den Metabolismus, die Homöostase, die Stimulation und Kommunikation, die Reproduktion, die Vererbung und Entwicklung sowie die Bewegung und Entwicklungsfähigkeit miteinschließen. [1], [2]

Bei genauer Betrachtung der Natur kann deutlich beobachtet werden, dass die Dynamik vieler biologischer Systeme und die Gesetze, die sie regeln, auf einer überraschend kleinen Zahl einfacher allgemeiner Regeln beruhen, die ohne eine externe Kontrollinstanz ausgeführt werden. Mit Hilfe dieser Fähigkeiten können zum Beispiel Milliarden von Blutzellen, die das Immunsystem bilden, den Organismus vor den Krankheitserregern schützen, ohne dass eine zentrale Steuerung des Gehirns erforderlich ist. In ähnlicher Weise wird ein ganzer Organismus autonom über die Homöostase in einem relativ stabilen Gleichgewichtszustand gehalten. Der Prozess der Aufgabenverteilung in den Insektenkolonien wird kollaborativ entschieden und entsprechend der Bereitschaft eines Individuums so durchgeführt, dass die Gesamtaufgabe mit einer globalen Intelligenz, die sich aus einfachen individuellen Aktionen zusammensetzt, optimiert wird. [2]

Biointelligente Produktionssysteme zeichnen sich nicht durch einzelne Eigenschaften aus, sondern aus der Summe all ihrer Eigenschaften. Das System ist nicht länger als abgegrenzte Einheit, sondern als lokal vorhandene Ressource zu verstehen. [2]

Somit bietet eine gesamte biointelligente Wertschöpfung die Möglichkeit, Produktionsverfahren mit selbstlernenden Algorithmen zu koppeln, um eine Symbiose lokaler Ressourcen mit ihrer Umgebung zu realisieren. Aufgrund zunehmender Rechenleistungen und Fortschritte in der Informationstechnologie kann dies virtuell über digitale Zwillinge geschehen. So kann ein vernetztes, sich selbst regulierendes digitales Ökosystem geschaffen werden, das genauso wie das natürliche Ökosystem von den lokalen Rahmenbedingungen beeinflusst wird. [1], [2], [22]

3 Übergeordnete Anwendungsfälle in der biologischen Transformation

Im Folgenden werden drei konkrete Anwendungsfälle diskutiert, die im Zuge der biologischen Transformation in der Produktion möglich sind. Diese sind nach Komplexitäts- und Abstraktionsgrad gestaffelt und starten mit der Thematisierung der Kreislaufwirtschaft, gehen dann über zu selbstlernenden Algorithmen, um abschließend die Konvergenz von Mensch und Maschine zu konkretisieren.

3.1 Kreislaufwirtschaft

Die Kreislaufwirtschaft nimmt sich den Stoffkreislauf der Natur zum Vorbild, der alle Prozesse der Produzenten und Konsumenten umfasst, die den Auf-, Um- und Abbau von Stoffen einschließen wie z.B. Fotosynthese, Atmung und Gärung. Daher wird innerhalb der Kreislaufwirtschaft versucht, durch intelligente, kaskadische Nutzung ohne Abfälle und Emissionen, Stoffe und Energie möglichst lange und sinnvoll zu nutzen. [12]

Diese Herangehensweise hat in der deutschen Produktion noch keinen breiten und standardisierten Einzug gefunden, obwohl die Etablierung einer nachhaltigen

Wirtschaftslage stetig an strategischer Relevanz in der betrieblichen Leistungserstellung gewinnt. Daher ist die nachhaltige Produktion auch in den Sustainable Development Goals (SDG) wiederzufinden.

„*Die Substitution fossiler Ressourcen durch nachwachsende biologische Materialien und Chemikalien sowie die Organisation in geschlossenen Stoffkreisläufen leisten einen signifikanten Beitrag zur Reduzierung des ökologischen Fußabdrucks der Wirtschaft. Über die Nutzung biologischer Prozesse und biomimetischer Ansätze können Produktionsprozesse effizienter und somit rohstoffschonender gestaltet werden. Die Nutzung biologischer Prinzipien (z.B. Schwarmintelligenz als digitaler Prozess) kann logistischen Aufwand und industrielle Konzentration an besonders belasteten Standorten reduzieren*." [3]

Insbesondere befindet sich die deutsche Industrie in der Position dieses Ziel zu erfüllen, da ihre Produkte als robust, funktionell, leistungsstark und langlebig gelten und das Label „Made in Germany" zunehmend mit Nachhaltigkeit assoziiert wird. [1], [3]

Die gesamte Wertschöpfungskette der Produktion innerhalb kurzer Zeit simultan zu einer Kreislaufwirtschaft zu transformieren ist nicht realistisch, jedoch kann bei der Werkzeugmaschine gestartet werden, um heutige und zukünftig mögliche Konzeptionierungen zu evaluieren. Zurzeit wird die Entscheidung zur Überholung einer Maschine bzw. Wiederverwendung von Werkzeugen oder Maschinenbauteilen aus rein ökonomischer Sicht analysiert und getroffen. Wie in Bild 3 verdeutlicht wird, rentiert sich die Überholung (Retrofit) der Maschine erst mit steigendem Investitionsvolumen. Um ein besseres Verständnis für die Modernisierungsentscheidung zu erlangen, werden die Maschinenteile mit Gebrauchsgegenständen verglichen. Selbst für bereits sehr komplexe Bauteile wie das der Spindel werden zurzeit kaum Wiederverwendungsmaßnahmen angedacht. Anhand des Vergleichsprodukts „Handy" ist allerdings deutlich zu erkennen, dass dies nicht nur ein Problem der Produktion, sondern auch das des Konsumenten ist. Die Bauteile eines Handys werden in der Regel nicht wiederverwertet oder repariert, sondern entsorgt. Dabei sind Werkzeugmaschinen generell technisch für eine Überholung von Verschleißkomponenten und Steuerungstechnik nach einer Gebrauchsdauer von 10 bis 20 Jahren geeignet bzw. gestaltet.

Bild 3: Wirtschaftlichkeit als Entscheidungsgrundlage für Retrofit

Es ist bei weitem nicht ausreichend, das Verhältnis aus notwendiger Arbeitsleistung und Neuteilen zum Wert der wiederverwendbaren Komponenten als Entscheidungskriterien zu verwenden. Über den Retrofit der Maschine wird eine wertsteigernde Maßnahme an

einer vertrauten, verlässlichen Maschine durchgeführt, wodurch das technische Risiko minimiert wird, welches bei einer Neuinvestition anfallen würde. Anschließend besitzt die Maschine einen neuartigen Charakter und kann nochmals die komplette Zeitspanne verlässlich genutzt werden. Aufgrund bekannter Maschinenperipherie und -performance ist der Anfahrprozess der Produktion nach einer Modernisierung häufig enorm steil, sodass Qualitäts- oder Produktivitätseinbußen verschwindend gering sind. Die Wirtschaftlichkeit ist zudem nochmals dadurch gegeben, dass im Schnitt eine vergleichbare Neumaschine (dieselbe Steifigkeit und Lebensdauer) mit entsprechendem Fundament und Aufstellung sowie Inbetriebnahme zu höheren Kosten und höheren Lieferzeiten führt. Folglich kann bereits heute ohne die Einführung biointelligenter Systeme durch die einfache Wiederverwertung von „alten“ Teilen ein gewisses Maß an Nachhaltigkeit und besserer Ökobilanz erzielt werden.

Die ursprüngliche Auffassung von der Maschine ist die eines mechanischen Gebildes, das eine bestimmte Aufgabe erfüllt und durch konkrete konstruktive Eigenschaften definiert ist. Dabei war die Definition der Maschine immer mit dem technologischen Entwicklungsstand der jeweiligen Zeit verbunden und ist somit nicht statisch, sondern passt sich den technologischen Möglichkeiten an. Die Verschmelzung von Informationstechnik mit dem Ansatz der biologischen Transformation zu einem biointelligenten System bietet die Vorlage, viele Teile der Werkzeugmaschine neu zu denken und in Bezug auf technologische, ökologische und wirtschaftliche Punkte zu optimieren. [13]

Dabei ist ein wesentlicher Gegenstand der Betrachtung das Material, aus der die Maschine gebaut ist. Die Verwendung von Metall als Konstruktionsmaterial kann in Zukunft zunehmend von alternativen Ansätzen ergänzt werden, die aus bioinspirierten oder sogar aus biointelligenten Materialien bestehen. Die insbesondere aus der Luftfahrt bekannten faserverstärkten Verbundwerkstoffe (mit thermoplastischer Matrix) könnten bereits eine Alternative darstellen, da sie gute Festigkeitswerte aufweisen und aufgrund zunehmender Nachfrage sowie besseren Simulationsmöglichkeiten immer günstiger werden. Des Weiteren bietet biologisch abbaubarer Kunststoff sowohl für sich alleingestellt als auch in Kombination mit faserverstärkten Verbundwerkstoffen vielversprechende Möglichkeiten. Biointelligente Materialien, die sich bereits in Forschung befinden oder erst im Zuge der biologischen Transformation entwickelt werden, stellen besonders in Bezug auf den Recyclinggedanken innerhalb der Kreislaufwirtschaft großes Potenzial dar. Denn diese verursachen keine Abfälle oder irreversible Schäden am Ökosystem, sondern ganz im Gegenteil, säubern und bereichern dieses. Somit bieten biologische Strukturen bei minimalem Einsatz von Materialien und Energie eine breite Palette von Eigenschaften. Darüber hinaus wurden biologische Materialien in der Natur so „hergestellt“, dass sie innerhalb des Lebens operieren und daher hohe Temperaturen, hohen Druck oder stark verschmutzendes Material vermeiden. Dies erleichtert in der späteren synthetischen Herstellung dieser Materialien den Fertigungsprozess. [3], [8]

Um den Einsatz biologischer Materialien bei gleichzeitigem Beibehalten der vorherigen Maschineneigenschaften zu beschleunigen, muss sich auch das Maschinendesign ändern. Abhilfe kann hier die Idee von modularen, rekonfigurierbaren Produktionssystemen schaffen, nach denen aufgrund der Individualisierung des Produktangebots und der kleineren Losgrößen ohnehin verlangt wird. Diese Modularität bietet die Möglichkeit, dass zunächst nur einzelne Teile der Maschine aus alternativen Werkstoffen oder neuentwickelten biointelligenten Systemen bestehen. Die additive Fertigung zusammen mit dem 3D/4D Bioprinting ermöglicht die Produktion von biobasierten sowie biohybriden Materialen und damit neuer komplexer Maschinenteile.

So können neue Generationen von Werkzeugmaschinen entwickelt werden, bei denen ökologische Gesichtspunkte unmittelbar mit einfließen können, ohne vorab etablierte Konzepte neu zu denken. Eine Lösung, die die Industrie heute bereits übernehmen könnte, ist eine Verlagerung von ölbasierten auf biobasierte Metallbearbeitungsflüssigkeiten. [2] [8]

Wird nicht nur die Werkzeugmaschine, sondern die gesamte Produktionsfabrik betrachtet, wird sich dem Maßstab des Stoffkreislaufs aus dem natürlichen Ökosystem weiter angenähert. Der ursprüngliche Grund für den Bau von gegenwärtigen Fabriken war die Möglichkeit, eine große Anzahl von Maschinen mit einem Antriebssystem zu betreiben, weil diese energieliefernden Geräte kostspielig waren. Mit der Einführung der Computersteuerung und des Internets, die die Herstellung von individualisierten Produkten innerhalb flexibler Versorgungsnetze und On-Demand-Logistik ermöglichen, sinkt der Bedarf an zentralisierten Fabriken. Dies ändert die Art und Weise der Fabrikplanung und ermöglicht der biologischen Transformation in der Wertschöpfungskette Einzug zu finden. Ein Beispiel wie solch ein System biointelligent gestaltet werden kann und die Idee der Kreislaufwirtschaft im vollen Maß adaptiert, ist in Bild 4 dargestellt. [23], [8]

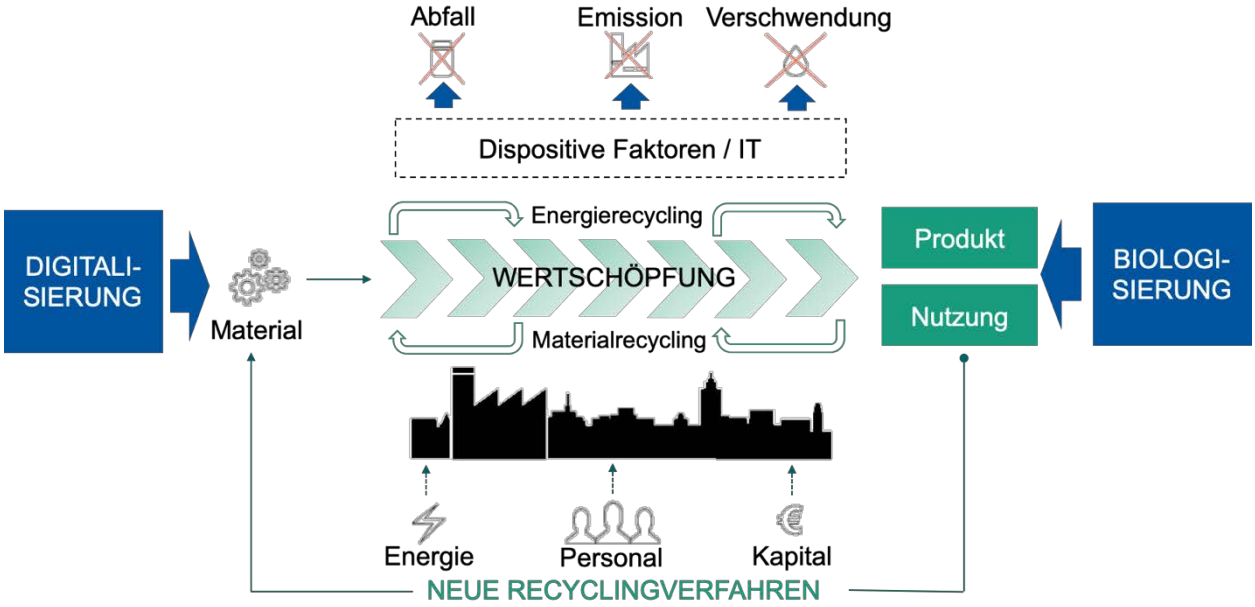


Bild 4: Produktion der Zukunft in der Ultraeffizienzfabrik [23]

Hier wird versucht, eine große Anzahl von möglichen Faktoren miteinander in Einklang zu bringen, um eine ressourcenschonende, energieeffiziente, und emissionsarme Produktion zu erreichen, in der eine Überproduktion vermieden und zudem die biologischen Bedürfnisse der Menschen berücksichtigt werden. Sauer beschreibt die Möglichkeit, dass in Zukunft durch die Verschmelzung von Nano- und Biotechnologie biologische oder biobasierte Materie mit technischen Komponenten kommunizieren. So können Industrie-4.0-fähige Fertigungstechnologien mit Recyclaten interagieren, dessen chemische Zusammensetzung unklar ist. Insgesamt entsteht eine Produktion, die in einem symbiotischen Verhältnis zu ihrer Umgebung ist. [23]

Abschließend lässt sich somit für den Anwendungsfall „Kreislaufwirtschaft“ der Leitsatz „Turning Data into Value“ wie folgt interpretieren: Angeregt durch die Nachhaltigkeitsziele der Politik werden die Produkte, Produktionsmittel, und -technologien so verändert („Data“), dass der Ressourcenverbrauch gesenkt und die Umwelt geschont wird („into Value“).

3.2 Vielfalt in der Produktion

Die Natur zeichnet sich zwar durch Vielfalt und Variation aus, jedoch basieren diese auf generischen Regeln, die die im Ökosystem vorhandenen Entitäten ohne externe Aufsicht regulieren. Diese Regeln müssen mithilfe der Informationstechnik mathematisch übersetzt werden und der Produktion verfügbar gemacht werden. Diese der Natur zugrundeliegenden Regeln werden im Folgenden immer weiter konkretisiert und in mathematischer Form auf die Produktion bezogen.

Für ein biointelligentes System, das sich selbst entwickeln und regulieren soll, ist die Robustheit dieses Systems eine wesentliche Charakteristik. Daher ist das übergeordnete Ziel robuste Produktionsstrukturen zu schaffen, um die Resilienz in der gesamten Wertschöpfungskette zu steigern. In der Biologie wird unter Robustheit eine Eigenschaft verstanden, die es einem System ermöglicht, seine Funktion gegen interne und externe Störungen aufrechtzuerhalten. Dies wird durch Fail-Safe-Mechanismen, einer Modularität sowie Entkopplung des Systems erreicht. Mit den Fail-Safe-Mechanismen werden Redundanzen erschaffen, die eine generell höhere Diversität und Heterogenität vorsehen und somit ausgefallene Komponenten leicht ersetzt werden können. Durch die Modularität können Störungen lokal gehalten werden, um Auswirkungen auf das Gesamtsystem zu minimieren und über die Entkopplung können Variationen auf niedriger Ebene von Funktionalitäten auf hoher Ebene isoliert werden. Diese Eigenschaften sind aktuell in den meisten Softwarearchitekturen grundsätzlich etabliert und umgesetzt. Für die Produktion ergeben sich deutlich komplexere Anforderungen, weshalb es zum einen schwierig ist, die Bedeutung von Diversität und Heterogenität zu definieren und zum anderen eine Umsetzung verschiedener Produktionsstrategien häufig weder ökonomisch noch technisch umsetzbar ist. Dies würde bedeuten, alle potenziellen Störeinflüsse vorab zu kennen und dementsprechend Lösungen zu implementieren. [8]

Daher muss mit adaptiven, selbstlernenden Algorithmen Abhilfe geschaffen werden, die die klassischen eingesetzten Methoden ersetzen sollen. Diese Algorithmen können sich an einem dem lebenden Organismus zugeschriebenem Prinzip bedienen, dem bekannten Trail & Error Verfahren. Bei diesem Verfahren werden solange zulässige Lösungsmöglichkeiten versucht, bis das gewünschte Resultat gefunden wurde. Ein bekannter Vertreter dieses Optimierungsproblems ist das Reinforcement-Learning. Es besteht aus einem Agenten, der mit seiner Umgebung in definierten Zeitschritten interagiert. An jedem Zeitschritt beobachtet der Agent seinen Zustand, führt basierend auf diesem eine Aktion aus, landet in einem Folgezustand und erhält dafür eine Belohnung. Dieser Vorgang wird fortgesetzt bis das gewünschte Ziel erreicht ist. In Bild 5 wird diese Idee auf ein in Zukunft mögliches Anwendungsfeld in der Produktion dargestellt. [13]

Zurzeit wird die Steuerung der Maschine in Abhängigkeit des auszuführenden Prozesses vorab fest definiert und implementiert. Dies erlaubt nur eingeschränkten Spielraum um auf potentiell auftretende Störsignale zu reagieren. Ein im Sinne der Natur nachhaltig besserer Ansatz wäre, wenn die Maschine basierend auf ihren eigenen Erfahrungen lernt und einer daraus resultierenden Steuerung den Prozess robust ausführt. Beispielsweise könnte in einem Drehprozess der kürzeste Schneidwerkzeugweg eigenständig gefunden und gleichzeitig die notwendigen Schneidparameter optimiert werden. So könnten aufgrund geringerer Fertigungszeiten die Produktionskosten enorm gesenkt werden. Vor allem jedoch ermöglichen die kontinuierlichen Erfahrungswerte des Systems auf Änderungen wie z.B. ein verschlissenes Werkzeug, direkt zu reagieren. [8], [19]

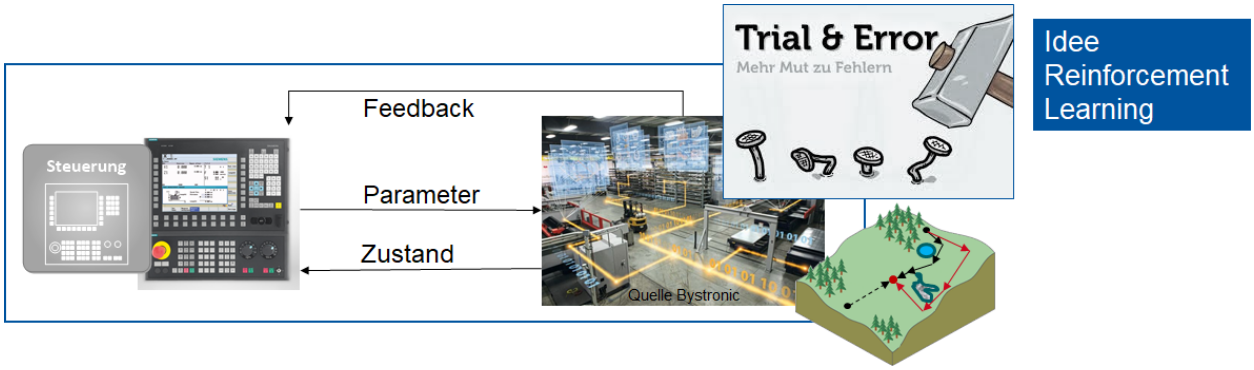


Bild 5: Anwendung eines adaptiven Algorithmus

In der Natur bergen Mutationen, die anfangs scheinbar keinen Nutzen haben oder sogar für das Überleben im vorhandenen Ökosystem hinderlich sind, ein großes Potenzial, da unter anderem durch diese Vielfalt erzeugt wird. In der Produktion auftretende Störungen können in gewisser Weise mit solchen Mutationen verglichen werden. Bislang werden Störungen ausschließlich als Beeinträchtigung angesehen, ohne deren Potenzial zu sehen. Denn sie bieten adaptiven Algorithmen die Chance auf ein sich veränderndes System zu reagieren und eine völlig neue Herangehensweise zu finden, die sich evtl. von der eines Menschen stark unterscheiden würde.

Dass sich die Natur einem limitierten generischen Regelwerk bedient, ist auch an den sich immer wiederholenden Kernbausteinen in den natürlichen Organismen zu erkennen. So besteht beispielsweise jeder Organismus aus DNA oder jeder Mensch aus der grundsätzlichen gleichen Physiologie. Diese Erkenntnis kann sich in den selbstlernenden Algorithmen zu Nutze gemacht werden. Folge ist, dass Entscheidungen nicht auf der offensichtlichen, sondern auf der zugrundeliegenden Struktur getroffen werden und dadurch robuster gegenüber Änderungen sind. Darüber hinaus kann durch identifizierte Kernbausteine des einen Prozesses eine Generalisierung auf andere Produktionsprozesse stattfinden. Vergleichbar zur DNA können hier allgemeingültige Regeln gefunden werden. Um für die bislang erarbeiteten Punkte ein besseres Verständnis zu bekommen, werden diese in Bild 6 anhand des Beispiels der Bliskfertigung verdeutlicht. Das Design einer Blisk wird durch eine große Vielzahl von Parametern bestimmt, die sich aus optimalen aerodynamischen und fertigungstechnischen Rahmenbedingungen ergeben und sich zudem gegenseitig beeinflussen. Somit ist die Wahl des idealen Parametersatzes die Lösung eines komplexen Optimierungsproblems, das mit zurzeit klassischen Verfahren nicht innerhalb kurzer Zeit effizient gelöst werden kann. Daher ist dieser Anwendungsfall ein gutes Beispiel für den Einsatz von biointelligenten Systemen. Die Parameter werden von biologisch inspirierten Algorithmen ausgewählt, die ihre Bewertung und anschließende Wahl an neuen Parametern anhand von identifizierten, zugrundeliegenden Kernbausteinen durchführen. Diese Bausteine können entweder bestimmte physikalische Strukturen in der Beschaffenheit der Blisk sein oder auch abstrakte mathematische Zusammenhänge, die für den Menschen nicht interpretierbar sind. Die so gefertigten Bliskbauteile erlauben nicht nur aufgrund der kürzeren Entwicklungszeit eine Kostenreduktion, sondern auch ein nachhaltigeres Handeln. Denn zum einen wird weniger Ausschuss produziert und zum anderen wird aufgrund des optimalen Bliskdesigns ein höherer Wirkungsgrad und damit ein geringerer Emissionsgrad im Endprodukt erreicht.

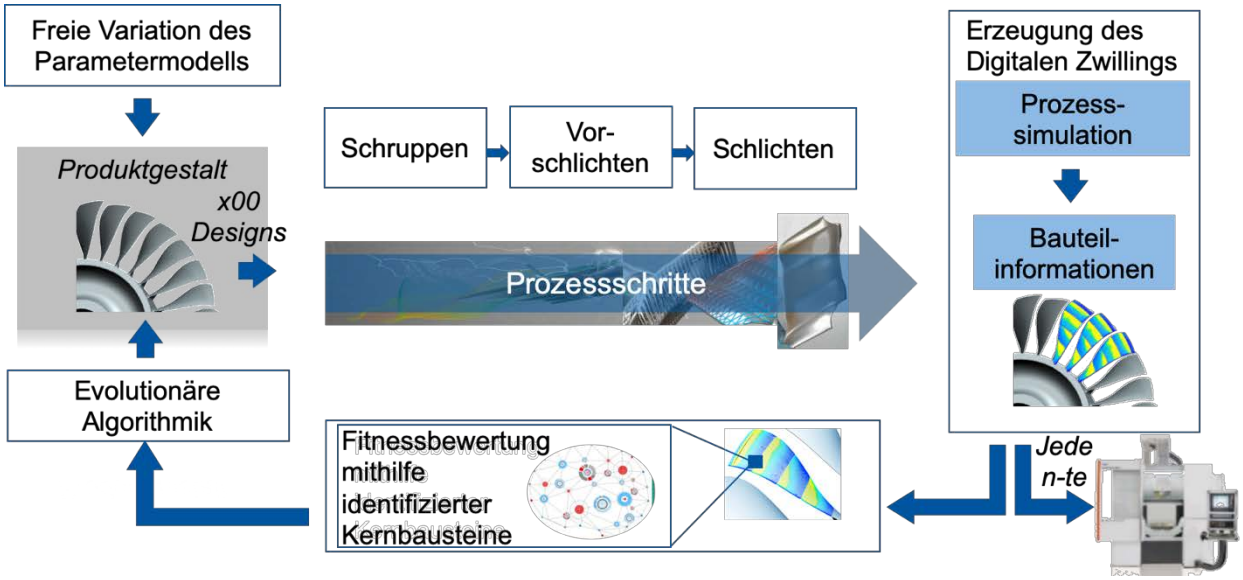


Bild 6: Effiziente Designphase in der Bliskfertigung mithilfe transferierter biologischer Ideen

Der Einsatz eines biointelligenten Systems verlangt zwingend nach einem digitalen Zwilling, in dem die (evolutions-) biologischen Vorgänge initiiert werden können. Dabei übernimmt der digitale Zwilling als Abbild der Planungsinformation die Funktion des Genotyps, dessen 'Fertigungs-Genpool' sich durch die Simulationsergebnisse und Algorithmenzyklen erweitert. Im Allgemeinen kann in der Produktion mit diesem digitalen Modell eine kostengünstige Rekonfiguration bestehender Produktionssysteme erzielt werden, die mit zunehmender Produktvielfalt und der Verkürzung der Produktlebenszyklen erforderlich wird. Es wird unterschieden zwischen dem digitalen Zwilling des Produkts, das die Simulation und Validierung von Produkteigenschaften in der Designphase ermöglicht (z.B. Blisk-Design), dem digitalen Zwilling der Produktion, der Maschinen und Anlagensteuerungen bis hin zu ganzen Fertigungsstraßen virtuell abbildet und dem digitalen Zwilling der Performance, mit dem die kontinuierlichen Zustandsdaten aus dem Betrieb verfolgt werden können. Folglich kann das digitale Modell selbst die Anforderungen und Statusinformationen der Wertschöpfungskette darstellen. Dadurch wird die Generierung von alternativen Lösungen möglich, um zu einem funktionsfähigen Produkt zu gelangen. Wird dieses mit der Idee eines digitalen Ökosystems verbunden, in der die Entitäten miteinander interagieren und sich selbst regulieren, ergeben sich neue Möglichkeiten und Systeme, die beliebig erweiterbar sind. [15], [16]

Dazu sind in Bild 7 zwei Beispiele aufgeführt. In einer Serienproduktion sind nicht immer alle Maschinen bei ihrer maximalen Auslastung, was sowohl aus ökonomischer als auch aus ökologischer Sicht kontraproduktiv ist, da Instandhaltungskosten dennoch aufgewendet werden müssen. Bereits heute können intelligente Ressourcenmangementprogramme in der Produktion Einsatz finden, die auf unterschiedliche Produktionsauslastungen, Produktionsausfälle oder situations- und auftragsbedingte Schwankungen reagieren und z.B. die Maschinenzuweisungen optimieren können. Dies ist jedoch nach der Definition der Biologie nicht robust, da die Entitäten nicht modular und entkoppelt voneinander sind. Genauso wie eine Einheit in einem Schwarm oder einer Kolonie sollten die Maschinen unabhängig voneinander sein und autonom in ihren Aktivitäten. Das Immunsystem besteht aus Millionen von Zellen, die effizient Variationen in der dynamischen Umgebung oder Abweichungen vom erwarteten Muster detektieren und bekämpfen. Eine biointelligente Maschine in einem

digitalen Ökosystem sollte sich dieser Fähigkeit bedienen, um eine resiliente Wertschöpfungskette zu gewährleisten. Insbesondere mit der steigenden Komplexität der Produkte ist dies zwingend notwendig, da Fehlfunktionen nicht ohne weiteres auf einzelne Teile oder Baugruppen zurückzuführen sind. [8], [11]

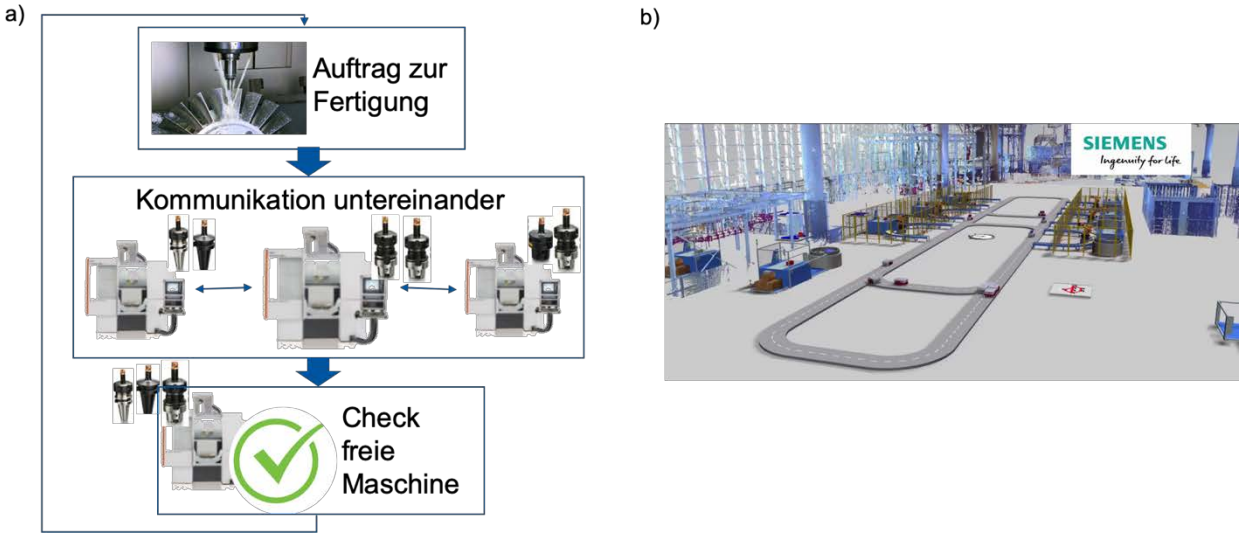


Bild 7: Ressourcenplanung mithilfe eines biointelligenten Systems

An dieser Stelle kann sich auch von dem klassischen Aufbau der heutigen stationären Maschine verabschiedet und von Grund auf neue Konzepte entwickelt werden, die für die Anwendung adaptiver, selbstlernender Algorithmen vorteilhafter sind. Nach Byrne ist es in Zukunft denkbar, dass die Werkzeugmaschine oder ein Schwarm von Werkzeugmaschinen durch das Produkt aufgerufen werden, so wie Bienen zu Pollen gezogen werden. Ein ähnlicher Nutzen kann durch den Einsatz von Roboterschwärmen verfolgt werden, die dezentralisiert Produkte zusammenbauen (vgl. Bild 7 b). Mithilfe von Verteilungsalgorithmen, die auf der Arbeitsweise von Ameisen basieren, könnte die gemeinsame Arbeit in Abhängigkeit der Verfügbarkeit und Nachfrage an einem Produkt durchgeführt werden. Unterstützend kann dabei auch die Idee von Aktivator-Inhabitor System aus der Natur sein, um eine robuste dezentrale Steuerung der Entitäten umzusetzen. Dies könnte die Notwendigkeit von Montagelinien für bestimmte Montagevorgänge überflüssig machen. [8], [11]

Wird zudem von einem biointelligenten System ausgegangen, wie es in Kapitel 2 beschrieben wird, kann durch eine Kommunikation zwischen Produkt und Entität (Maschine, Roboter, Werkzeug) eine zusätzliche Variabilität geschaffen werden. [22], [8]

Abschließend lässt sich somit für den Anwendungsfall „Abweichung ist Potenzial“ der Leitsatz „Turning Data into Value“ wie folgt interpretieren: Die auftretende Variation („Turning“) kann mittels der Produktions- und Prozessdaten, die über den digitalen Zwilling virtuell nutzbar gemacht werden, („Data“), in ein besseres Prozessverständnis („into Value“) übersetzt werden, um eine biointelligente Wertschöpfungskette zu erzielen.

3.3 Konvergenz Mensch Maschine

Bislang existierte immer eine klare Grenze zwischen Natur und Technik. Im Gegensatz zu lebenden Systemen besitzen Maschinen keine selbstreplizierenden und selbsterhaltenden Fähigkeiten, sondern müssen von Menschen produziert werden und verlangen nach menschlicher Überwachung und Steuerung. der biologischen Transformation verschwimmen diese Grenzen stetig, sodass von einer Konvergenz zwischen Mensch und Maschine gesprochen werden kann (vgl. Bild 8). [13]

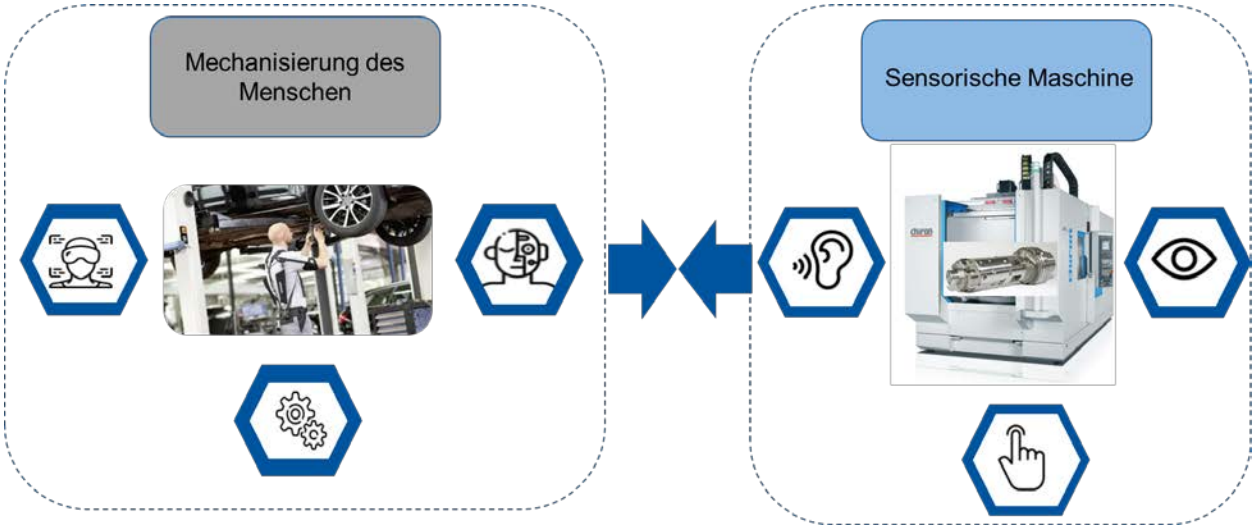


Bild 8: Konvergenz Maschine Mensch

Der Mensch wird stückweise mechanisiert, um Qualität und Produktivität sowie das Wohlergehen des Menschen zu steigern. Zurzeit bekannte Beispiele sind das Exoskelett, die Brain-Computer-Schnittstellen und die AR-Technik, die teilweise bereits Einzug in die Produktion gefunden haben. Exoskelette dienen als externes Skelett und unterstützen die Körperbewegung des Menschen. Zukünftig können diese Arbeiter in der Produktion bei ihren täglichen Aufgaben helfen und entlasten. So kann präventiv die ergonomische Arbeitssituation der Arbeiter verbessert und die Ausfalltage durch Muskel-Skelett-Erkrankungen (MSD) reduziert werden. Des Weiteren ist die Arbeit mit einem Exoskelett intuitiver und damit in einer kürzeren Zeitspanne erledigt als beispielsweise die mit einer teuren mobilen Hebehilfe, sodass eine verbesserte Produktivität und vor allem Flexibilität in bestimmten Teilprozessen der Fertigung möglich wird. In gewisser Weise steht der Einsatz von Menschen in der Produktion im Widerspruch zu einer autonomen von Algorithmen gesteuerten Produktion, die im vorherigen Kapitel thematisiert wurde. Allerdings ist der (mechanisierte) Mensch für die bereits angesprochene Flexibilität und die schwer zu automatisierende Massenanpassung, die zunehmend aus manuellen Prozessen bestehen wird, sehr wichtig. Demnach erhöht dies die Variantenvielfalt, die für eine konsequente Wettbewerbsfähigkeit für zukünftige Megatrends notwendig ist. [1], [17]

Brain-Computer-Schnittstellen (BCIs) sind Geräte, die sowohl Signale vom Nervensystem aufzeichnen als auch Eingaben unmittelbar an das Nervensystem übermitteln und das Gehirn transkraniell stimulieren. Diese übersetzen mittels maschineller Lerntechniken die Absichten des Benutzers in Ausgaben oder Handlungen, indem sie entweder dem Operator einen Stimulus präsentieren und auf seine Antwort warten oder die kognitive Aktivität des Operators kontinuierlich überwachen und entsprechend reagieren. Werden die entsprechenden Signale an eine Maschine gesendet, ermöglichen BCIs eine direkte Kommunikation zwischen Gehirn und Maschine, unabhängig von den körperlichen Fähigkeiten des Benutzers, und stellen somit eine neue Technik dar, die menschlichen Fähigkeiten zu erweitern. Diese Technik findet Anwendung in zahlreichen Bereichen wie z.B. der Neuroergonomie, der Kommunikation und Kontrolle, der Bildung und Selbstregulation sowie im Bereich des Spiel- und Unterhaltungssektors. In der Produktion ist ein vielseitiger Einsatz denkbar, der von der direkten Bedienung der Maschine bis hin zur Steigerung der Gehirnleistung der Arbeiter geht. [2] [18]

In Zukunft soll damit eine leichtere Interaktion mit dem Produktionssystem möglich sein. Kognitive Benutzerschnittstellen wie Augmented Reality sind weitere Möglichkeiten dieses Ziel zu erreichen und sind bereits in vielen Industrie- und Forschungsprojekten vertreten. Der Arbeiter der Zukunft wird zu einem aktiven Part der sich mehr und mehr transformierenden Produktion. [8]

Grundsätzlich neu ist der Gedankengang der beschriebenen Konvergenz nicht, da bereits Wieners Kybernetik Ansatz explizit versucht, die Kommunikation und Kontrolle in Lebewesen und Maschinen auf die gleiche Ebene abstrakter Mechanismen zu stellen. In diesem Zusammenhang definiert der Kybernetiker Georg Klaus die Maschine als „*jedes Gerät, jede Vorrichtung, jedes […] System, das einen bestimmten Input (bzw. bestimmte Typen von Inputs) zu einem bestimmten Output (bzw. bestimmten Typen von Outputs) verarbeitet. Unter diesem Gesichtspunkt ist jede Maschine identisch mit dem materiellen Modell einer bestimmten Transformation. Diese Verallgemeinerung des klassischen Maschinenbegriffs ist notwendig, wenn stoffbearbeitende und –verarbeitende Maschinen, Maschinen zur Gewinnung bestimmter Energieformen aus anderen Energieformen sowie Maschinen zur Erzeugung, Übertragung, Speicherung von Information unter einen Oberbegriff gebracht werden sollen*“ [20]. [13]

Demnach ist nicht das Material oder deren Eigenschaften, sondern die übergreifende Organisationsform, in der die Funktionalität der Maschine eingebettet ist, von Bedeutung. Mit dieser Herangehensweise kann ein erstes Verständnis einer sensorischen Maschine erzeugt werden. Die Fähigkeit der Adaption wird erreicht, indem die Sinne und physionomischen Eigenschaften des Menschen über entsprechende Sensorik adaptiert wird. Dazu wird in Bild 9 Sensorik im Kontext der Werkzeugmaschine auf unterschiedlichen Abstraktionsleveln dargestellt. [13]

Bild 9: Wahrnehmung durch integrierte Sensorik: "Sensorische Maschine"

Die Verwendung eines Encoders zur Positionsregulierung ist mehr als Standard und auch der intelligente Werkzeugkopf etabliert sich immer breiter in der Produktion. Woran zurzeit aktiv geforscht wird, ist die nachträgliche Integration -ganz im Sinne einer Retrofit-Lösung- von einzelnen Sensoren (z.B. Mikrofon, AE-Sensor, Vibrationssensor). Diese geben zusammen mit modernen Algorithmen zusätzliche Informationen über den Zustand der Maschine. Mit weiterem Fortschritt innerhalb der Biotechnologie sind neue Konzepte von Biosensoren denkbar, die zukünftig auch Teil der Maschinenmaterialien werden können.

Die Konvergenz von Mensch und Maschine treffen bei der Idee des Dataismus aufeinander, der die Grenzen zwischen Menschen und Maschinen einreißt. Aus dataistischer Sicht ist die menschliche Spezies ein einziges Datenverarbeitungssystem. Demnach nimmt der Dataismus gegenüber der Menschheit eine streng funktionale Haltung ein und bemisst den Wert menschlicher Erfahrungen alleine nach ihrer Funktion in den Datenverarbeitungsmechanismen. Menschen sind Mikrochips und die Geschichte ein Prozess, der der Effizienzsteigerung des Systems dient. Dies wird gesteuert über die Zahl und Vielfalt der Prozessoren, die Anzahl deren Verbindung untereinander sowie der Bewegungsfreiheit an bereits bestehenden Verbindungen. Wird diese Vorstellung wiederum auf die Maschine bezogen, kann der zurzeit unflexible und starre Hardwareteil der Maschine durch die biologische Maschine aufgelöst werden. Dabei wird die Entstehung und Wiederauflösung der Maschine selbst Teil des Rechenprozesses und kann in gewisser Weise aktiv gesteuert werden. [21]

Abschließend lässt sich somit für den Anwendungsfall „Konvergenz Mensch Maschine“ der Leitsatz „Turning Data into Value“ wie folgt interpretieren: Durch die gegenseitige Inspiration („Turning“) können völlig neue Prozessdaten („Data“) zu einer Steigerung der Produktivität, Flexibilität sowie Qualität („into Value“) führen.

4 Blick in die Zukunft

Das Herzstück der biologischen Transformation der industriellen Wertschöpfungskette ist die Entwicklung von neuen Produktionstechnologien und –prozessen. Durch die Verschmelzung von Technik, Bio- und Informationstechnologie wird der Grundstein für neue Disziplinen und dem damit verbundenen notwendigen Umdenkprozess für eine nachhaltige Zukunft gelegt. Dies bietet der deutschen Industrie großes Potenzial für Innovationen, die nicht nur in der Technik, sondern auch in Wirtschaft und Politik Einzug finden. Derzeit ist Deutschland aufgrund vergleichsweise restriktiver Gesetzgebung und dem eingeschränkten Zugang zu Risikokapital insbesondere in den Bio- und Informationstechnologien nicht führend. Durch die biologische Transformation kann der Vorsprung, der beispielsweise die USA oder China in diesen Technologien besitzen, aufgeholt und ausgebaut werden. [1], [3]

Die Produktionslandschaft von morgen kann von selbstlernenden Algorithmen und autonomen Systemen geprägt sein, die sich zu einer biointelligenten Wertschöpfung zusammenschließen. Diese führt nicht nur zu einer höheren technischen Qualität der Produkte, sondern auch zu einem nachhaltigeren Schutz der Umwelt sowie der Verbesserung menschlicher Bedürfnisse. So werden körperliche und geistige Entlastungsmöglichkeiten wie z.B. Exoskelette zu Standards und reduzieren die durchschnittliche Arbeitsbelastung der Mitarbeiter mit signifikantem Benefit auf ihr Gesundheitssystem. Potenziell weitere für die biologische Transformation wichtige Technologien und deren mögliche Einführung wird im Gartner-Hype-Zyklus in Bild 10 sichtbar.

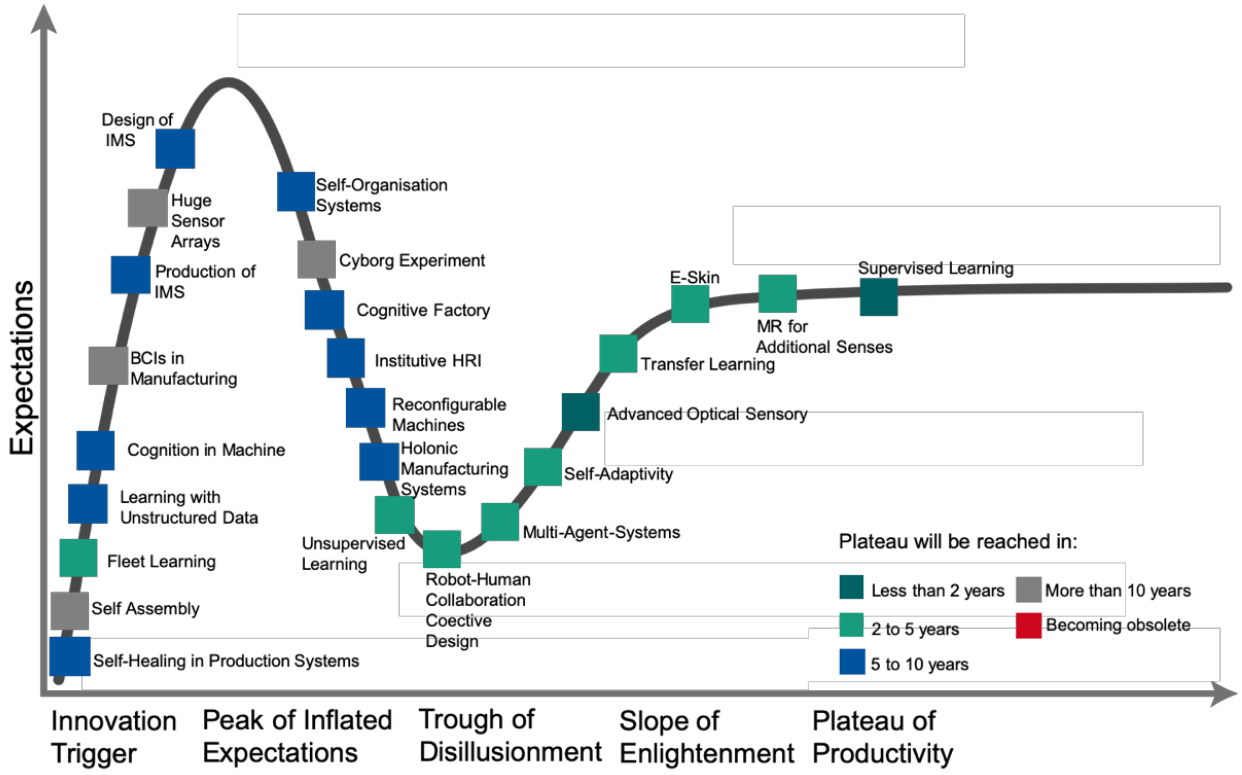


Bild 10: Gartner Hype Zyklus für potenzielle Technologien der biologischen Transformation [8]

Für eine effiziente Entwicklung und Umsetzung der Technologien muss ein Wissenstransfer zwischen den unterschiedlichen Forschungsdisziplinen stattfinden. Daher muss der Open-Source Gedanke, der sich im Software Segment gebildet und etabliert hat, auch in der Produktion Einzug finden. Dies erleichtert die Definition von Standardisierungen, die in einer komplexen, dynamischen Umgebung notwendig sind, um Mehrdeutigkeiten zu vermeiden. Dabei sollen diese Standards nicht als fixe Gebilde angesehen werden, sondern offen sein für Änderungen und Überarbeitungen. [1], [8]

Die Realisierung neuer Technologien birgt gleichzeitig auch immer die Chance innovativer Geschäftsmodelle, die zukünftig unter ökonomischen und ökologischen Aspekten entwickelt werden sollten. Durch Maßnahmen der Politik wie z.B. Subventionierungen oder Besteuerungen können diese unterstützt werden und die Start-up Kultur in Deutschland fördern. So kann sich beispielweise an der Idee des Car-Sharing orientiert und in Form einer Sharing Economy in die Produktion integriert werden, in der je nach Auslastungsgrad teure Werkzeuge oder Maschinen verliehen bzw. gemietet werden können. Dabei ist dieses Geschäftsmodell für beide Parteien profitabel, da die eine mit zwischenzeitlich ungenutzten Ressourcen dennoch einen Gewinn erzielen kann und die andere sich die Anschaffungskosten erspart. Aufgrund effizienterer Ressourcennutzung kann zudem ein Beitrag zur Nachhaltigkeit geschaffen werden. [1], [3]

Politik und Wirtschaft stehen in der Verantwortung eine Akzeptanz der biologischen Transformation in der Bevölkerung zu schaffen. Diese geht mit der Angst vor sich ändernden Arbeitsbedingungen und dem möglichen Kontrollverlust der Produktionsprozesse einher. Insbesondere mit der postulierten Konvergenz ergeben sich ethische Fragestellungen, die offen kommuniziert und diskutiert werden müssen. Werden sicherheitskritische Komponenten auf Basis von autonomen, selbstlernenden Algorithmen produziert, entsteht zwangläufig ein größeres Maß an Unsicherheit. Die

Gewährleistung einer hohen Qualität dieser Produkte ist jedoch zwingend notwendig, weshalb über neue Konzepte der Qualitätssicherung nachgedacht werden muss. Die Realisierung eines biointelligenten Produktionssystems verlangt allerdings nach einem gewissen Grad an Unsicherheit, da sich die Natur auch nicht durch einen klaren Determinismus auszeichnet, sondern durch die Interaktion der Gene mit ihrer Umwelt. Demnach stellen sich zahlreiche technische, ethische und soziale Fragestellungen, die zu klären bleiben. Insgesamt benötigt die biologische Transformation derzeit enorme politische Unterstützung, um deren Vorteile und Potenziale vollständig nutzen zu können. [1]

Literatur

[1] Miehe, R.; Bauernhansl, T.; Beckett, M.; Brecher, C.: The biological transformation of industrial manufacturing. Technologies, status and scenarios for a sustainable future of the German manufacturing industry. In: Journal of Manufacturing Systems. 54. Jg., 2020, Januar, S. 50-61.

[2] Miehe, R.; Bauernhansl, T.; Schwarz, O.; Traube, A.: The biological transformation of the manufacturing industry. Envisioning biointelligent value adding. In: Procedia CIRP. 72. Jg., 2018, S. 739-743.

[3] Kompetenzzentrum Biointelligenz: Die biointelligente Wertschöpfung. White Paper des Kompetenzzentrums Biointelligenz. URL: https://www.iao.fraunhofer.de/images/iao-news/bio-intelligenz.pdf [Stand: 27.02.2020].

[4] Ministerium für Innovation, Wissenschaft und Forschung des Landes Nordrhein-Westfalen: Forschungsstrategie. Fortschritt NRW. Forschung und Innovation für nachhaltige Entwicklung 2013 – 2020. Düsseldorf, 2013.

[5] Schwarz, O.: OPTIMIEREN STATT MAXIMIEREN – DER ABSCHIED VOM LINEAREN DENKEN. In: Fraunhofer-Gesellschaft (Hrsg.): Biologische Transformation und Bioökonomie. München, 2018, S. 22-23. URL: https://www.fraunhofer.de/content/dam/zv/de/forschung/artikel/2018/Biologische-Transformation/Whitepaper-Biologische-Transformation-und-Bio-Oekonomie.pdf [Stand: 25.02.2020].

[6] Marzi, T.; Knappertsbusch, V.; Marzi, A., Naumann, S.; Deerberg, G.; Eckhard, W.: Fragen zu einer biologischen Technik. Oberhausen: Karl Maria Laufen, 2018.

[7] Harari, Y. N.: „Das System ist erstarrt“. URL: https://www.handelsblatt.com/arts_und_style/kunstmarkt/yuval-noah-harari-intelligente-technologie/20461518-4.html?ticket=ST-5752688-uY3lMllbeqNI4ETZ2B4Y-ap5 [Stand: 27.02.2020].

[8] Byrne, G.; Dimitrov, D.; Monostori, L.: Biologicalisation: Biological transformation in manufacturing. In: CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology. 21. Jg., 2018, Mai, S. 1-32.

[9] Russel, S.: Künstliche Intelligenz. Ein moderner Ansatz. 3., aktualisierte Auflage. München: Pearson, 2012.

[10] Biotechnologie.de: Was ist Biotechnologie?. URL: https://biotechnologie.de/knowledge_base_articles/1-was-ist-biotechnologie [Stand: 02.03.2020].

[11] Dressler, F.; Akan, O.; Marzi, A.: A survey on bio-inspired networking. In: Computer Networks. 54. Jg., 2010, Nr. 6, S. 881-900.

[12] Europäisches Parlament: Kreislaufwirtschaft. Definition und Vorteile, URL: https://www.europarl.europa.eu/news/de/headlines/economy/20151201STO05603/kreislaufwirtschaft-definition-und-vorteile [Stand: 03.03.2020].

[13] Trogemann, G.: Synthese von Maschine und Biologie. Organische Maschine und die Mechanisierung des Lebens. In: Gramelsberger, G.; Bexte, P.; Kogge, W. (Hrsg.): Synthesis. Zur Konjunktur eines philosophischen Begriffs in Wissenschaft und Technik. Bielefeld: transcript, 2013, S. 171-197.

[14] Sutton, R.; Barto, A.: Reinforcement Learning: An Introduction. Second edition. Cambridge: MIT Press, 2018.

[15] Talkhestani, B.; Schlögl, W.; Weyrich, M.: Synchronisierung von digitalen Modellen. Anwendung einer Ankerpunktmethode für Fertigungszellen. In: atp magazin. 59. Jg., 2017, Nr. 07-08, S. 62-69.

[16] Siemens: Digitalisierung in der Industrie. Zwillinge mit Potenzial, URL: https://new.siemens.com/global/de/unternehmen/stories/industrie/der-digitale-zwilling.html [Stand: 4.03.2020].

[17] Dahmen, C.; Wöllecke, F., Constantinescu, C.: Challenges and Possible Solutions for Enhancing the Workplaces of the Future by Integrating Smart and Adaptive Exoskeletons. In: Procedia CIRP. 67. Jg., 2018, S. 268–273.

[18] Yang, G.-Z.; Bellingham, J.; Dupont, P. E.; Fischer, P.; Floridi, L.; Full, R.; Jacobstein, N.; Kumar, V.; McNutt, M.; Merrifield, R.; Nelson, B. J.; Scassellati, B.; Taddeo, M.; Taylor, R.; Veloso, M.; Wang, Z. L.; Wood, R.: The grand challenges of Science Robotics. In: Science Robotics. 3. Jg., 2018, Nr. 14. DOI: 10.1126/scirobotics.aar7650.

[19] Chou, Y.-C.; Cao, H.; Cheng, H. H.: A bio-inspired mobile agent-based integrated system for flexible autonomic job shop scheduling. In: Journal of Manufacturing Systems. 32. Jg., 2013, Nr. 4, S. 752-763.

[20] Klaus, G.: Wörterbuch der Kybernetik. Bd. 1. Frankfurt a.M.: Fischer,1971.

[21] Harai, Y.: Homo Deus. Eine Geschichte von Morgen. 11. Aufl. München: C.H. Beck, 2017.

[22] Liggesmeyer, P.; Dörr, J.: KOMPLEXITÄT UND GLEICHGEWICHT – DIGITALE ÖKOSYSTEME. In: Biologische Transformation und Bioökonomie. München, 2018, S.18-19.
URL:https://www.fraunhofer.de/content/dam/zv/de/forschung/artikel/2018/Biologische-Transformation/Whitepaper-Biologische-Transformation-und-Bio-Oekonomie.pdf [Stand: 25.02.2020].

[23] Sauer, A.; Miehe, R.: ULTRAEFFIZIENTE PRODUKTION IN DER FABRIK DER ZUKUNFT. In: Biologische Transformation und Bioökonomie. München, 2018, S.20-21.
URL:https://www.fraunhofer.de/content/dam/zv/de/forschung/artikel/2018/Biologische-Transformation/Whitepaper-Biologische-Transformation-und-Bio-Oekonomie.pdf [Stand: 25.02.2020].

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 2.2:

Prof. Dr.-Ing. Christian Brecher, WZL der RWTH Aachen und Fraunhofer IPT
Dr.-Ing. Alexander Broos, VDW, Frankfurt am Main
Bernd Essig, Mapal, Aalen
Prof. Dr. Boris Hofmann, Aesculap, Tuttlingen
Dr.-Ing. Guilherme Mallmann, Blum-Novotest, Willich
Dr.-Ing. Thomas Muecke, Siemens, Stuttgart
Dr.-Ing. Marcus Queins, Starrag, Mönchengladbach
Dr.-Ing. Martin Streichfuss, Roland Berger, Düsseldorf
Armin Tavakolian, Fraunhofer IPT, Aachen
Daniel Zontar, Fraunhofer IPT, Aachen

2.3 Future Assembly with Distributed Sensor Services

R. H. Schmitt, D. Eickhorst, F. Flöter, P. L. Freeman, N. Hanke, G. Hüttemann, M. Korte, B. Montavon, T. Prefi, J. Sachs, B. Strujik

Table of Contents

1 Introduction and Motivation 160

2 Line-less Mobile Assembly Systems 162
2.1 Evolution of Changeable Production Systems in Industrial Assembly....162
2.2 Considered Industrial Requirements 163
2.3 Core Principles of Line-less Mobile Assembly Systems 164

3 Emerging Key Enabling Technologies for Future Assembly....166
3.1 Mobile Manipulators 166
3.2 Ubiquitous Metrology and Sensors 167
3.3 Communication Technologies and Computing Platforms....168

4 Distributed Sensor Services and Functional Value Models 168
4.1 Introduction to Distributed Sensor Services 169
4.2 Role of Industrial Communication Protocols....169
4.3 Functional Value Models enabling Technology-Agnostic Interoperability....170

5 Semantic and Communication-Aware System Architecture 173
5.1 Five-Layer-Model for Resilient System Implementation 173
5.2 Incorporation of Communication Requirements 175

6 Industrial Applications and Economic Benefit....176
6.1 Use Case: Mobile Robotic Platforms in Aerospace Automation....176
6.2 Use Case: Line-less Automotive Assembly....178
6.3 Use-Case: Metrology and Robotics....179

7 Conclusion and Outlook 180

Kurzfassung

Verteilte Sensorinformationsdienste für die adaptiv automatisierte Montage

Mit *Line-less Mobile Assembly Systems* wird ein neuartiges Paradigma für die Montage großer, hochwertiger Produkte mit einem hohen Automatisierungs- und Rückverfolgungsgrad ab Losgröße 1 vorgestellt. Der kosteneffiziente und nachhaltige Einsatz kapazitätsbegrenzter Automationsressourcen sowie die kontinuierliche Verfügbarkeit und Analyse von In-Prozess-Daten für (teil-)automatisierte model- und wissensbasierte Entscheidungen tragen zu einer Erhöhung der Resilienz der Produktion bei.

Der Einsatz mobiler, standardisierter Automatisierungsressourcen in Verbindung mit einer uneingeschränkten und dynamischen Prozessplanung führt zur Auflösung fester Fabriklayouts mit Fixpunkt-basierter Automatisierung. Für dieses Szenario ist eine modellbasierte Systemsteuerung unerlässlich, welche wiederum detaillierte Modelle aufbauend auf rückführbaren Echtzeitinformationen erfordert. Die Informationsbereitstellung erfolgt durch *verteilte Sensordienste*, welche den erforderlichen allgegenwärtig verfügbaren messtechnischen Bezugsrahmen und die Infrastruktur bereitstellen. Eine serviceorientierte Architektur und entsprechende Sensormodelle ermöglichen die physikalische Verteilung heterogener Sensoren, verschiedene Schnittstellen und die flexible Nutzung von Rechenleistung auf unterschiedlicher Hardware.

Mit dem Mobilfunkstandard 5G steht seit kurzem eine Schlüsseltechnologie für datenintensive Industrieumgebungen mit mobilen Ressourcen zur Verfügung und motiviert so neuartige Montagesysteme für, u.a. die Automobil- und Luftfahrtindustrie.

Abstract

Future Assembly with Distributed Sensor Services

Line-less Mobile Assembly Systems are a novel paradigm addressing the production of large, high-value components with a high degree of automation and traceability at lot sizes as small as 1. This ambition is supported by a more cost-efficient and sustainable use of capacity-limited assembly resources as well as an increasing awareness for in-process data availability, analysis and continuity enabling (semi-)automated model- and knowledge-driven decisions, eventually contributing to more resilient production systems.

Deploying mobile, standardized automation resources in conjunction with unrestricted and dynamic process planning resolves fixed shop floor layouts with monument based automation. For this scenario, model-based system control is mandatory for reliable and resilient processes, which in turns demands elaborated models evaluable with traceable real-time information. *Distributed Sensor Services* complement this demand constituting a ubiquitously available metrology-based reference frame and infrastructure. The service-oriented architecture and sensor models allow for physical distribution and heterogeneity of sensors, diverse network and persistence interfaces and flexible utilization of computational capabilities on different hardware.

With 5G a key enabling technology for data-intensive industrial environments with numerous mobile resources has recently become available, motivating the presented concept and prototype of future assembly systems for, among others, automotive and aerospace use-cases.

1 Introduction and Motivation

Mass customization and personalized production are the mantra of today's manufacturing placing high demands on flexibility for producing companies [1, 2]. Megatrends such as digitalization, environmental consciousness, and increased regional individualization result in enhanced customer requirements, shorter product life-cycles, smaller batch sizes, and increased market uncertainty. Cost pressure continually increases due to emerging competitors from low-wage countries. Accordingly, manufacturing in high-wage countries is driven by a desire to increase automation and its resiliency even in low volume scenarios and for complex products.

Within the manufacturing domain, assembly is the business unit that is the most affected by the challenges mentioned above [3, 4]. Depending on the product type, assembly accounts for up to 50% of production time and 20% of production cost. In the automotive industry, up to 20 to 70% of direct labor cost is spent on assembly [5]. Complexity in industrial assembly is caused by product design, e.g. the total number of product variants, number of individual parts, functional dependencies, product size, and tolerances, as well as the plethora of possible assembly operations with an equally large amount of suitable equipment and tools. Contrary to machining, the sequence of operations in assembly is often less predetermined by product design, allowing the rearrangement of the assembly sequence to optimize the production line regarding throughput or utilization. This potential becomes especially apparent for large, complex products whose assembly operations are primarily manual.

Fixed material flows through spatially fixed assembly stations characterize most assembly systems to date. Product transfer systems are designed in such a way that the sequence of operations cannot be altered without substantial reconfiguration effort, resulting in rigid links regarding both spatial and temporal aspects [6]. Assembly stations, especially in the case of automation, are equipped for only few or even single processes and lack universality. Their setup and configuration for each process, as well as product configuration, takes significant time and effort. It limits the overall flexibility, as automated assembly equipment cannot be used to execute other processes for line balancing.

As an example, the assembly of primary major aerospace components such as wing or fuselage structures is done through riveting using purpose-built automation solutions that require extensive setup and high investments. Most other assembly processes, both outside and inside the structures, are done manually by highly trained operators. Automation challenges not only result from small lot sizes but often from factors including complex setup, adaptiveness, and utilization of single-purpose resources. Consequently, current automation and assembly system design is limiting for product design due to high reconfiguration efforts. Additional complexity arises from instabilities in manufacturing processes for small lot sizes. These result in physical deviations due to manufacturing tolerances, requiring on the fly adjustments of assembly processes. While tolerance narrowing is a widely deployed mitigation strategy, it is also a substantial cost driver. From an operations point of view, instabilities cause further complexity, as process times may differ significantly, making production line balancing a challenge. Adaptive process chains capable of taking these deviations into account would allow for a significant cost reduction. Furthermore, high-value complex products in assembly and also in maintenance, repair, and overhaul (MRO) require first-time-right approaches due to safety considerations and thereby traceability and documentation requirements.

Figure 1: Left: Manual disassembly of a jet engine for overhaul, © Lufthansa Technik AG, Right: Typical assembly line in aerospace, © The Boeing Company

Figure 1 shows a step of the complex, manual disassembly of a jet engine for overhaul, which involves functional testing of all critical components with a work scope changing individually per engine depending on the respective state. In total, these considerations illustrate the potential benefit of an increased automation level beyond the scope of immediate cost reduction.

Adaptiveness from an automation point of view requires the ability to detect the current process state and to determine the next operations and their parameters autonomously. From an organizational point of view, increased flexibility for resource assignment and spatial as well as temporal restrictions is required. Hence, conventional approaches to assembly organization and automation based on single-purpose machines, fixed station resources, and locations, and predetermined assembly sequences are not affordable.

This contribution introduces *Line-less Mobile Assembly Systems* (LMAS) as a novel paradigm for the industrial assembly of large, high-value components down to lot size 1 and its technological foundations. Its technical materialization is considered to be enabled by the emergence of key enabling technologies in the fields of metrology, mobile robotics, scalable computing and wireless communication technologies. LMAS aim at enabling automation in complex assembly systems, as found in automotive and aerospace final assembly lines or MRO, with economic viability compared to state-of-the-art approaches with high participation of human operators.

While automation has been a substantial part of previous industrial revolutions (cf. Computer Integrated Manufacturing - CIM), in aforementioned systems it faces the challenge of lacking repeatability. Volatility in products, processes and assembly systems require to extend the scope of automation to autonomous identification and adaption of the traditionally automated applications, endorsing the vision of *Automation of Automation.* Inevitably, the adhering control loops require an elevated amount of information and appropriate models of relevant system entities to maintain stable operation within the envisaged volatility which is even increased by the LMAS approach. Therewith LMAS can be classified as an implementation of cyber-physical production systems, implying that the ubiquitous availability of sensor information is mandatory to synchronize real systems and virtual models. Technically, interoperability, available communication means, system architecture, data integrity, available computing capabilities and implementation feasibility must be considered. Physically, the measurement data acquired by heterogeneous systems in their respective local context must be aggregated in a global scope and made interpretable by the virtual models.

These requirements accumulate in the presented concept of *Distributed Sensor Services*, which constitute a virtual reference frame taking over process stabilizing characteristics from predetermined physical synchronization. Referring to LMAS, this prospect is illustrated in Large-Scale coordinate measuring instruments and distributed environment sensors replacing fixed spatial monuments and environmental stabilization.

2 Line-less Mobile Assembly Systems

Line-less Mobile Assembly Systems are the next step in the continuous evolution of production systems from dedicated manufacturing lines to line-less assembly systems. This chapter provides an overview on production system paradigms, reviews industrial requirements, and provides an in-depth explanation of LMAS.

2.1 Evolution of Changeable Production Systems in Industrial Assembly

Today's production system design focuses on the concepts of changeability, flexibility, and reconfigurability. *Changeability* is defined as "characteristics to accomplish early and foresighted adjustments of the factory's structures and processes on all levels to change impulses economically" [7]. It is enabled through changeability capabilities, which comprise means i.a. universality, scalability, modularity, mobility, and compatibility [8, 9]. *Flexibility* refers to a manufacturing system's ability to change its capabilities without changing its configuration. *Reconfigurability* refers to a manufacturing system's ability to change its behavior by changing its configuration. Since the 19th century and with increasing digitalization, production system design has evolved from dedicated manufacturing lines (DML).

Flexible Manufacturing Systems (FMS), introduced in the 1980s, allow the manufacturing of a variety of part types. They offer built-in flexibility, permitting process adaptations, and, partially, production volume adjustment within pre-defined boundaries without physical changes to the system [10, 11]. FMS link several flexible CNC machining centers through an automated transport system for product or pallet transport between operations. The machine selection is based on requirements from a large product portfolio, to include as many parts as possible. A central automated managing system controls material and tool flow [4, 12]. Typical FMS configurations provide different routes for each product, by utilizing a central transport system that allows transport between two arbitrary locations (c.f. Figure 2, left). FMS have very high product flexibility, but, due to their universal nature, lack efficiency.

Reconfigurable Manufacturing Systems (RMS) combine the high throughput of DML (use of dedicated machines) and the flexibility of FMS (use of routing flexibility). RMS configurations are designed with ease of change in structure, hardware, and software in mind to adjust production capacity and functionality. They are designed for product families to allow for more specialized equipment. Similar to FMS, RMS include several redundant single-purpose and flexible manufacturing machines, transport systems, robots, fixtures, tools, buffers, and control systems [13–15]. Reconfiguration results from adding, removing, or modifying single components or entire branches and can be made repeatedly and cost-effectively during operation. The configuration, i.e. the degree of cross-link between machines, determines the degree of adaptiveness of an RMS. In practice, RMS are often separated into cells with multiple, identical machines that are connected by a backbone using gantry style transport systems (c.f. Figure 2, center). Compared to FMS, efficiency and scalability of RMS are higher, while product flexibility is reduced.

Recently, the concept of Line-less Assembly Systems (LAS), based on the adaptation of RMS principles to assembly systems, has gained popularity. Its governing principle is to

resolve spatial and temporal constraints in material flow to achieve maximum routing flexibility. Within LAS, individual work stations become independent from a central cycle time. Workstations have fixed locations and are connected by transport systems in such a way that an arbitrary sequence of stations is possible [16–18]. Workstations have a fixed work scope, which is partially redundant to other workstations to improve workload balancing (c.f. Figure 2, right). Sequencing, workstation allocation, and, subsequently, routing for each assembly process is done within a central control system. The ability to exploit variability in the sequence of operations (precedence graph) has been proven to be beneficial regarding utilization and lead time [19, 20]. LAS are favorable in production scenarios with a high degree of cycle time spread. Transportation efforts limit their applicability to large-scale products, as spatial requirements for transport efforts become high.

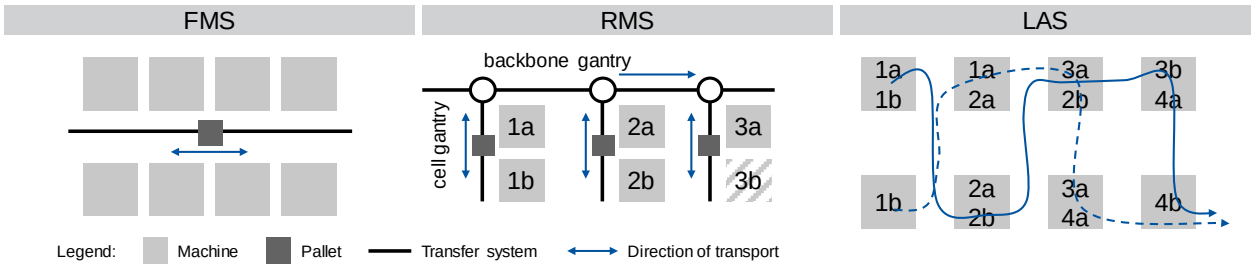


Figure 2: Overview on typical configurations for Flexible Manufacturing Systems (FMS), Reconfigurable Manufacturing Systems (RMS), and Line-less Assembly Systems (LAS)

2.2 Considered Industrial Requirements

Applying the paradigm of line-less assembly to the production of large-scale products requires the consideration of further requirements. In addition to general flexibility requirements, as fulfilled by LAS, the expert group has identified the following criteria, specific to the production of high-value, large-scale and small-batch assembly:

- Structural flexibility: Ease (time and cost) of rearranging and setting up new work stations for different tasks without interfering with operations,
- Resource flexibility: Large number of possible configurations of resources by utilizing standardized interfaces and modules to achieve multi-purpose-machines,
- Degree of automation: Ability to incorporate both manual and automated processes in hybrid environments and facilitate temporary changeover,
- Incorporation of large-scale products: Organizational design considering the specific needs of large scale products (e.g. size, long processing times, long cycle times, complexity),
- Mobilization of resources: Incorporation of mobile resources (e.g. mobile manipulators, mobile robots),
- Routing flexibility: Allows for multiple job routes per product type using existing resources in a different order without restrictions of the production sequence,
- Process decoupling: Temporal and spatial independence of resources and processes providing the ability to cope with process time fluctuations,
- Inherently flexible automation: Automation must not inhibit product innovations,
- Quality improvement: The use of automation must facilitate first-time-right approaches in dealing with tolerance affected parts.

2.3 Core Principles of Line-less Mobile Assembly Systems

Line-less mobile Assembly Systems (LMAS) combine the concept of temporal and spatial decoupling of resources with modern approaches regarding the mobilization of all resources that are relevant during industrial assembly. Mobilization allows to bring resources and product together at freely chosen positions in the factory and thus makes use of the paradigm of moving resources to the product, which can be beneficial for large-scale products (c.f. Figure 3). The use of standardized interfaces and machinery allows the creation of multi-purpose resources. These can be changed over to other operations and quickly increase utilization, as the flexibility of resource assignment to jobs is increased. Within LMAS production planning has to perform resource assignment, operations sequencing, and location planning within the factory. LMAS are defined as follows:

LMAS are assembly systems which allow continuous adaptation and optimization of production through individual job routes based on the completely free allocation of orders, resources, time, and place of work within the factory.

A fundamental concept within LMAS is the concept of a job route, tying together assignment, scheduling, and location decisions. A job route within LMAS is defined as:

A job route describes a tuple of resource allocation, process sequence, time sequence, and spatial allocation of all production steps necessary for the assembly of a specific product.

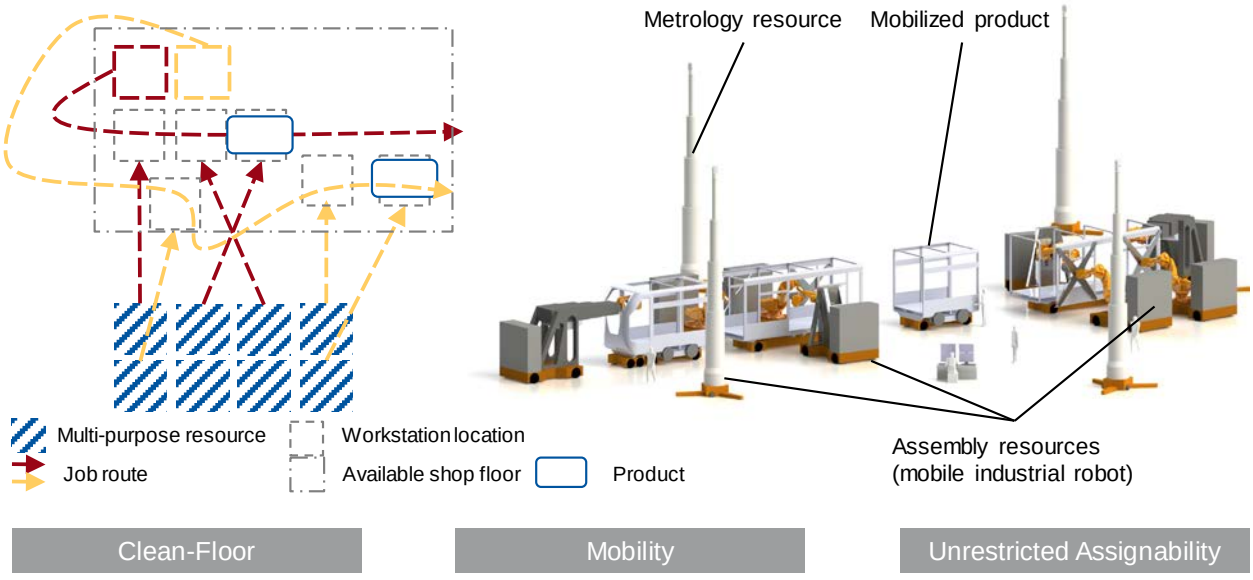


Figure 3: Line-less Mobile Assembly System (LMAS) Principle

LMAS are designed to be primarily automated systems being able to react to changes in the production program autonomously. Especially in the assembly of large scale products, manual operations play a significant role due to accessibility, low volume, and handling of flexible parts. The design and operation of LMAS take place on multiple levels from the control of individual resources (e.g. path planning for a robot during assembly) to the overall routing and scheduling of jobs within the factory. Accordingly, different planning horizons are of interest. Reconfiguration in LMAS happens both on a medium time scale (e.g. per shift) as well as on a short term time scale (i.e. reacting to disturbances) to optimize the utilization of resources on a micro-level.

Similar to LAS, LMAS do not have a fixed cycle time but rather decoupled processing times for each job based on the availability of resources in the current configuration of the assembly system. The allocation of resources to tasks during operation is an operation

research problem during production planning and scheduling [21]. Decisions on the number and type of available resources, boundary conditions, and optimization criteria are made during the assembly system design phase.

LMAS are implemented based on three fundamental principles [22]:

- (1) Clean floor approach,
- (2) Mobilization of all assembly relevant resources within the factory,
- (3) Unrestricted assignability of resources and products to locations and resources to jobs.

The term *clean floor approach* refers to the design of the factory building to provide a large coherent shop floor space with as few physical obstacles (e.g. support columns, fixed machinery, other infrastructure) as possible. Any fixed structure impedes reconfiguration and resource movements due to spatial constraints. The shop floor is considered a large staging area where production processes may be executed at any time and in any place. Location planning needs to determine where which actions take place while maintaining operational stability explicitly avoiding deadlocks, which may occur if mobile resources are arranged in such a way that they become boxed in and cannot move independently from each other. Accordingly, space needs to be allocated for assembly operations, material flow (intralogistics), and movement of products and assembly resources. The allocation of workstations within the factory is thus moved from traditional factory layout planning on workstation level to a part of operations planning.

The *mobilization* of all relevant resources on the shop floor is fundamental to make use of the clean floor approach. It comprises the potential movement of all resources related to assembly, thus dissolving the concept of fixed stationary work stations (monuments). Resources include all production resources, such as single or multi-purpose assembly machines, metrology systems, tool exchange systems, and fixtures. All product-related entities - the main product and its parts - are subject to mobilization as well. They are considered to be mobile; movement is done through appropriate resources. Mobilization may result from discrete floor-bound systems such as mobile robots, as well as non-floor bound mobile transport robots (e.g. Unmanned Aerial Vehicles (UAV)). Resources can move either actively by being a part of a mobile robot or passively by being designed in such a way, that they may be picked up by a mobile robot (e.g. a platform with a mobile robot, fixture, product).

The third principle adds resource flexibility (and further forms of flexibility) by requiring *unrestricted assignability of resources* to jobs and of resources to locations within the usable shop floor. Following the underlying principle of redundancy in LAS, the third principle requires the deployment of redundant universal resources. This can be achieved through a suitable modularization strategy to exchange tools and fixtures among robots and by utilizing mobile robots to transport different entities (e.g. products, robots, fixtures, materials, parts). Redundant resources provide production planning with more options for resource assignment and, thus, more balancing capabilities. Ultimately, this results in an assembly system that can be reconfigured to the highest possible extent by changing not only which individual resources perform which task, but also the location where process execution is being fulfilled. LMAS thus combine real-time determined job routes with the spatial aspect of factory layout planning. To facilitate the design and operation of LMAS, two levels of modeling – factory configuration and station configuration – are used.

LMAS are highly complex systems, consisting of a large number of processes, resources, products, and parts. To facilitate their design and to reduce planning complexity, three distinct hierarchical levels are defined as depicted in Figure 3. The levels are vehicles to enhance the ease of designing LMAS, improve human comprehensibility, and make operations planning less complex. The most granular level is the process configuration level, governing assembly processes, parameters, and sequence. While LMAS do not have stations and line layouts in the conventional physical sense, it uses the concept of virtual, temporary stations represented on the station configuration level. The factory configuration level represents the entire space that is available for LMAS operation [21, 22].

3 Emerging Key Enabling Technologies for Future Assembly

Mastering the complexity of LMAS operation is facilitated through recent advances in several key enabling technologies (c.f. Figure 4). Central to the management of LMAS is the ability to design, process, and interpret complex systems models for all hierarchical levels. Modern highly scalable cloud and edge computing platforms allow the execution of these models. Specific to the vision of Automation of Automation are advances in mobile robotics, sensors and communication technologies, which are summarized below.

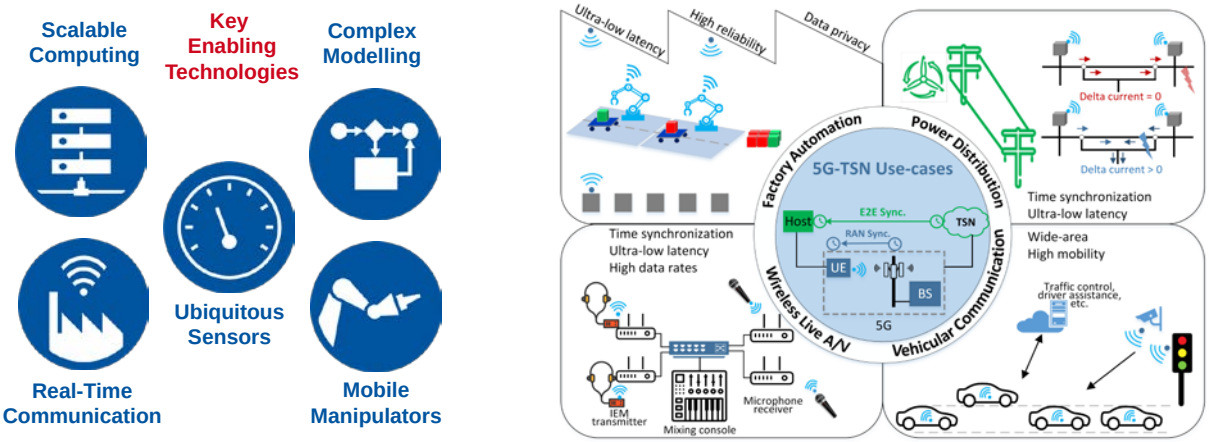


Figure 4: Left: Key Enabling Technologies overview, Right: 5G Application Domains with timing requirements, © Ericsson

3.1 Mobile Manipulators

Mobilization is an enabler for changeable production systems, especially for automation, as the reconfiguration of conventional automation solutions is limited. The term “mobile robot” refers to general robotic systems that are not fixed to one physical location and have the capability to move around in their environment. In their purest form, they consist of chassis, drives, sensors, and control systems. Contrary to Automated Guided Vehicles (AGV), mobile robots are generally designed for autonomous driving without requiring locally fixed guidance systems. In the industrial context, the most common applications are found in intralogistics tasks. Numerous automation suppliers provide standardized as well as customized solutions.

Mobile manipulators expand mobile robots by adding a robotic manipulator arm, e.g. a conventional or collaborative industrial 6-DoF robot. They consist of a mobile robot base, local storage space (e.g. for work piece carriers, tools), manipulator arms, energy supply, grippers, control systems, and safety systems. Additional sensors and vision systems help to recognize objects and obstacles during manipulation.

Image: Fanuc

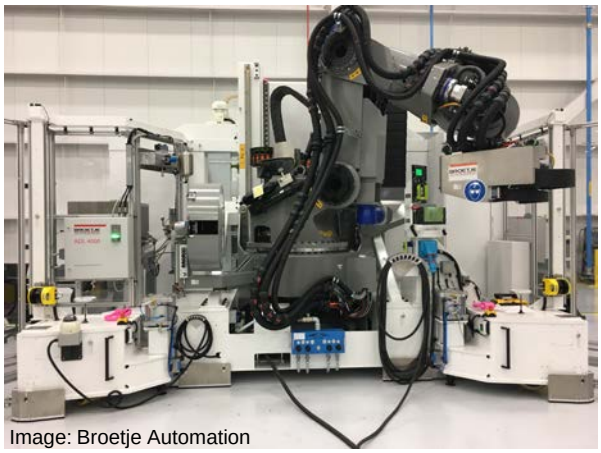


Image: Broetje Automation

Potentials

- Enables temporary automation and sharing of automation resources between workplaces
- Modular design of endeffector tooling provides high process flexibility
- Mobility increases reconfigurability of automation
- Increased work envelope allows cost-effective operations on large products

Challenges

- Safe human-robot-interaction requires additional measures and regulations
- High system complexity may result in initially unstable operation
- Safe, reliable and wireless communication is required to integrate mobile manipulators into the factory

Figure 5: Left: Mobile manipulators for machine tending, © Fanuc; Right: Large-scale mobile manipulator for robotic drilling and riveting, © Broetje-Automation GmbH

Mobile manipulators often use omnidirectional instead of differential drives to increase the maneuverability of the platform. They combine the advantages of both industrial robots and mobile robots (c.f. Figure 5). Industrial applications for mobile manipulators can be found in machine tending (parts, tools, fixtures), commissioning, and assembly (e.g. riveting, glue applications, tightening), as well as co-working when collaborative robots are used. Applications in health care and general service robotics are further research subjects. While several prototypes and early industrial products are available, mobile manipulators have not achieved widespread industrial use yet. Figure 5 shows mobile manipulators for machine tending using a collaborative robot as well as a custom-designed large-scale 6-DoF system for robot-based drilling and riveting.

3.2 Ubiquitous Metrology and Sensors

The increased demand for functional testing for products of high value and relevant to security, a wide range of industrial metrology equipment has emerged, and, as perceived by the authors, nearly every system is somehow used. With the trend to shorter quality control cycles, many instruments have been optimized to be deployed directly on the shop floor rather than in a separate measurement room, making them applicable candidates for automation-integrated metrology. The variety of available instruments is illustrated for the domain of Large-Scale Coordinate Metrology manifesting a necessary trade-off between uncertainty and working volume, among other parameters, including cost [23, 24].

Moreover, an increasing amount of low-cost sensors is brought to market due to their application in consumer electronics, e.g. inertial measurement units (IMU) used in smartphones or environment sensors for home automation. In addition, massive sensor deployment is enabled for systems where a large number of distributed, coarse measurements is more favorable than highly accurate but sparse information. In synopsis, the ubiquitous availability of industrial metrology systems and basic sensors building the hardware is the basis for Distributed Sensor Services (DSS), as introduced in chapter 4.

3.3 Communication Technologies and Computing Platforms

5G is a new, open wireless mobile communication standard that is globally deployed and hence has a global ecosystem. It is operating in a licensed spectrum, which allows the design for guaranteed performance. In addition to the expected consumer market, 5G also focusses on proving connectivity for the Industrial Internet of Things (IIoT) in various fields depicted in Figure 4. Alignment of 5G standardization and design with industrial needs is provided e.g. via the 5G-ACIA alliance. By design, 5G is targeted at a broad mix of services, ranging from high throughput image streams over infrequent sensor reports to deterministic low latency control, which is achieved by built-in QoS mechanisms and performance management. The possibility for non-public networks (in contrast to traditional public mobile network services) moreover allows the deployment of local network solutions that are designed for a specific industry needs and provides deterministic performance, resilience, security, and data retention, making it a candidate for ultra-reliable industrial communication with millisecond-level latency [25]. At the same time, 5G provides novel capabilities of LAN communication and, therefore, can integrate with an existing LAN infrastructure, including the latest IEEE 802.1 time-sensitive networking with microsecond clock synchronization. All these novel capabilities make 5G outstanding as a wireless communication technology and a key enabler for scenario-specific communication design in automation systems as covered in chapter 5.

Recent developments in consumer-oriented electronics and web services have led to the emergence of highly scalable, resilient, and performant computing platforms and a paradigm shift towards servitization and containerization to achieve demand-tailored and cost-efficient availability. As an illustrative example, the amount of participating entities, processed data, and subsystems in social networks is outperforming any industrial domain at the time of writing, such that the adaption of established technologies from the domain of consumer web services becomes an area of research. Besides, smart consumer devices, i.e. phones, tablets, and wearables, have enriched the possible ways of human-machine interaction, enabling distributed and intuitive user interface.

4 Distributed Sensor Services and Functional Value Models

Metrology is a key element of cyber-physical production, constituting the digitizing interface between physical and virtual systems. For future assembly paradigms with a clean shop floor approach and the implied absence of monuments, the typically required global reference frame can be virtually instantiated as metrological reference frame [26]. With the additional degree of volatility introduced by the mobility of all entities, spatial reference and real-time model evaluation are critical to maintain stable processes against the background of elevated tolerance and functional requirements [23]. In the context of modelling, real-time is interpreted as the requirement of a virtual, operable model being synchronized sufficiently fast to achieve the necessary modelling accuracy. The functional requirements are motivating today's state-of-the-art in shop floor integrated metrology, e.g. laser trackers in aerospace assembly, near-line coordinate measurement machines (CMM) and handheld inspection devices of various kinds in maintenance and repair operations. However, the scope of use of the acquired data is mostly limited to individual, local applications, even if the need for a holistic approach to sensor, sensor data and software management is acknowledged. Emerging integration efforts are currently often limited to basic centralized data collection with little feedback to users or autonomous agents, which in turns hinders the creation of value. A recurring reason is the disproportionate overhead for pure software interface engineering when implementing complex, scalable and resilient automation systems due to the lack of *interoperability*. The latter is defined in

ISO 2381-1 as “Capability to communicate, execute programs, and transfer data among various functional units in a manner that requires the user to have little or no knowledge of the unique characteristics of those units”. EVERTZ ET AL. identify three main technical issues to achieve interoperability in the context of service-oriented architectures for process control [27]:

- The representation of data within the communication technology
- Delimitation, order, and type of individual items in a message
- The physical meaning and scale of the previously mentioned items

While the first issue relates to the communication technology used and is defined within the respective standardization effort, the second question is addressed by IoT protocols, for instance, OPC UA and MQTT. The last issue requires an appropriate, physically motivated model for the interface, which must consider a technology-agnostic, functional perspective as further discussed throughout this chapter.

4.1 Introduction to Distributed Sensor Services

Distributed Sensor Services is a term introduced by the authors subsuming the envisaged interoperable and ubiquitous availability of metrology instruments, respectively, general sensors in production environments. In explicit, the following properties are comprised within the individual subterms:

Sensor – Any entity leveraging physical principle to measure and subsequently digitize a real-world quantity is regarded as a sensor. Depending on the modeling perspective of the measurand, sensors can also be complex devices internally consisting of multiple sub-sensors and mathematical models, e.g. laser trackers.

Distributed – The sensors are physically distributed and measure in a local context. Their interfaces are decoupled as well as distributed across the network, and a third dimension of distribution is introduced by the distributed nature of modern computing and database platforms.

Services – Distribution and heterogeneity of sensors require increased awareness for interoperability. From the perspective of computer sciences, sensors are comparable to microservices encapsulating a concise functionality. Sensing (micro-)services can be deployed at different levels as proposed by SCHMITT ET AL. with the objective of decoupling a measurement, respectively, a subsequent decision from specific technological details [28].

The practical outcome of a shop floor provided with Distributed Sensor Services is the comprehensive ability of temporal, spatial, and general physical synchronization between real-word and virtual models and the resulting ubiquitous availability of information as the basis for decision-making. A key challenge to be resolved within the different levels of sensing servitization is the interpretative transition from a local to a global context as the latter is mandatory for a metrological reference frame. This challenge is also reflected in the architecture design of a suited infrastructure, as discussed in chapter 5.

4.2 Role of Industrial Communication Protocols

The main reason for the severe software development overhead in the design and implementation of complex automation systems is the diversity of communication means and standardized, respectively proprietary communication protocols that have emerged. Among others, these comprise:

- Fieldbus-like and industrial Ethernet systems, e.g. CAN, Ethernet/IP, Powerlink or EtherCAT, focusing on timing aspects
- Consortial protocols aiming at general-purpose industrial connectivity, most notably OPC UA and MTConnect
- Protocols established in internet-based, private consumer-oriented applications, e.g. social media, smart homes, and smartphone connectivity. These include, among others, HTTP(s)/REST, MQTT, gRPC, and websockets.
- Technologies aimed at wireless, energy-aware communication, e.g. Bluetooth LE and LoraWAN
- Interfaces to databases, e.g. ODBC and SQL
- Protocols and programming languages specific to robots and machine tools

Convergence to a universal communication solution can currently not be observed [27] and backward compatibility is a strong requirement in traditional automation, such that Distributed Sensor services, respectively complex automation systems must account for this heterogeneity by design. Protocol routers and service adaptors are a possible solution, effectively allowing multi-protocol interfacing of services [27, 29]. First examples of commercially available protocol adaptors are *XI-Gateway* by Proxia Software AG and *KepServerEX* by PTC Inc. The general approach requires a service design that separates between characteristics specific to the protocol and actions specific to the resource, as shown in Figure 6. Messaging, resource addressing, user authentication, and serialization are expected to be handled by the protocol, while the implementation of a resource, e.g. a sensor, must be able to react to a general set of actions, such as data access or function invocation. In this perspective, industrial communication protocols become a tool rather than an interoperability enabler on their own.

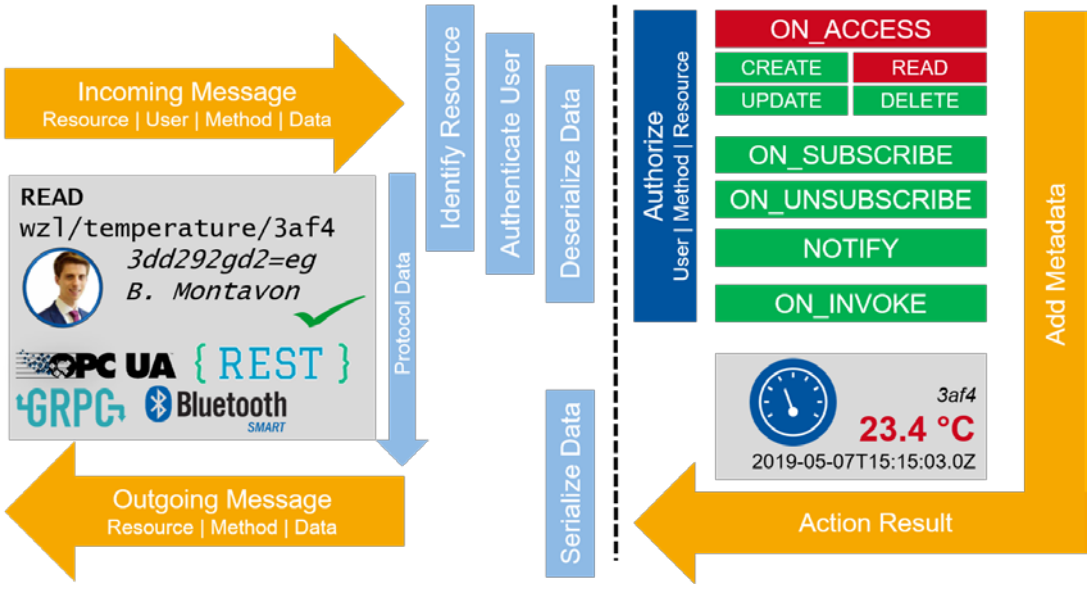


Figure 6: Separation between protocol-specific and resource-specific interaction

4.3 Functional Value Models enabling Technology-Agnostic Interoperability

Resolving the physical, respectively, contextual meaning of the data and functionality of a service is not only part of the previously mentioned technical interfacing challenges but also relevant from a perspective of technology and resource management. Preferably, the latter should take place on a technological and not product-specific abstraction level

with the ultimate objective of interpreting the service approach as utilizing a resource to deliver the required data to the appropriate audience at the right time. This objective converges with the pragmatism characteristics of a model formulated by STACHOWIAK [30], endorsing a model-based approach to its solution.

At this point, a high degree of freedom for the concrete modeling approach prevails. With interoperability providing a focus on functional units over implementation details by definition, the authors propose a functional value modeling perspective: An interface should represent data, respectively, operations an entity can offer for applications in a technical system. Figure 7 illustrates this approach for different coordinate measuring systems: Although a laser tracker, an articulated arm, a classical Cartesian CMM and machine tool integrated probe are substantially different devices, they share the application of measuring 3D coordinates, e.g. for dimensional inspections, and subsequently offer the same core data record. Technological details such as individual encoder readings or kinematic compensations can instead be interpreted as internal matters which should be opaque to a broader audience. A mandatory part of the core data record is to have an appropriate set of metadata starting with label, timestamp, and unit for contextualization but, especially in the context of metrology, also extending to information on uncertainty and traceability, which are different among the technologies depicted in Figure 7. In general, the metadata set should describe relevant characteristics of the primary data resulting from the specific technological instantiation in an abstracted manner.

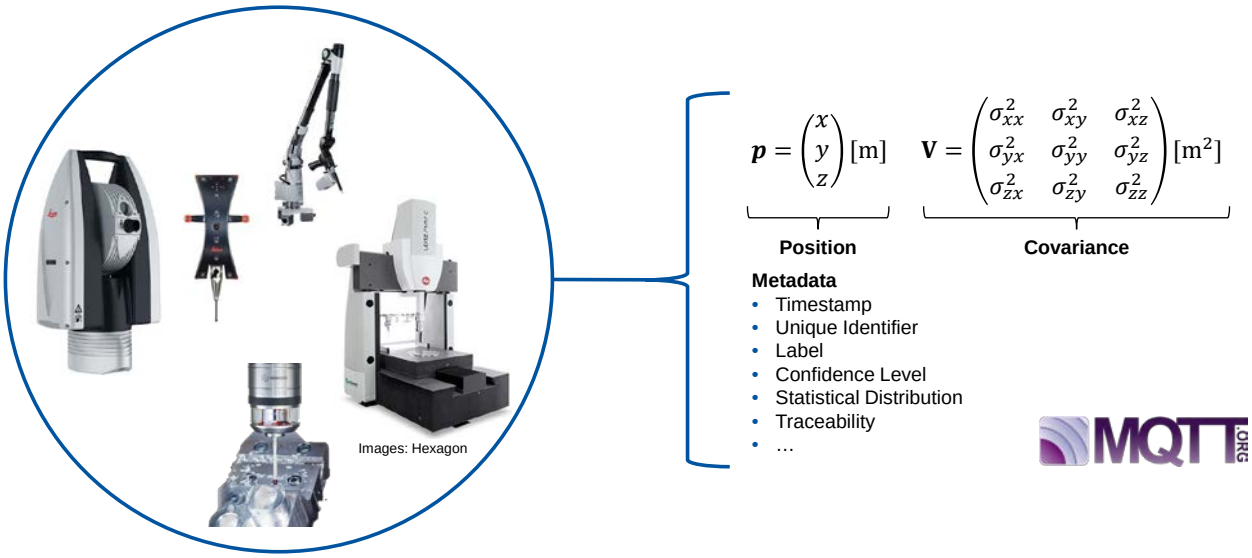


Figure 7: Unified modelling for coordinate measuring instruments

An additional requirement for the design of the models is their expressibility in the framework provided by the available communication protocols, e.g. in OPC UA's data model or JSON serialization. In an ideal implementation, the identical digital representation is used for advertising the functional value from the moment an entity enters the network over its immediate processing until the ingestion into a data lake from which it can be retrieved for downstream analytic applications.

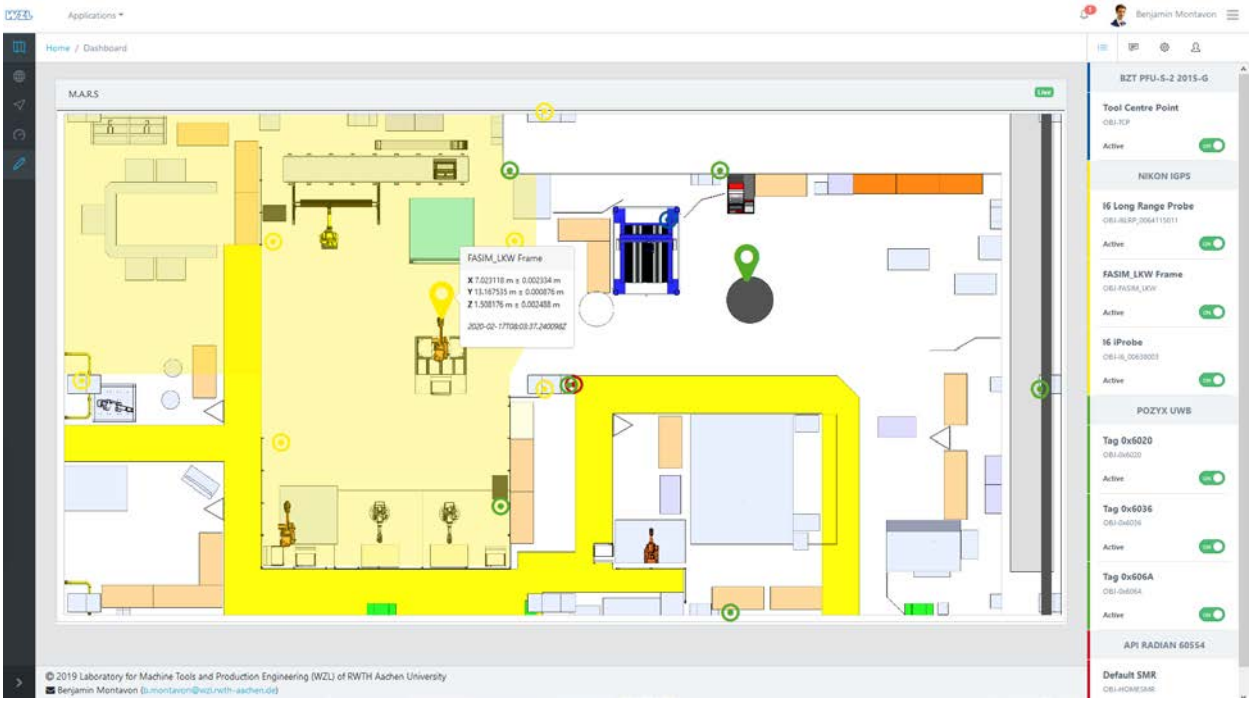


Figure 8: User interface of Coordinate Service Prototype

The model-based approach to interface design for Distributed Sensor Services has been evaluated by MONTAVON ET AL. [31, 32] in a Coordinate Service prototype combing different laser trackers, an indoor GPS, an ultra-wideband localization system and a calibrated machine tool to a virtual reference frame for the MARS laboratory at WZL (c.f. Figure 8). The data is ab initio communicated in JSON representation following a model similar to Figure 7 and used in the same format by, among others, processing ROS nodes, graphical user interfaces, and the ingestion into a time-series database. An additional data processing service provides the ability to transform the measurements from a local to a global coordinate system, including propagation of uncertainties [33], hence providing the necessary contextualization discussed in the upcoming chapter.

Similarly, a model to product requirements and automation resource capabilities for matching during LMAS operation was developed [34]. Matching refers to the process of finding capable resources for the execution of a job. Products are described using a work plan containing the possible sequences of requirements (c.f. Figure 9). Requirements relate to tasks that need to be performed to complete the assembly of the product, e.g. tightening of a cover. These are further specified using features, specifying further parameters such as the required tightening torque. Feature areas hold the concrete values of a feature, including the relevant unit, e.g. tightening torque 25Nm. The modeling of automation resources is more complex, as they contain not only concrete requirements but also all possible states considering capabilities, setup information, and current status. Each resource has a defined number of capabilities (e.g. screw tightening for DIN 912 socket head cap screws M4-M8, 1-50Nm), each described based on features, akin to the product model, cost items and setup states. Matching is done solely on feature base, while cost information is used in allocation optimization. Setup states include information on different resource setups, providing different capabilities.

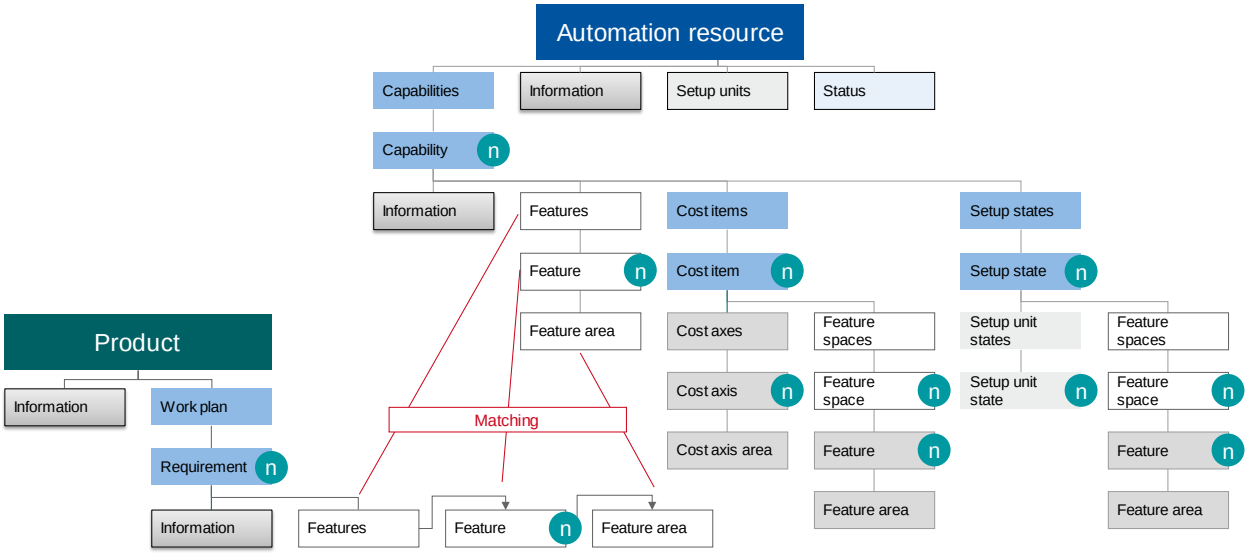


Figure 9: Information model for matching product requirements with assembly resource capabilities (c.f. Grunert et al. [34])

5 Semantic and Communication-Aware System Architecture

The architecture of future assembly, respectively autonomous automation systems sets the framework for their orchestration. Thereby the semantic structure and its dissection of subtasks into microservices determine the ability to separate workloads and implementations. On the other hand, available communication capabilities determine the flexibility in distributing these among different computing platforms respecting latency and bandwidth boundaries. A third boundary condition is introduced by the need for resilience, i.e. to enable scalability and avoid single points of failure.

The discussion on system architectures is omnipresent with interconnectedness declared as a strategic must among many companies. Moreover, a continuous growth in available (I)IoT platforms driven by major players in the internet domain such as Microsoft, Amazon, and Google fosters the trend to Infrastructure, Platform, and Software as a Service (IaaS, PaaS, SaaS). The latter enables highly scalable implementations at low capital cost with automatable deployment, being both an enabler and archetype for autonomous automation systems. However, this vision is confronted with privacy and network availability concerns in traditional automation requiring delicate assessment of external service providers. Eventually, the assumed inclusion of humans as part of future assembly system introduces the need for an appropriate safety infrastructure within the overall architecture.

Throughout this chapter an approach to a suitable architecture is taken without claiming exclusivity, as from a perspective of computer science, the existence of multiple valid designs for fulfilling the same task is assumed.

5.1 Five-Layer-Model for Resilient System Implementation

AL-FUQAHA ET AL. review different architectures in the context of IoT [35], of which the promoted five-layer architecture shown in Figure 10 can be leveraged as a rough blueprint for LMAS and Distributed Sensor Services. The objects layer comprises physical devices which in the present context correspond to the physical instances of automation resources, e.g. in the form of explicit of mobile robots and the physical sensors, respectively measurement instruments as devices themselves.

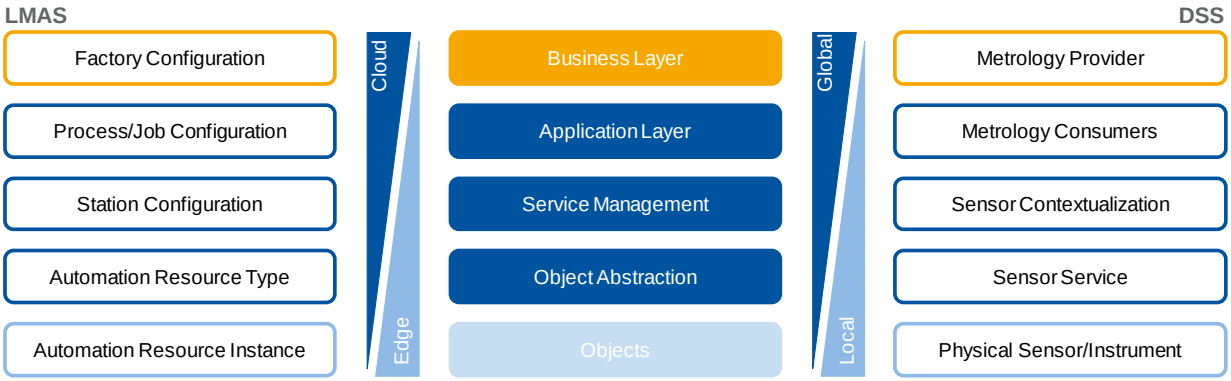


Figure 10: Architecture layers according to Al-Fuqaha et al. The top layer is a meta-layer and not regarded as technical layer.

The overlying *object abstraction layer* effectively connects the physical devices to the network and simultaneously provides the abstraction required for interoperability, corresponding to an interface based in a functional model, as discussed for Distributed Sensor Services. In LMAS, the first level of abstraction is established by the definition of automation resource types, e.g. robots characterized by specific capabilities. Subsequently, the *service management* encapsulates the necessary functions to leverage the abstracted objects in applications. In LMAS this layer translates to the configuration of a station, while for Distributed Sensor Services the primary task consists of the contextualization of the sensor data, e.g. the transformation from local to global coordinate system or annotation of measurements. The *application layer a*s the fourth layer in IoT architecture poses the face to the customer. For an assembly system it is formed by the process, respectively a job that needs to be completed. From a perspective of sensor services, a consuming application can be arbitrary and even unknown to the service provider by definition [36]. Even if not explicitly suggested by Figure 10 an LMAS can be a metrology consumer, e.g. classifying the availability of a specific sensor service as a resource necessary for automation. At the top of the architecture, the *business layer is located*, which fulfills the task of managing the infrastructure and underlying service layers and can be seen as a kind of meta-layer. This task is reflected in the configuration and orchestration of the entire shop floor, respectively the factory, trying to achieve optimal operational efficiency and job fulfillment. This also applies to the coverage of the shop floor with sensor services and down to the illustrative question of whether a required quantity can be provided with sufficiently low measurement uncertainty. Without loss of generality the explicit separation of this task also allows its delegation, e.g. to a manufacturer continuously adapting and maintaining its provisioned equipment by means of software.

Among the layers both the modeling scope and intuitive hardware configuration migrate from a local to global scope at the same time, indicating the contrast between distributed and centralized processing respectively control, which in turn is interlaced with scalability and resilience of the system in terms of service availability. The elements in the objects layer naturally offer both through their physical independence and their abstraction in the subsequent layer, i.e. a failing robot as automation resource can be substituted by another available robot offering at least equivalent capabilities. The same holds for the instrument used as a resource in sensor services. As with the higher layers, the characteristic elements become dominated by software Load-balancing paradigms from traditional cloud computing can be adopted [37, 38]. This implies the use of dedicated, holistically managed computing platforms with built-in distribution and redundancy, in turn inferring network capabilities to connect individual system components to the former.

5.2 Incorporation of Communication Requirements

The performance of the available communication technologies is decisive when designing an actual hardware infrastructure for deploying the individual service layers of the architecture above. Vice versa, the statement of communication requirements within the design architecture is necessary to leverage adaptive communication technology, particularly in environments with 5G and hybrid network deployments. The authors therefore classify the operational characteristics of the service layers into four tiers as depicted in Figure 11. Most critical in terms of timing is the *shop floor tier,* which is expected to accommodate control loops related to the physical motion of fully mobilized, i.e. preferably wireless, entities. They are instantiated by combining objects from automation resources and sensor services in their abstraction layer in software, which is designated to run on edge devices. The embodiment of the latter depends on the reliable availability of a network link with ultra-low latency. It can be, for example, a dedicated platform located near the shop floor if 5G is identified as suitable wireless network technology or a miniaturized computing system carried on the mobile robot itself. Bandwidth is considered to be a mediocre issue due to the limited number of devices per area.

The aggregation of information with the transition from local to global scope manifests in the high bandwidth requirement of the *computing facility tier.* It is expected to match the capabilities found in traditional computing clusters, i.e. to evaluate complex algorithms intensive in computation and data use. Therewith it qualifies for the service management layer as the organization, respectively, the configuration of LMAS naturally is a problem of high complexity due to its degrees of freedom. Moreover, it is assumed that the tasks executed in this tier are not critically subjected to hard real-time. In the paradigm of Distributed Sensor Services, this tier is the place for long-term storage of sensor data and subsequently, also the platform of choice for data-driven analytic applications. The bandwidth requirement is reinforced due to the high network traffic to cluster formation in computing facilities. The network link between edge devices and computing facilities depends on the realization of the former and can be required to be wireless. The third tier is formed by the devices employed for *user interaction*, which pose significantly reduced requirements to the networking capability as they are determined by a usability experience. They are expected to be distributed in a wide area network, e.g. also in public cellular networks or at other companies in a scenario where system data exchange is part of the supply chain. Therewith the technical challenge rather lies in a strong access control mechanism providing sufficient security measures for the underlying tiers. A separate tier is dedicated to *safety*, i.e. any communication which is required in automated environments with human interaction. The dominating network link requirement here is guaranteed availability with defined latency, while only very little bandwidth is expected.

As indicated earlier the deduced demands to networking capabilities may be solved with hybrid technologies and do not solely rely on 5G as an enabler. However, it is expected that the latter will significantly facilitate the instantiation of automation-friendly wireless communication paths. The implementation of LMAS and Distributed Sensor Services within the proposed hardware tiers has been prototyped at the MARS laboratory at WZL: Sensors and actors communicate via Wi-Fi and Bluetooth Low Energy with heterogeneous edge devices in the form of work stations and Raspberry Pis ®. Gathered data is processed and stored on virtual machines residing in WZL's central PaaS infrastructure.

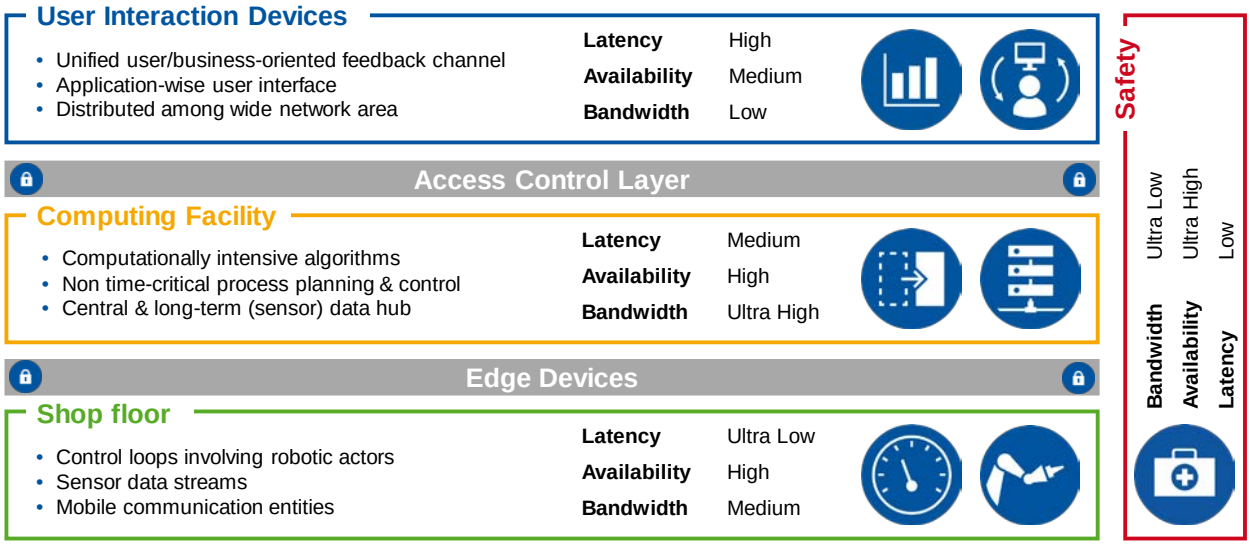


Figure 11: Communication requirements on different network levels

User interaction is realized in the form of responsive web applications accessible from the world-wide-web after a three-factor authentication. The coordinate service prototype shown in Figure 8 is entirely realized within the prototype architecture which has been proven advantageous in terms of maintenance, scalability, and long-term stability even in a scientific context. Experiencing wireless communication as the main bottleneck, the migration to a hybrid communication backbone, including 5G, as foreseen within the *5G Industry Campus Europe* project, will be pursued.

6 Industrial Applications and Economic Benefit

The LMAS concept and the enabling technologies above are motivated by the industrial need for increased adaptiveness to constantly changing requirements. The following reviews the generally expected prospects and provides already existing use cases for deployed technologies.

6.1 Use Case: Mobile Robotic Platforms in Aerospace Automation

Automation in aerospace assembly is predominantly used in the manufacture of primary structure elements such as fuselage and wing assembly. Traditional machine design for these applications relies on purpose-built, large machines with limited flexibility. These machines are designed for high productivity, cycle times of less than 10 s, and are limited with regard to flexibility. The relatively narrow scope of these machines creates an engineering challenge for integrators to design bespoke solutions for each client, resulting in additional engineering effort and thus cost. In recent years substantial efforts from both automation operators, i.e. OEMs and automation vendors and integrators, resulted in new automation solutions to improve flexibility while further increasing automation.

Flexible solutions for aerospace applications require a large number of degrees of freedom to accommodate widely varying product geometries and mobility so that the reach of machines can be adapted to the product size. Broetje-Automation has designed four mobile automation systems for structure assembly.

The PowerRACe system (Robot Assembly Cell) uses a custom made 6+1 axis robot, designed for stiffness and accuracy without requiring additional external measurement

solutions and is aimed at mechanically demanding applications such as milling and riveting with high precision and speed (c.f. Figure 5, right). Mobility, redundant degrees of freedom in motion and exchangeable end effectors allow reconfiguration with little effort. The modularized platform concept allows highly flexible relocation. There are traditional systems available such as air cushions as well as integrated drives based on the company's AGV family, making the entire platform capable of autonomous movement.

In an industrial application realized for an aerospace customer, seven PowerRACe platforms have been deployed within a clean floor concept, so that they can be moved to work at various different workstations. This allows the automation of processes even within a framework of relatively low production rates that could not be economically automated using conventional, locally fixed systems.

To allow partial automation of tasks such as drilling, riveting, sanding and sealant application in difficult to reach areas and in conjunction with human operators, a lightweight, small-size system was developed on the same modular approach like the large PowerRACe system (c.f. Figure 12, left). As a basis for collaborative work, the platform uses a standard cobot system mounted on the Broetje-Automation AGV platform. The system is designed to autonomously navigate and reference itself against product geometry without any markers on the floor.

Further contribution towards the line-less approach is made by relocating logistic operation of the workpiece – in this case assembly of aircraft engines - onto the ceiling to reduce the total amount of floor-bound traffic (c.f. Figure 12, right). This allows not only a higher degree of flexibility for adapting the tooling equipment following the line less approach but also improves ergonomic for workers performing manual tasks.

Each of the systems have been successfully introduced into industrial applications. Especially for the robotic applications the key enabling technologies were in minimizing the kinematic inaccuracies within the systems. To achieve the necessary level of accuracy for aerospace production robot arms as well as the movable platform had to be design with a special focus to stiffness and robustness. The result enables the introduction into LMAS type production environments.

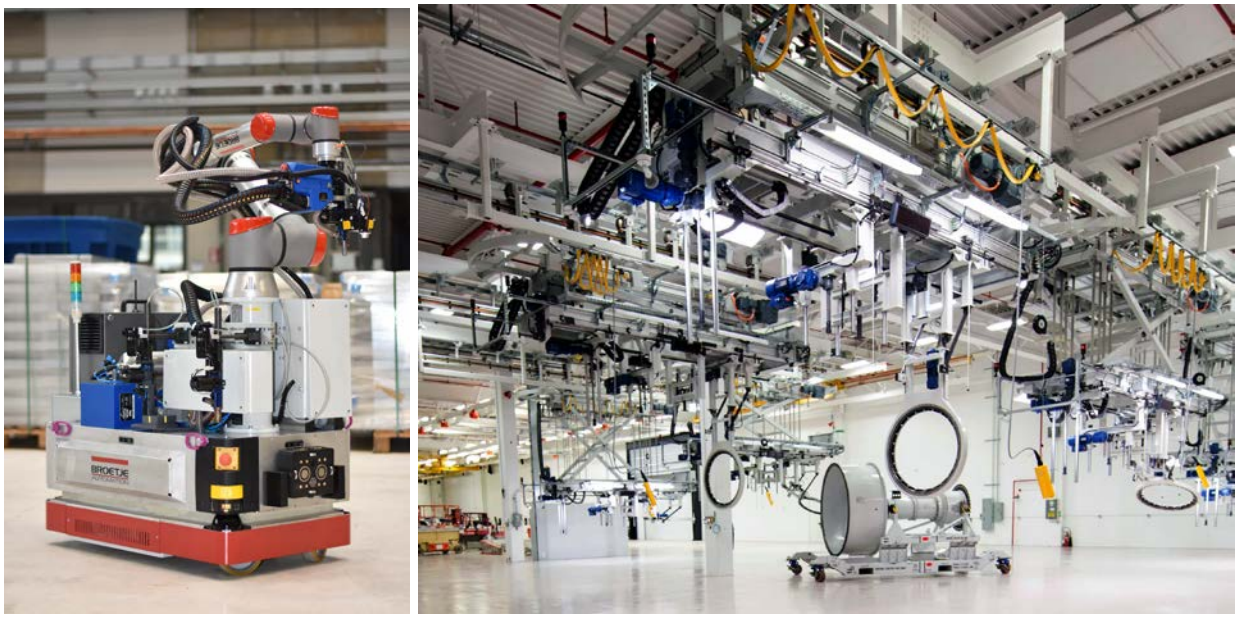


Figure 12: Left: Mobile collaborative robot for drilling, riveting and sealant application, Right: Ceiling based logistics solution for a clean floor assembly line, © Broetje-Automation GmbH

6.2 Use Case: Line-less Automotive Assembly

The automotive industry has seen a significant increase of variants, especially for middle-class to high-end models. For an Audi A3 there is a theoretical number of 10^{37} variants available, with a significant impact on assembly systems for both subassemblies, such as drive units, and the final product. Different product variants require different processes (e.g. convertibles require additional assembly steps for roof assembly over standard sedans) resulting in different assembly durations and sequences. To reduce the reconfiguration efforts of the approximately 160 assembly stations in final assembly lines and to increase and stabilize resource utilization, Audi designs its assembly systems accordingly.

Under the term “modular assembly”, following the idea of LAS, Audi uses an approach in which operations are assigned to individual independent work cells with defined work scopes. The processing time depends solely on the specific variant that is being assembled and is decoupled from the remaining system. Each cell is staffed by one or two operators that work with a constant rhythm. They are no longer required to adjust their speed to the conveyor speed and remain stationary, thus reducing the walking distance for each employee. The layout is designed in a way to enable individual product routing by means of AGVs (c.f. Figure 13, left). These are specifically designed to be able to navigate autonomously and use several fused sensor systems for localization and navigation. A complex centralized control system coordinates the production flow, including AGVs, machines, products, operators, and logistics. Dynamic routing algorithms take into account whether or not a resource is available and route the product to the next available resource. Internal studies of Audi have revealed increases in productivity by 20% while reducing space requirements by 10%.

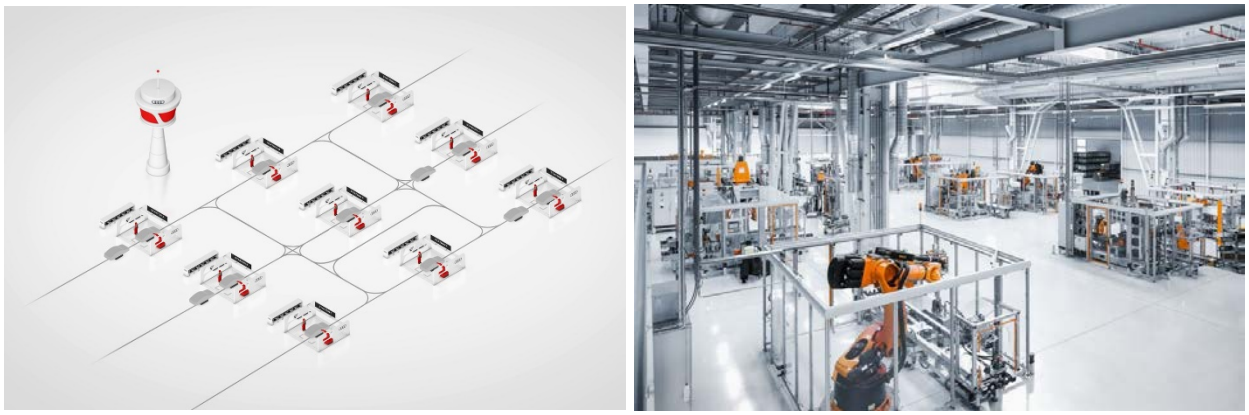


Figure 13: Principle layout for modular assembly system for automotive final assembly (left), flexible cells in electric motor production in Győr, Hungary (right), © Audi AG

In the automotive context, the LAS concept was initially developed for final assembly where AGVs are a key enabling technology. Within the “R8 Manufaktur” at Neckarsulm, Germany, Audi deployed AGVs for small-scale testing in a line-based scenario. In 2018 the LAS concept was transferred to a new assembly system for electric drive units in Győr, Hungary. The assembly process uses multiple assembly machines, robots, tightening stations, and measurement stations at fixed locations. A hybrid transfer strategy combines fixed transfer between stations using conveyor belts with AGV based transfer between decoupled assembly resources in areas, where the sequence of operations is different for each variant (c.f. Figure 13, right). Flexible routing is used to determine the ideal route for each product based on the availability of resources. While the assignment of products to resources is done dynamically, the order of operations for a product remains fixed. The flexible routing allows utilizing the same resource for recurring assembly pro-

cesses, thus increasing utilization. The electric drive assembly system uses the LAS approach mostly towards the end of the assembly process, where the complexity of material logistics is reduced. An application of LAS to automotive final assembly requires further refinement of material supply concepts [39].

6.3 Use-Case: Metrology and Robotics

Kinematic inaccuracies are inherent to robotic platforms, regardless whether mobilized or not. They result from multiple sources, among them inaccurate kinematic models, insufficient stiffness, geometric error motions and thermal loads. Consequently, a compensation of kinematic inaccuracies by means of Large-Scale Metrology is of relevance for all robotic platforms used in applications with demanding requirements to the path accuracy. Two strategies for the latter objective can be distinguished: In the first case, a calibration measurement strategy within the robot's working volume can be pursued and used as input to a kinematic error model. While this offers the advantage of not requiring the permanent availability of a metrological reference, i.e. also circumventing line of sight issues, this method is susceptible to modeling deficiencies and accuracy degrading influences varying over time. The second, dynamic approach is to use a permanent metrological reference system capable of capturing all six degrees of freedom of a robotic end effector at a sufficiently high data rate and instantiate a direct control loop on the basis of this data, i.e. omitting kinematic model and encoder information of the robot's joints. Such a system has been realized within the European MegaROB project incorporating Hexagon's Leica AT960 laser tracker measuring relevant degrees of freedom at 1000 Hz delivered via an EtherCAT interface. Figure 14 shows the respective setup and the achieved improvement in path accuracy.

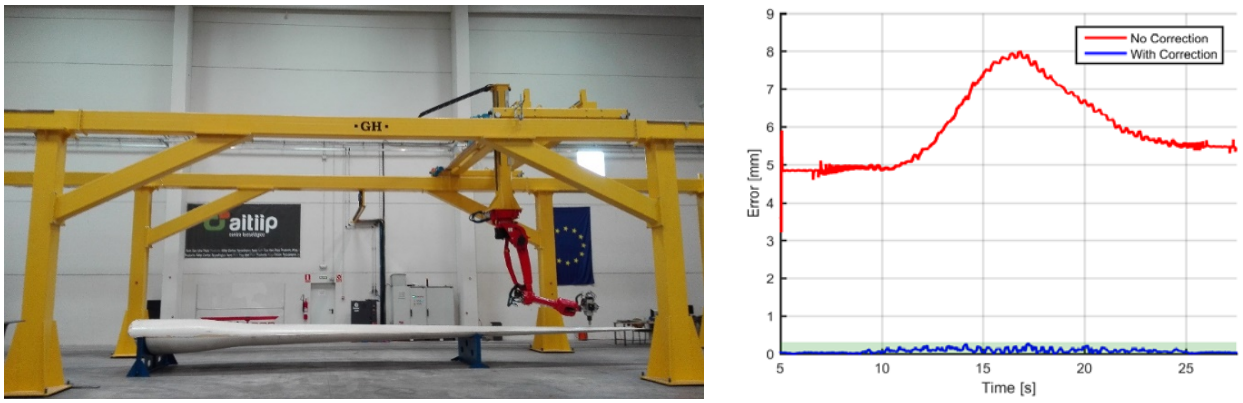


Figure 14: Large gantry and robot kinematic in a control loop based on Hexagon's Leica AT960 laser tracker with achieved improvement in path accuracy, © Hexagon.

In the case of traceable Large-Scale Metrology instruments being used as reference, the route to traceable geometry measurements directly on the shop floor using arbitrary kinematics opens. A practical example is Hexagon's Leica T-Scan, a device directly combining the required target for the Leica AT960 laser tracker with a laser line scanner. At the same time, this approach allows to register work pieces and kinematics in a common reference coordinate frame, constituting an enabling capability for stable process Lineless Mobile Assembly Systems. The LMAS vision also connects to mobilization of measurement systems, which from a pure metrology perspective is a strategy to overcome line of sight issues for large and complex work pieces, for instance manifesting in laser trackers and scanners moving around aerospace structures.

7 Conclusion and Outlook

Traditional automation approaches are reaching their limits for products and processes with high variance, large dimensions, small lot sizes, critical functional requirements, and inherent instabilities due to the lack of repeatability as an automation basis. The presented concept of *Line-less Mobile Assembly Systems* offers an approach to introduce, increase, or optimize automation in industrial areas facing the circumstances mentioned above. The envisaged prospects of high flexibility, the opportunity for hybrid automation, and profitable, respectively sustainable reuse of costly automation resources are reflected in the discussed examples from aerospace, automotive, and metrology. Moreover, the emerging degrees of freedom allow to autonomously react to unstable processes and the ability to adjust the factory to current needs on short time scales, thus increasing efficiency and resiliency. These considerations are also representative for the required change of mindset towards temporal and spatial decoupling of production systems through the mobilization of resources on a clean shop floor, even if a roll-out in brownfield situations may be exacerbated and high initial investments are required. Current and future advances in the field of mobile platforms and manipulators will be critical to an economically viable introduction of LMAS into existing and future assembly sites.

With 5G, a novel technology closing the gap for wireless, ultra-reliable, low-latency communication has become available, forming an enabler to implement control-loops for mobile manipulators without limiting the former to a local scope of information and computing. This is a prerequisite to the operation of LMAS relying on complex, virtual, and evaluable models which are synchronized to the real-world systems by the ubiquitous availability of sensor information. While many metrology systems are available today, the challenges arising from interoperability and heterogeneity are summarized under the term of Distributed Sensor Services, motivating the need for a model-based, service-oriented approach to metrology data communication. Consequently, a paradigm shift towards managing metrology on a capability and information contribution level rather than on a specific technological and protocol level is required.

The authors consider that all key enabling technologies and core concepts to implement LMAS are available today, such that the focus of future research, design, and engineering activities lies in the realization of exemplary systems with industrial maturity. In parallel, many subaspects of LMAS and DSS may already be beneficially implemented in industrial applications, e.g. adaptive automation for stationary processes with high variance, metrology-based accuracy improvement of large kinematics, line-less assembly organization or technology-agnostic, interoperable communication of metrology data. In addition to that, the potential benefits of developing LMAS and DSS apply to many industrial sectors.

References

[1] Hu, S. J.; Zhu, X.; Wang, H.; Koren, Y.: Product variety and manufacturing complexity in assembly systems and supply chains. In: CIRP Annals. Vol. 57, 2008, No. 1, pp. 45–48.

[2] Fogliatto, F. S.; da Silveira, G. J. C.; Borenstein, D.: The mass customization decade. An updated review of the literature. In: International Journal of Production Economics. Vol. 138, 2012, No. 1, pp. 14–25.

[3] Hu, S. J.; Ko, J.; Weyand, L.; ElMaraghy, H. A.; Lien, T. K.; Koren, Y.; Bley, H.; Chryssolouris, G.; Nasr, N.; Shpitalni, M.: Assembly system design and operations for product variety. In: CIRP Annals. Vol. 60, 2011, No. 2, pp. 715–733.

[4] Koren, Y.; Shpitalni, M.: Design of reconfigurable manufacturing systems. In: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 29, 2010, No. 4, pp. 130–141.

[5] Lotter, B.: Einführung. In: Lotter, B.; Wiendahl, H.-P. (Ed.): Montage in der industriellen Produktion. Berlin: Springer, 2012, pp. 1–8.

[6] Schmitt, R. H.; Göppert, A.; Hüttemann, G.; Lettmann, P.; Rook-Weiler, K.; Schönstein, D.; Schreiber, A.; Serbest, E.; Steffens, M.; Tomys-Brummerloh, A.-K.: Frei verkettete wandlungsfähige Montage. In: Schuh, G.; Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R. H. (Ed.): Internet of Production für agile Unternehmen. AWK Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium 2017, 18. bis 19. Mai. Aachen: Apprimus, 2017, pp. 339–368.

[7] Wiendahl, H.-P.; ElMaraghy, H. A.; Nyhuis, P.; Zäh, M. F.; Wiendahl, H.-H.; Duffie, N.; Brieke, M.: Changeable Manufacturing - Classification, Design and Operation. In: CIRP Annals - Manufacturing Technology. Vol. 56, 2007, No. 2, pp. 783–809.

[8] ElMaraghy, H.; Wiendahl, H.-P.: Changeablity - An Introduction. In: ElMaraghy, H. A. (Ed.): Changeable and Reconfigurable Manufacturing Systems. London: Springer, 2009, pp. 3–39.

[9] ElMaraghy, H.; Schuh, G.; ElMaraghy, W.; Piller, F.; Schönsleben, P.; Tseng, M.; Bernard, A.: Product variety management. In: CIRP Annals. Vol. 62, 2013, No. 2, pp. 629–652.

[10] ElMaraghy, H. A.: Changing and evolving products and systems - models and enablers. In: ElMaraghy, H. A. (Ed.): Changeable and Reconfigurable Manufacturing Systems. London: Springer, 2009, pp. 25–45.

[11] ElMaraghy, H. A.: Flexible and reconfigurable manufacturing systems paradigms. In: International Journal of Flexible Manufacturing Systems. Vol. 17, 2005, No. 4, pp. 261–276.

[12] Setchi, R. M.; Lagos, N.: Reconfigurability and reconfigurable manufacturing systems state-of-the-art review. In: Proceedings 2nd IEEE International Conference on Industrial Informatics INDIN04 2004. Piscataway: IEEE, 2004, pp. 529–535

[13] Youssef, A. M. A.; ElMaraghy, H. A.: Assessment of manufacturing systems reconfiguration smoothness. In: The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. Vol. 30, 2006, No. 1-2, pp. 174–193.

[14] Youssef, A. M. A.; ElMaraghy, H. A.: Optimal configuration selection for Reconfigurable Manufacturing Systems. In: International Journal of Flexible Manufacturing Systems. Vol. 19, 2007, No. 2, pp. 67–106.

[15] Mehrabi, M. G.; Ulsoy, A. G.; Koren, Y.: Reconfigurable manufacturing systems: Key to future manufacturing. In: Journal of Intelligent Manufacturing. Vol. 11, 2011, No. 4, pp. 403–419.

[16] Hüttemann, G.; Göppert, A.; Lettmann, P.; Schmitt, R. H.: Dynamically Interconnected Assembly Systems – Concept Definition, Requirements and Applicability Analysis. In: Schmitt, R. H.; Schuh, G. (Ed.): 7. WGP-Jahreskongress Aachen, 5.-6. Oktober 2017. Aachen: Apprimus, 2017, pp. 261–268.

[17] Huettemann, G.; Gaffry, C.; Schmitt, R. H.: Adaptation of Reconfigurable Manufacturing Systems for Industrial Assembly. Review of Flexibility Paradigms, Concepts, and Outlook. In: Procedia CIRP. Vol. 52, 2016, pp. 112–117.

[18] Kern, W.; Rusitschka, F.; Bauernhansl, T.: Planning of Workstations in a Modular Automotive Assembly System. In: Procedia CIRP. Vol. 57, 2016, pp. 327–332.

[19] Wadhwa, S.; Rao, K. S.; Chan, F. T. S.: Flexibility-enabled lead-time reduction in flexible systems. In: International Journal of Production Research. Vol. 43, 2005, No. 15, pp. 3131–3162.

[20] Kern, W.; Bauernhansl, T.: Types and usage of assembly priority charts in a modular assembly system. In: 24th International Conference on Production Research (ICPR 2017). Posnan, Poland, July 30- August 3, 2017. Lancaster: DEStech Publications, 2017, pp. 411-416.

[21] Buckhorst, A. F.; Hüttemann, G.; Grahn, L.; Schmitt, R. H.: Assignment, Sequencing and Location Planning in Line-less Mobile Assembly Systems. In: Schüppstuhl, T.; Tracht, K.; Roßmann, J. (Ed.): Tagungsband des 4. Kongresses Montage Handhabung Industrieroboter. Berlin: Springer, 2019, pp. 227–238.

[22] Hüttemann, G.; Buckhorst, A. F.; Schmitt, R. H.: Modelling and Assessing Line-less Mobile Assembly Systems. In: Procedia CIRP. Vol. 81, 2019, pp. 724–729.

[23] Schmitt, R. H.; Peterek, M.; Morse, E.; Knapp, W.; Galetto, M.; Härtig, F.; Goch, G.; Hughes, B.; Forbes, A.; Estler, W. T.: Advances in Large-Scale Metrology – Review and future trends. In: CIRP Annals. Vol. 65, 2016, No. 2, pp. 643–665.

[24] Franceschini, F.; Galetto, M.; Maisano, D.; Mastrogiacomo, L.: Large-scale dimensional metrology (LSDM): from tapes and theodolites to multi-sensor systems. In: International Journal of Precision Engineering and Manufacturing. Vol. 15, 2014, No. 8, pp. 1739–1758.

[25] Sachs, J.; Wikstrom, G.; Dudda, T.; Baldemair, R.; Kittichokechai, K.: 5G Radio Network Design for Ultra-Reliable Low-Latency Communication. In: IEEE Network. Vol. 32, 2018, No. 2, pp. 24–31.

[26] Storm, C.; Schönberg, A.; Schmitt, R. H.: Model Predictive Control Approach for assembling Large Components in Motion. In: Production Engineering. Vol. 11, 2017, No. 2, pp. 167–173.

[27] Evertz, L.; Epple, U.: Semi-automatic development of service adaptors from property-based service descriptions. In: Proceedings of IEEE 20th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA). Luxembourg, Luxembourg, 2015. Piscataway: IEEE, 2015. DOI: https://doi.org/10.1109/ETFA.2015.7301544.

[28] Schmitt, R. H.; Voigtmann, C.: Sensor information as a service – component of networked production. In: Journal of Sensors and Sensor Systems. Vol. 7, 2018, No. 1, pp. 389–402.

[29] Desai, P.; Sheth, A.; Anantharam, P.: Semantic Gateway as a Service Architecture for IoT Interoperability. In: Altintas, O. (Ed.): 2015 IEEE International Conference on Mobile Services (MS). June 27, 2015 - July 2, 2015, New York City. Piscataway: IEEE, 2015, pp. 313–319.

[30] Stachowiak, H.: Allgemeine Modelltheorie. Wien: Springer, 1973.

[31] Montavon, B.; Peterek, M.; Schmitt, R. H.: Communication architecture for multiple distributed large volume metrology systems. In: Proceedings of IEEE International Symposium on Systems Engineering. ISSE 2017. Vienna, Austria, October 11-13, 2017. Piscataway: IEEE, 2017. DOI: https://doi.org/10.1109/SysEng.2017.8088326.

[32] Montavon, B.; Peterek, M.; Schmitt, R. H.: Model-based interfacing of large-scale metrology instruments. In: Stella, E. (Ed.): Multimodal Sensing: Technologies and Applications. Bellingham: SPIE, 2019.

[33] Pfeifer, T.; Montavon, B.; Peterek, M.; Hughes, B.: Artifact-free coordinate registration of heterogeneous Large-Scale Metrology systems. In: CIRP Annals. Vol. 68, 2019, No. 1, pp. 503–506.

[34] Grunert, D.; Jung, S.; Leipold, T.; Göppert, A.; Hüttemann, G.; Schmitt, R.: Service-oriented Information Model for the Model-Driven Control of Dynamically Interconnected Assembly Systems. In: Schüppstuhl, T.; Tracht, K.; Roßmann, J. (Ed.): Tagungsband des 4. Kongresses Montage Handhabung Industrieroboter. Wiesbaden: Springer, 2019, pp. 23–33.

[35] Al-Fuqaha, A.; Guizani, M.; Mohammadi, M.; Aledhari, M.; Ayyash, M.: Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications. In: IEEE Communications Surveys & Tutorials. Vol. 17, 2015, No. 4, pp. 2347–2376.

[36] OASIS: Reference Model for Service Oriented Architecture 1.0 (2006) soa-rm. URL: http://docs.oasis-open.org/soa-rm/v1.0/soa-rm.pdf [Retrieved: 15.04.2020].

[37] Afzal, S.; Kavitha, G.: Load balancing in cloud computing – A hierarchical taxonomical classification. In: Journal of Cloud Computing. Vol. 8, 2019, No. 1. DOI: https://doi.org/10.1186/s13677-019-0146-7.

[38] Shah, J. M.; Kotecha, K.; Pandya, S.; Choksi, D. B.; Joshi, N.: Load balancing in cloud computing: Methodological survey on different types of algorithm. In: Proceedings of International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICEI 2017). Tirunelveli, 11-12 May 2017. Piscataway: IEEE, 2017, pp. 100–107.

[39] Kern, W.; Lämmermann, H.; Bauernhansl, T.: An Integrated Logistics Concept for a Modular Assembly System. In: Procedia Manufacturing. Vol. 11, 2017, pp. 957–964.

Members of working group 2.3:

Prof. Dr.-Ing. Robert H. Schmitt, WZL der RWTH Aachen, Aachen Germany
Dirk Eickhorst, Broetje-Automation GmbH, Rastede, Germany
Dr. Felix Flöter, Lufthansa Technik AG, Hamburg, Germany
Dr. Philip L. Freeman, The Boeing Company, Charleston (SC), USA
Norbert Hanke, Hexagon AB, Stockholm, Sweden
Guido Hüttemann, WZL der RWTH Aachen, Aachen, Germany
Dr.-Ing. Michael Korte, Audi AG, Ingolstadt, Germany
Benjamin Montavon, WZL der RWTH Aachen, Aachen, Germany
Prof. Dr.-Ing. Thomas Prefi, umlaut AG, Aachen, Germany
Dr.-Ing. Joachim Sachs, Ericsson AB, Stockholm, Sweden
Dr. Bob Struijk, Fanuc Europe Corporation, Luxemburg

SESSION 3

ANALYTICS IN DER PRODUKTION

3 Analytics in der Produktion

C. Brecher, B. Biernat, M. Fey, J. Ochel, M. Wiesch

Gliederung

1 Industrielle Zielstellungen und Motivationen 188

2 Bisherige Lösungsansätze in der Produktionsanalyse 189

2.1 Simulationsbasierte Ansätze 189

2.2 Modellbasierte Datenanalyse 190

3 Produktionsoptimierung durch lernende Hybrid-Modelle 193

3.1 Domänenübergreifende Datenbereitstellung als notwendige Voraussetzung erfolgreich lernender Strukturen 194

3.2 Hybride Modellstrukturen als Werkzeug von *Empiric Learning* 196

4 Lernende Hybrid-Modelle am Beispiel Condition Monitoring von Kugelgewindetrieben 199

4.1 Erweiterung bisheriger Lebensdaueransätze auf Basis kontinuierlich parametrierender Modelle 200

4.2 Maschinenübergreifende Datenerfassung als Grundlage lernender Modelle zur Lebensdauerschätzung 204

5 Zusammenfassung und Ausblick 205

Kurzfassung

Analytics in Production

Im Rahmen der zunehmenden Vernetzung innerhalb von Produktionssystemen ist die gewinnbringende Nutzung von Daten direkt aus der Produktion ein zentrales Thema für produzierende Unternehmen. Globale Ereignisse stellen die exportorientierte Produktionsbranche in Deutschland aufgrund langer Reaktionszeiten vor große Herausforderungen. Vor diesem Hintergrund ist ein Wandel zum kontinuierlichen Lösen von Fertigungsherausforderungen und dem Bereitstellen von flexibilisierten und garantierten Produktionskapazitäten in Kombination mit der Entwicklung neuer Geschäftsmodelle erforderlich, die neben individuellen Abrechnungsmodellen das Einbinden Dritter ermöglichen.

Die Fähigkeit, im Rahmen einer gezielten Aggregation von Planungs- und Prozessinformationen, qualitativ vertrauenswürdige Verhaltensvorhersagen auf Basis einer stetig wachsenden und domänenübergreifenden Datengrundlage zu ermöglichen, ist die technische Grundlage dieser Entwicklung und äußert sich in einem ganzheitlichen Lernen für zukünftige Bearbeitungsfälle und angrenzende Teildomänen. Dadurch wird eine übergreifende Produktionstransparenz geschaffen, die es ermöglicht, komplexe Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zu durchdringen, wodurch innerhalb kurzer Reaktionszyklen die richtigen Entscheidungen getroffen werden können.

Das *AWK'21* zeigt auf Basis konkreter Anwendungsbeispiele verschiedene Umsetzungen der zugrundeliegenden Methodik und veranschaulicht, wie der Ansatz eines kontinuierlichen Lernens die zukünftige Produktionslandschaft bezogen auf das Trilemma aus Produktqualität, Produktivität und Verfügbarkeit in Verbindung mit dem Menschen als Nutzer und Trainer innerhalb des Systems verbessern kann.

Abstract

Analytics in Production

In the context of increasing crosslinking within production systems, the profitable direct use of data from production is a central topic for manufacturing companies. Global events pose great challenges for the export-oriented production industry in Germany due to long reaction times. Against this background, a change is required to continuously solve manufacturing challenges and provide flexible and guaranteed production capacities in combination with the development of new business models that allow the integration of third parties in addition to individual billing models.

The ability to enable qualitative trustworthy behavioral predictions based on a constantly growing and cross-domain data base within the scope of a targeted aggregation of planning and process information is the key of this development and is expressed in a holistic learning for future processing cases and adjacent sub-domains. This creates a comprehensive production transparency that allows to penetrate complex cause-and-effect relationships, allowing the right decisions to be made within short reaction cycles.

Based on concrete application examples, *AWK'21* shows different implementations of the underlying methodology and illustrates how the approach of continuous learning can improve the future production with regard to the trilemma of product quality, productivity and availability in connection with the human being as user and trainer within the system.

1 Industrielle Zielstellungen und Motivationen

Im produktionstechnischen Umfeld müssen seit jeher vom Kunden geforderte Produkte unter dem Einfluss verschiedener Störgrößen zeit- und kostenoptimal so hergestellt werden, dass ihre Funktionalität und die Einhaltung von Qualitätsmerkmalen gewährleistet sind [1]. Dabei wurde in der industriellen Praxis längst erkannt, dass verkürzte Produktlebenszyklen sowie die Nachfrage nach individualisierten Produkten eine bis ins Detail beherrschte Fertigung erfordern. Dass hierzu die zielgerichtete Aufnahme und Auswertung einer möglichst umfassenden Menge an Produktionsdaten von der Produktplanung bis hin zur -herstellung obligatorisch sind, findet zunehmend Einzug ins Tagesgeschäft vieler Unternehmen [2]. Nicht zuletzt die Revolution rein datenbasierter und hardwareunabhängiger Geschäftsfelder außerhalb der Produktionstechnik bezeugt den industriellen Bedarf nach der Beherrschbarkeit der Datenökonomie im Sinne eines konkreten Wettbewerbsvorteils, im Detail dargestellt im Expertenvortrag *Neue Geschäftsmodelle für Werkzeugmaschinen*.

Aufgrund der Bandbreite an aus Daten ableitbaren Entscheidungssituationen und der Folgenschwere der hierbei zu treffenden Entscheidungen bei gleichzeitig immer kürzeren Entscheidungszeiträumen für den Menschen besteht in der industriellen Praxis über die Datenanalyse hinaus der Bedarf nach datenbasierten Handlungsempfehlungen, die unmittelbar und flexibel die richtigen Kompromisslösungen zwischen den teils konkurrierenden Zielvorgaben eines Produktionsprozesses wie Qualität, Produktivität und Verfügbarkeit finden können, Bild 1. Dazu müssen unter Zuhilfenahme aller verfügbaren Informationen unterschiedliche Zukunftsszenarien mit einer Eintrittswahrscheinlichkeit bewertet und hieraus optimierte Handlungen abgeleitet werden. Handlungsempfehlungen können allerdings nur begrenzt aufbauend auf einer reinen Einzelfallbetrachtung, wie sie bislang im Rahmen modellbasierter Datenanalysen durchgeführt wird, generiert werden, da sich Produktionsbedingungen fortlaufend verändern. Eine Betrachtung der Datenhistorie sowie die Erweiterung der Informationsgrundlage sind somit unumgänglich.

In diesem Zusammenhang rückt das Thema künstliche Intelligenz, insbesondere kontinuierlich lernende Modelle, verstärkt in den Fokus. Hierdurch können Zusammenhänge in den zugrundeliegenden Daten erkannt werden, ohne dass explizite Modellformulierungen aufgestellt werden müssen. Gleichzeitig kann das die Daten anreichernde Domänenwissen kontinuierlich erweitert werden, um somit die Prädiktionsfähigkeit der Modelle fortlaufend zu erhöhen. Dabei sollen zum einen das implizite, nicht formalisierbare Expertenwissen des Menschen sowie dessen subjektive Erfahrung objektiviert werden, um das menschliche Entscheidungsverhalten bei unklarer oder widersprüchlicher Datenkonstellation zu erlernen. Zum anderen sind kontinuierlich lernende, datenbasierte Modelle gerade dazu konzipiert, sich bei derlei komplexen und vom Menschen kaum gänzlich erfassbaren Situationen vom menschlichen Entscheidungsverhalten zu lösen und auf Basis der in den Daten erkennbaren Zusammenhänge zu entscheiden. Eine Herausforderung besteht darin, diese Ambivalenz in kontinuierlich lernenden Modellen abzubilden. Auf diese Weise findet ein Wandel vom Menschen als entscheidende Instanz zum Menschen als unverzichtbare Datenquelle statt.

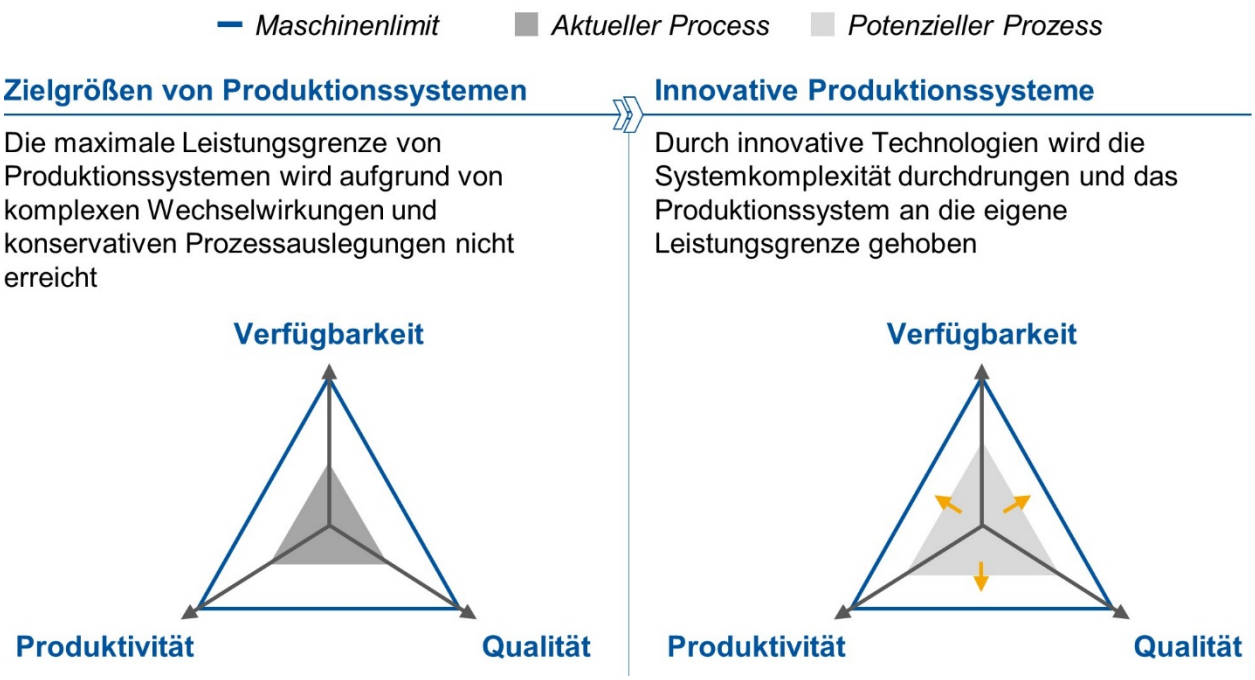


Bild 1: Übersicht Zielstellungen in der Produktion

2 Bisherige Lösungsansätze in der Produktionsanalyse

2.1 Simulationsbasierte Ansätze

Zur Vorhersage von Fertigungssystemen hat in den vergangenen Jahren die Virtualisierung für die Analyse physikalischer Ursache-Wirk-Zusammenhänge vermehrt Einhalt in die Produktion erhalten. Digitale Modelle in Form von virtuellen Repräsentationen befähigen eine anforderungsgerechte A-Priori-Simulation von Dreh- und Fräsprozessen zur Vorhersage der Bauteilqualität und Prozessstabilität, Bild 2. Die Aggregation von untersuchten Ursache-Wirk-Zusammenhängen in die virtuelle Welt ermöglicht darüber hinaus eine frühzeitige Erkennung und Beseitigung systematischer Fehlerquellen, bevor die Maschine oder der Prozess in die jeweilige Anwendung gebracht werden. Typische Anwendungsfälle im Bereich der Fertigung sind die virtuelle Kollisionserkennung [3] und im Bereich Steuerungstechnik die virtuelle Inbetriebnahme von Werkzeugmaschinen [4].

Des Weiteren sind in diesem Bereich bezüglich der Auslegung von CNC-Zerspanprozessen innerhalb des BMBF-Verbundprojektes „ReffiZ – Realisierung effizienter Zerspanprozesse“ Planungsmethoden, Simulationsmodelle und Softwarewerkzeuge erarbeitet worden, die anhand individueller Fertigungsszenarien eine simulative Prognose der Prozessstabilität zulassen [5]. Die Folge ist die Reduzierung der Prozess-Ramp-Up-Iterationen bis hin zur Erreichung der Stabilitätsgrenze des Produktionssystems sowie die durch die Parallelisierung von realer und virtueller Welt erreichte Erhöhung der Maschinenverfügbarkeit. Eine grundlegende Information zur Bewertung des simulativen Zerspanprozesses sind die am Tool-Center-Point (TCP) wirkenden Prozesskräfte, woraus sich die im Kraftfluss liegenden Belastungen für die Maschinenstruktur sowie der Einzelkomponenten ableiten lassen. Simulative Ansätze zur Vorhersage von Prozesskräften werden unter anderem in [1] und [6] gezeigt. Eine zentrale Herausforderung dieser Modelle ist dennoch die Ermittlung der richtigen Modellparameter, sodass die zu errechnende Zielgröße, in diesem Fall die Prozesskraft, als Input zur weiteren Bewertung des Fertigungsprozesses eine valide und vertrauensvolle Aussagefähigkeit besitzt. Die Ermittlung dieser Parameter ist gerade bei komplexen Fertigungsprozessen mit einem hohen Aufwand verknüpft

und gilt lediglich für konkret definierte Modellrandbedingungen, wodurch die Übertragbarkeit auf andere Prozesse erschwert ist.

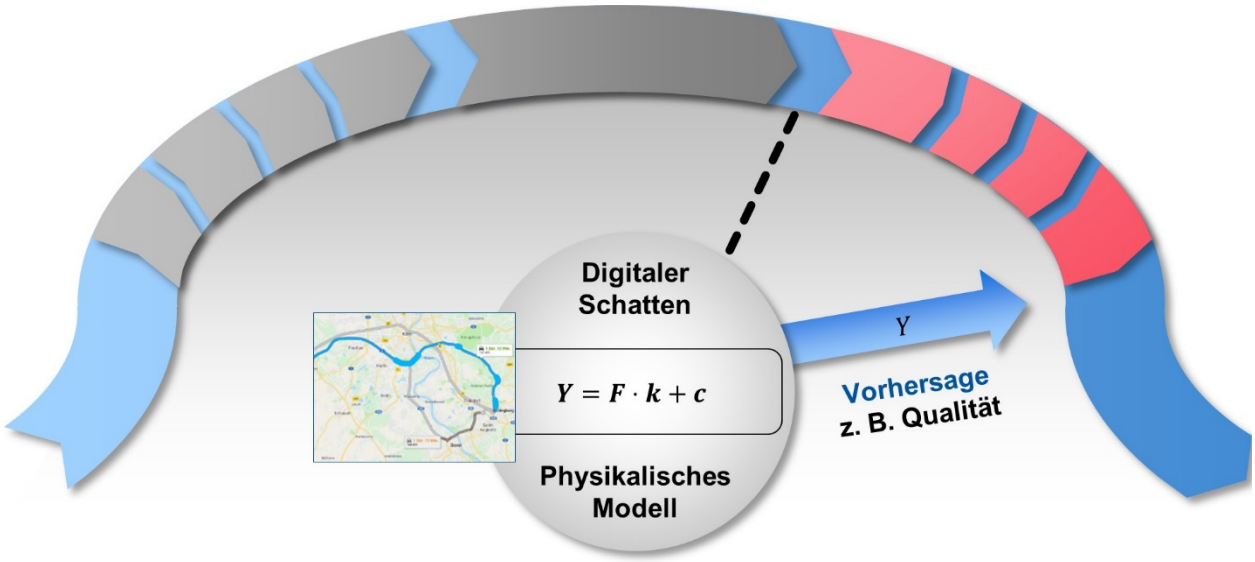


Bild 2: Prinzip der simulationsbasierten Vorhersage von Fertigungsprozessen

Die Grenzen der A-Priori-Simulation werden insbesondere dann erreicht, wenn stochastisch eingebrachte Unsicherheiten das Gesamtergebnis maßgeblich verzerren. Ursächlich hierfür sind zeitlich variable Faktoren wie die Ermüdung und der Verschleiß von Betriebsmitteln bzw. ihrer Komponenten. Aber auch die schwankende Qualität des in den Prozess eingebrachten Rohmaterials spielt eine entscheidende Rolle.

Demgegenüber ermöglicht die alleinige Betrachtung von zurückgeführten Live-Daten aus dem jeweiligen Produktionssystem eine Analyse des konkreten Ist-Zustands von Maschinen, Komponenten und Prozessen. Eine zentrale Herausforderung des Ansatzes ist jedoch die bedingte Umsetzbarkeit im industriellen Umfeld. Zur Verfügung stehende Sensorlösungen sowie die maschineninternen Messsysteme liefern zum einen nur indirekte Messgrößen und weisen zum anderen eine variable Distanz zum Analyseobjekt auf. Des Weiteren gilt insbesondere die Schaffung einer generalisierten und prozessübergreifenden Mustererkennung als weitere Herausforderung, die durch reine Big-Data-Ansätze aufgrund der fehlenden Kontextualisierung nicht umgesetzt werden kann.

2.2 Modellbasierte Datenanalyse

In der Praxis sind weniger die reinen Rohdaten als vielmehr die dahinterliegenden Erkenntnisse, z. B. die erzielte Bauteilqualität, von Interesse. Um an diese Erkenntnisse zu gelangen und die messtechnische Distanz zum Analyseobjekt zu minimieren, ist die Zusammenführung der Daten mit domänenspezifischem Wissen, das einerseits in physikalischen Modellen, entwickelt über analytische oder empirische Ansätze, und andererseits als implizites Erfahrungswissen der Mitarbeitenden vorliegt, notwendig. Dieses Konzept wurde bereits im Rahmen modellbasierter Datenanalysen angewandt und als eines der zentralen Leitthemen des *AWK'17* vorgestellt [7]. Die geschilderte Vorgehensweise eliminiert als kombinierte Konzeption rein datengetriebener und simulationsbasierter Ansätze die jeweiligen individuellen Schwächen der Einzelansätze. Auf diese Weise wird das Domänenwissen mit stochastischen Einflüssen kombiniert, wodurch die Rohdaten veredelt und als Grundlage für eine anschließende Entscheidungsfindung genutzt wer-

den können, die kurzfristige Prozesseingriffe, aber auch strategische Investitionen betreffen kann, Bild 3. Die zugrundeliegenden Modelle sind im Gegensatz zu rein simulationsbasierten Ansätzen so reduziert, dass sie echtzeitfähige Direktanalysen liefern können. Die Zusammenführung von Informationen aus verschiedenen Datenerhebungsdomänen geschieht in Form eines digitalen Abbilds von Bauteil, Maschine oder Prozess, dem sog. digitalen Schatten des Betrachtungsobjekts. Dieser vereint ausschließlich die der Analyse zugrundeliegenden notwendigen Informationen und ist innerhalb dieses Kontextes ein reduziertes Abbild der Realität. Im Umkehrschluss befähigt die reduzierte Darstellung die Echtzeitfähigkeit des Ansatzes.

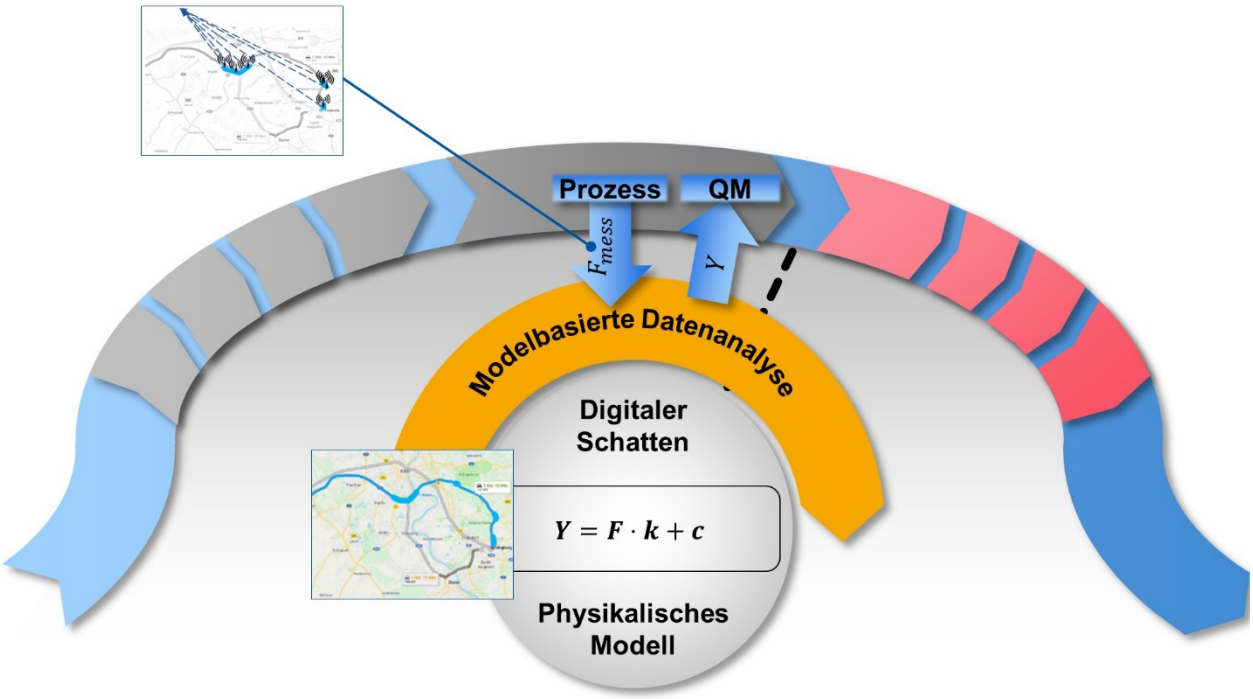


Bild 3: Modellbasierte Datenanalyse von Fertigungsprozessen

Durch die beschriebene Herangehensweise steigt die Qualität der Analyseergebnisse signifikant an, da prozessindividuelle Störeinflüsse, wie beispielsweise Kraftüberhöhungen ausgelöst durch eine Materialinhomogenität, Berücksichtigung finden. In diesem Kontext wird betont, dass innerhalb der modellbasierten Datenanalyse durch die zusätzliche Betrachtung der stochastischen Störeinflüsse ausschließlich eine Direktanalyse der jeweiligen Ist-Situation stattfindet. Im Umkehrschluss lässt der Ansatz keine A-Priori-Vorhersage zu [7].

Anwendungsbeispiel Qualitätsüberwachung

Die Qualitätsüberwachung spielt eine zentrale Rolle in der Produktionstechnik. In der industriellen Praxis wird der hiermit verbundene Aufwand derzeit vorwiegend über stochastische Verfahren reduziert. Vorhandene technische Lösungen im Rahmen der modellbasierten Datenanalyse ermöglichen die Virtualisierung und prozessparallele Prädiktion der Produktqualität [8].

Hierzu wird zunächst ein maßgeschneidertes virtuelles Teilabbild des Werkstücks, der eingeführte digitale Schatten, benötigt. Um den Fertigungsprozess nachzuvollziehen, werden steuerungsinterne Signale, wie z. B. die Ist-Positionen aller Achsen als Repräsentation des Werkzeugpfads, direkt an der Maschinensteuerung abgegriffen. Für die

tatsächliche Position des Tool-Center-Points (TCP) müssen die erfassten Positionswerte einerseits um zuvor eingemessene geometrisch-kinematische Abweichungen der Maschine korrigiert sowie andererseits um die statische und dynamische Verlagerung des Werkzeugs infolge der wirkenden Prozesskräfte beaufschlagt werden. Werkstückseitig sind zur Bestimmung der Qualität darüber hinaus der Verzug infolge der Einspannung [9] sowie prozesskraftbedingte Verlagerungen zu berücksichtigen.

Zur Ermittlung der werkzeugseitigen Verlagerung bedarf es statischen und dynamischen Nachgiebigkeitsmodellen für Maschine und Werkzeug, die im Vorfeld der Produktion durch messtechnische Untersuchungen bestimmt werden müssen. Für die werkstückseitige Nachgiebigkeit wird vorab eine automatisierte bahnbezogene FEM-Simulation der endkonturrelevanten Werkstückbereiche durchgeführt. In beiden Fällen müssen die Prozesskräfte bekannt sein, um aus der Nachgiebigkeit die Verlagerungen zu berechnen. Hierzu existieren unterschiedliche Vorgehensweisen, die hauptsächlich auf die Schätzung der Prozesskräfte mittels der Antriebsströme der Positionierachsen [10] oder mittels der Positionsdifferenzen zwischen direktem und indirektem Positionsmesssystem [11] gestützt sind. Beide Methoden liefern zufriedenstellende Ergebnisse. Für die weitere Verwendung in kontinuierlich lernenden Modellen ist jedoch eine höhere Datengüte erforderlich. Daher werden externe Sensoren, wie z. B. eine spindelintegrierte Kraftsensorik [12], benötigt, die vom Maschinenverhalten möglichst wenig beeinflusst werden und wirtschaftlich integrierbar sind. Die beschriebene Sensorik wird zum *AWK'21* vorgestellt.

Um aus diesen Daten ein virtuellen Bauteilzwilling zu schaffen, wird der Materialabtrag simuliert, indem die vorliegenden Daten der Position am Bauteil zugeordnet werden [7, 8]. Hierbei werden sowohl Werkstück als auch Werkzeug durch diskrete lineare Volumenelemente, sogenannte Dexel, repräsentiert. Bei Durchdringung der virtuellen Repräsentationen im Rahmen ihrer Relativbewegung werden die Dexel des Werkstücks gekürzt und so der Materialabtrag simuliert. Im Anschluss kann das Bauteil vermessen werden, indem die im Messbereich liegenden Dexel virtuell angetastet werden, Bild 4. Sind nur die resultierenden Messschriebe von Interesse, so kann auf die Materialabtragssimulation und deren grafisch aufwendige Berechnung verzichtet werden. Durch die Auswertung der berechneten TCP-Positionen und der Werkzeuggeometrie kann die Qualitätsprädiktion ebenfalls erfolgen, auch wenn die Prozessdaten dem Bauteil dabei nur partiell zugeordnet werden. Im Gegensatz zu herkömmlichen taktilen Messverfahren liegt das Messergebnis direkt im Anschluss an die Fertigung und ohne zusätzlichen Berechnungsaufwand vor. Damit ist eine unmittelbare Analyse der zur Abweichungen führenden Fertigungsbedingungen möglich. Eine valide Prozessverhaltensvorhersage im Vorfeld des Fertigungsprozesses ist anhand dieses Vorgehens nicht abbildbar und bedarf lernende Modellansätze über die Fertigungshistorie.

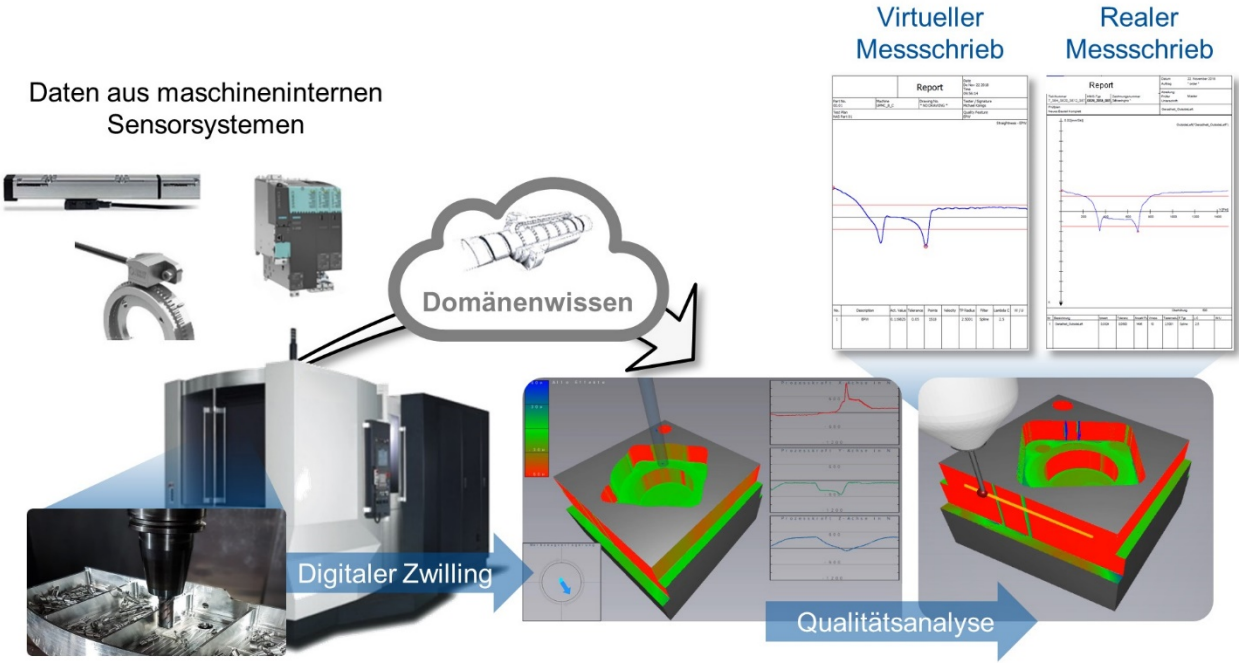


Bild 4: Anwendungsbeispiel Qualitätsüberwachung

3 Produktionsoptimierung durch lernende Hybrid-Modelle

Aktuelle Arbeiten am WZL belegen, dass die Verknüpfung rein simulationsbasierter Ansätze auf Basis reduzierter schnellrechnender Wissensmodelle mit datengetriebenen Algorithmen in Form der modellbasierten Datenanalyse die Analysequalität der Produktion deutlich erhöht. Allerdings bezieht sich die Analyse ausschließlich auf den aktuell vorliegenden Einzelfall. Das bedeutet, dass zwar die zugrundeliegenden Modelle eingeschränkt generalisierbar sind, die Prozessdaten diese aber nur für den individuellen Fall anreichern. Entscheidende Informationen liegen jedoch auch in der Veränderung der Daten über einzelne Datensätze hinweg und damit in der Produktionshistorie. Des Weiteren ist es für die Erweiterung der Wissensgeneralisierbarkeit erforderlich, die zugrundeliegenden Daten über einen digitalen Schatten des jeweiligen Betrachtungsobjekts so zu kontextualisieren, dass Informationen einer heterogenen Datenlandschaft über verschiedene Domänen vergleichbar werden. Dieser Schritt ist obligatorisch und versteht sich als notwendige Voraussetzung für die erfolgreiche Umsetzung künstlicher Lernverfahren. So können empirisch „neue“ Ursache-Wirk-Zusammenhänge autonom ermittelt werden, die bisher nicht über das vorhandene Erfahrungswissen abgebildet werden konnten. Die Fähigkeit, die empirisch ermittelten Wirkzusammenhänge aus dem künstlichen Lernprozess herauszufiltern, wird im Folgenden als *Empiric Learning* bezeichnet. *Empiric Learning* befähigt im Anschluss eine sofortige qualitativ hochwertige Aussagefähigkeit der zu erwartenden Auswirkungen von Prozessplanungsänderungen bereits vor Fertigungsbeginn, woraus konkrete Maßnahmen zum Gegensteuern abgeleitet werden können.

Am Beispiel von *Google Maps* wird der Mehrwert eines solchen Vorgehens intuitiv an einem Alltagsbeispiel herausgestellt, Bild 5. Die Nutzung von Kartenmodellen und die Berechnung der schnellsten bzw. kürzesten Route stellt die rein simulative Metrik der algorithmischen Ermittlung einer festgelegten Zielgröße bei Einhaltung bestimmter Randbedingungen dar. Wird die Simulation mit Live-Standort-Daten der datenerhebenden Smartphones im Verkehr verknüpft, können aktuelle Verkehrszustände wie Staus, Sperrungen oder Baustellen in der Ermittlung der schnellsten Route berücksichtigt werden.

Diese Darstellung ist eine Analyse der aktuellen Ist-Situation, bezieht sich konkret auf den aktuellen Verkehrszustand und kann sich kurzfristig je nach Änderung der Lage anpassen, wodurch keine vorausschauende Routenplanung auf Basis der zu erwartenden Verkehrseinflüsse möglich ist. Erst die Erweiterung der Informationsgrundlage sowie die Betrachtung der Historie innerhalb eines lernenden Ansatzes befähigt eine valide Verkehrsvorhersage. Am Beispiel von *Google Maps* werden Informationen aus verschiedenen Domänen, wie der jeweilige Werktag, die lokale Ferienlage, aktuelle Veranstaltungstermine sowie die gemeldeten Witterungsverhältnisse genutzt, das zu erwartende Verkehrsaufkommen vorherzusagen. Diese domänenübergreifenden Informationen müssen zur Erhöhung der Datengrundlage im Vorfeld entsprechend vorverarbeitet und in einen gemeinsamen Kontext zur verbesserten Vergleichbarkeit gebracht werden.

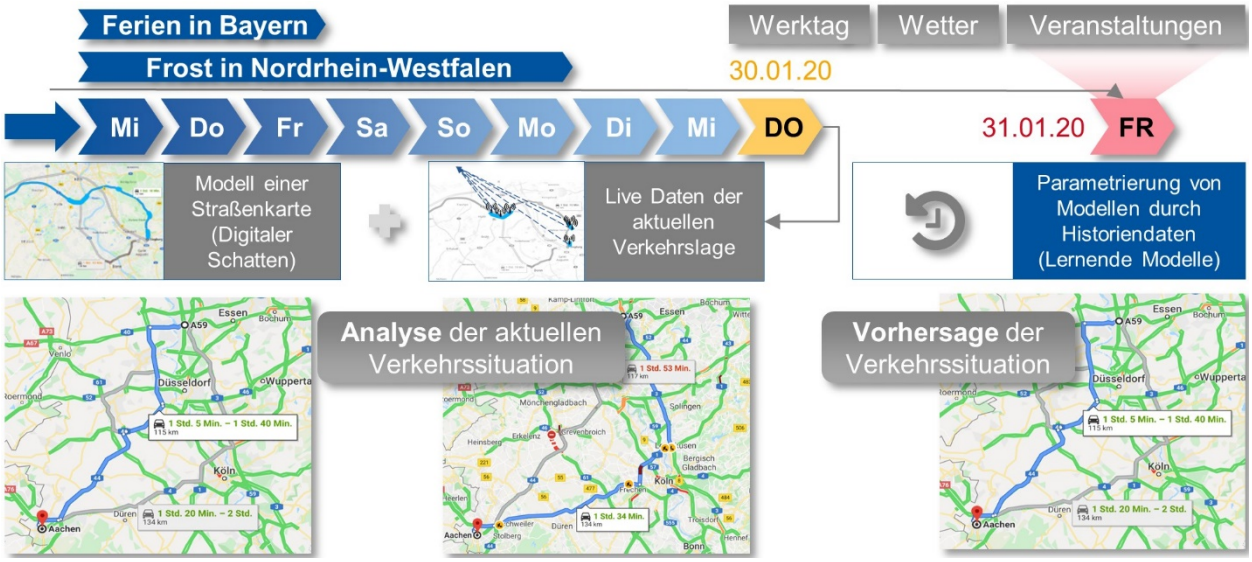


Bild 5: Lernende Modelle im Alltag am Beispiel von Google Maps

Im Anschluss wird die domänenübergreifende Datenbereitstellung ebenfalls dazu genutzt, verschiedene angelernte Ursache-Wirk-Zusammenhänge darzustellen, wodurch der jeweilige Einfluss auf eine Veränderung der entsprechenden Zielgröße unmittelbar dargestellt werden kann.

Wie diese Vorgehensweise auf die Analyse der Produktion im Kontext der Werkzeugmaschine adaptiert werden, beschreibt im Folgenden die zugrundeliegende Methodik. Das damit erreichte Potenzial wird im Anschluss anhand eines ausgewählten Anwendungsbeispiels aus dem Bereich des *Condition Monitorings* untermauert.

3.1 Domänenübergreifende Datenbereitstellung als notwendige Voraussetzung erfolgreich lernender Strukturen

Sowohl die globalen als auch die lokalen Wirkzusammenhänge von Produktionssystemen sind vielfältig und komplex. Die verschiedenen Systemstrukturen müssen in ihrer Individual-, aber auch in ihrem Interaktionsverhalten verstanden werden. Erst dadurch lassen sich Produktionssysteme effizient und wirtschaftlich auslegen. Ziel ist es, die Komplexität bestimmter Systemverhaltensweisen individuell und im Zusammenspiel mit weiteren Systemen zu durchdringen, was durch simulationsbasierte Ansätze auf Basis reduzierter Verhaltensmodelle nicht erreicht werden kann. Die Fähigkeit, Systemkomplexität durch Verhaltenslernen zu verstehen, bedarf einer konsistenten, kontextrelevanten und aggregierten Datengrundlage, die eine Vergleichbarkeit ermöglicht. Die hohe Anzahl

möglicher Systeme sowie die damit verbundene Datenheterogenität verschiedener Domänen führt zu der Betrachtung der domänenübergreifenden Datenbereitstellung durch das Instrument des digitalen Schattens, Bild 6.

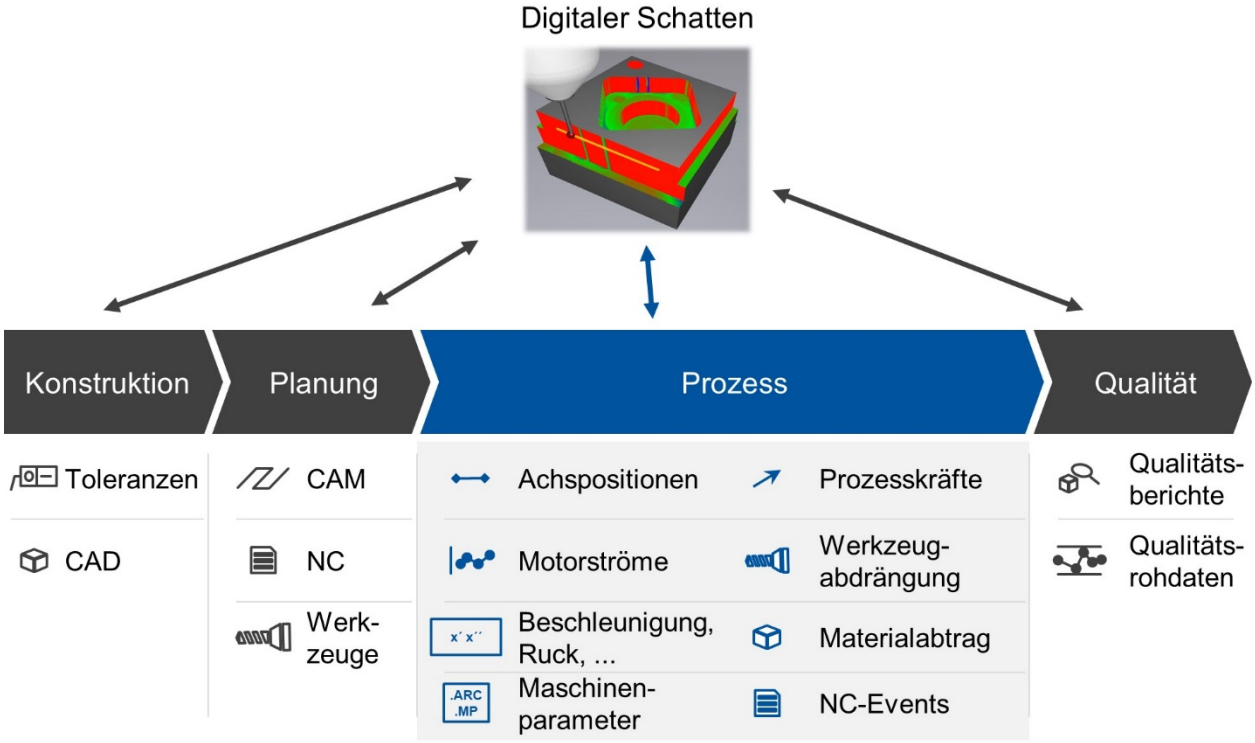


Bild 6: Datensilos entlang des Produktionsprozesses

Der digitale Schatten generalisiert die über die Produktionshistorie anfallenden und verfügbaren sowie speziell ausgewählte Daten auf Basis des betrachteten Anwendungsfalls. Innerhalb des Use-Cases der Qualitätsvorhersage, Kapitel 2.2, können demnach alle verfügbaren Daten und Informationen aggregiert und für lernende Modelle verfügbar gemacht werden, um sich von der dargestellten Einzelfallbetrachtung zu lösen. Durch die Anreicherung mit kontextrelevanten Daten, die im direkten Zusammenhang mit der Fertigung oder Prozessplanung stehen, wie z. B. Maschineneigenschaften oder Parameter der CAM-Planung, entsteht eine lernbefähigende Datenumgebung, die dem digitalen Schatten angeheftet wird. Diese Umgebung wird infrastrukturell in intelligenten Datenbankstrukturen abgebildet und stellt damit die Basis für den Einsatz künstlicher Intelligenz in der Produktionstechnik dar.

Als Grundlage und Instrument zur direkten Kontextualisierung ausgewählter domänenübergreifender Datensätze in Form der Erstellung eines digitalen Schattens ist am WZL eine Plattform entwickelt worden, die es ermöglicht, die zur Verfügung stehende Datenbasis im jeweilig betrachteten Kontext zu visualisieren. Bild 7 zeigt am Beispiel eines digital gefertigten Fräswerkstücks die Umsetzung der beschriebenen Plattform.

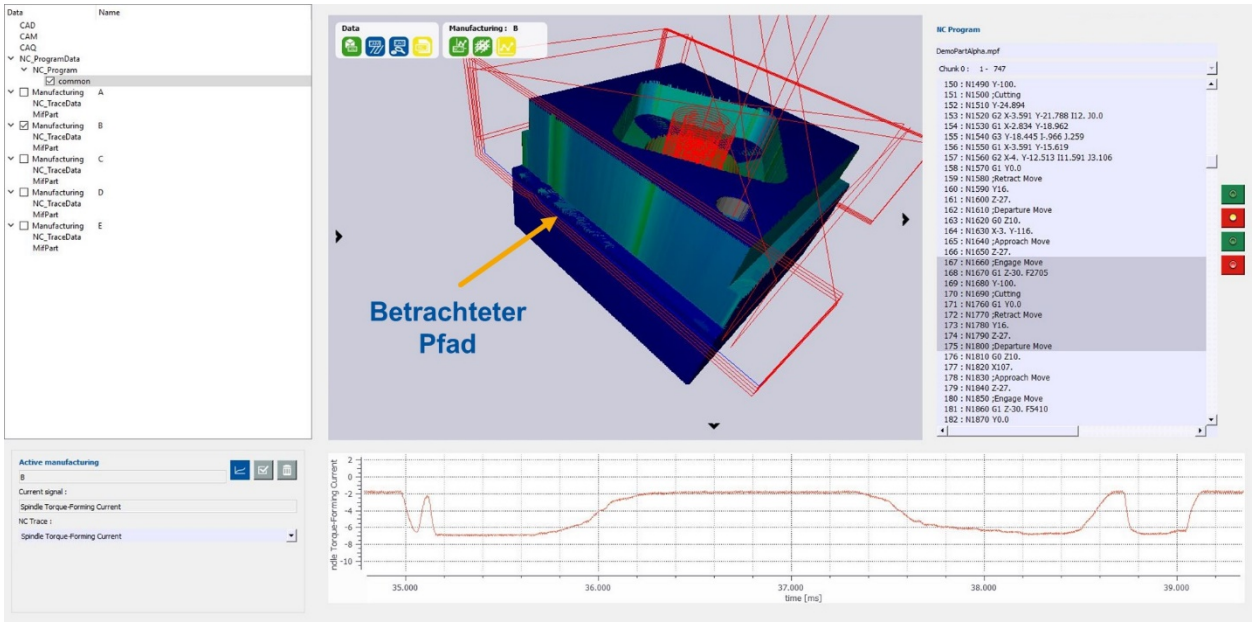


Bild 7: Kontextualisierungsinstrument digitaler Zwilling

Dem Werkstück können ontologisch über verschiedene Darstellungsgrundlagen, wie der Fertigungsort oder die Zeit, die zugrundeliegenden Informationen angeheftet werden. Das gefertigte Werkstück kann dabei eine zugrundeliegende Vergleichbarkeitsgrundlage sein. Durch die Generalisierung der Vergleichbarkeit, beispielsweise die konkrete werkstückübergreifende Betrachtung einzelner bauteilähnlicher Fertigungsfeatures, entwickelt sich die Grundlage für eine empirische Wissensgenerierung durch kontinuierliches Lernen. Darüber hinaus ermöglicht die Plattform die Darstellung bisher unbekannter bzw. neu erlernter Ursache-Wirk-Zusammenhänge zur Ansatz-Validierung auf Basis von Realfertigungsprozessen.

3.2 Hybride Modellstrukturen als Werkzeug von *Empiric Learning*

Als Hybrid-Modell im Kontext eines kontinuierlich lernenden Produktionssystems werden in der Definition Modelle bezeichnet, die aus einem deterministischen und einem datengetriebenen Ansatz bestehen. Diese beiden Ansätze werden in Kombination miteinander so verzahnt, dass die charakteristischen Vorteile der Einzelmodellierungsansätze den individuellen Nachteilen überwiegen. Vor diesem Hintergrund werden hybride Modellstrukturen auch als sog. Grey-Box-Modelle bezeichnet. Eine beispielhafte Umsetzung hybrider Strukturen zur Erhöhung der Vorhersagegenauigkeit der Prozesskraftschätzung zeigt [13].

In den bisherigen Ansätzen sind unabhängig von den in Betracht gezogenen Daten die zugrundeliegenden Modelle zeitinvariant. Für die Modellierung notwendige Parameter werden vorab bestimmt und im Anschluss nicht weiter angepasst. Dabei wird vernachlässigt, dass sich die Einflussgrößen im Verlaufe der Zeit, beispielsweise durch kontinuierlich zunehmenden Verschleiß von eingesetzten Werkzeug- oder Maschinenkomponenten, verändern können. Die Kombination aus qualitativem Vorwissen und quantitativen Daten über tatsächliche Ist-Zustände aus dem betrachteten Produktionssystem befähigt dazu, die zugrundeliegende Modellbeschreibung laufend zu aktualisieren, in künstlich angelegtes Wissen zu überführen und so die Vorhersagegenauigkeit des Verhaltens weiter zu verbessern sowie das Systemverständnis zu durchdringen. Als potenzielles Werkzeug eignen sich die im Vorfeld definierten hybriden Modellstrukturen, die über eine rein kontinuierliche Modellanpassung auf Basis rückgeführter Live-Daten hinausgehen,

indem sie bisher unbekannte Effekte über den datengetriebenen Black-Box-Ansatz berücksichtigen und innerhalb konkreter Wissensstrukturen speichern. Im Gegensatz dazu benötigen rein datenbasierte Modellansätze für eine valide Aussagefähigkeit große Datenmengen zur Durchdringung der beschriebenen Systemverhaltenskomplexität. Hybride Modellstrukturen hingegen reduzieren aufgrund des eingebrachten Vorwissens sowie der im Kontext von *Empiric Learning* neu erlernten Zusammenhänge diese Datenmenge erheblich. Der jeweilige Wissensanteil, abgebildet innerhalb sog. White-Box-Modells, kann innerhalb der hybriden Struktur verschiedene Positionierungen annehmen. Vorwissen kann vor dem Einsatz beispielsweise einer neuronalen Struktur auf der Input-Seite zur Datenanreicherung eingesetzt werden, um bekannte von bisher unbekannten Einflüssen zu trennen. Im Gegenzug können die der Output-Seite einer neuronalen Struktur kontinuierlich zugeführten messbaren Trainingsdaten über bereits bekannte Zusammenhänge angereichert werden. In beiden Fällen steigt die zugrundeliegende Trainingsdatenmenge für den kontinuierlich lernenden Ansatz. Die in Kapitel 3.1 dargestellte Methodik der kontextualisierten Datenbereitstellung befähigt dieses Vorgehen weiter, da diese zu einer erhöhten Vergleichbarkeit der Daten führt, wodurch die nutzbare Datenmenge weiter steigt.

Die beschriebene Vorgehensweise der hybriden Modellierung entspricht vor diesem Hintergrund nur bedingt der in Kapitel 2.2 beschriebenen modellbasierten Datenanalyse, die ebenfalls in den Geltungsbereich einer hybriden Modellstruktur fällt, allerdings in diesem Zusammenhang lediglich deterministische Modelle mit stochastischen Einflüssen verknüpft.

Das zugrundeliegende Potenzial dieser Methodik zur Verbesserung und Generalisierung der Vorhersagegenauigkeit wird anhand der Prozesskraftvorhersage auf Basis des klassischen empirischen Modell-Ansatzes nach Victor Kienzle vorgestellt, Bild 8. Typische Einflüsse auf die Prozesskraft bei Fräsprozessen in der spanenden Bearbeitung sind unter anderem der Vorschub f, die Schnittgeschwindigkeit v_c, der Einstellwinkel K, das zu fertigende Material und die Schnitttiefe a_p, woraus der folgende empirische Zusammenhang entwickelt wurde, der diese Größen vereint:

$$\overrightarrow{F_c} = k_{c1.1} \cdot b_{mess} \cdot \vec{h}_{mess}^{1-m_c}$$

Für eine valide Vorhersage der Prozesskräfte sind neben den geometrischen Eingriffsgrößen vor allem die richtige Ermittlung der technischen Parameter, wie der Materialkennwert, notwendig. Diese müssen über meist aufwändige Verfahren im Vorfeld der Anwendbarkeit bestimmt werden. Durch die zusätzliche Betrachtung der bauteilübergreifenden Prozesshistorie und dem laufenden Zuführen real gemessener Prozesskräfte, z. B. über den am WZL entwickelten Ansatz der Prozesskraftmessung [12], können die dem empirischen Prozesskraftmodell nach Kienzle zugrundeliegenden Modellparameter kontinuierlich angepasst werden, wodurch das Modell zeitvariante Effekte abbilden kann. Dennoch bestehen die Kienzle-Faktoren zu diesem Zeitpunkt aus Mischgrößen, die verschiedene Einflüsse innerhalb eines Parameters abbilden und somit nicht eindeutig einer Ursache zugeordnet werden können. Des Weiteren schließt das sich kontinuierlich parametrierenden Kienzle-Modell lediglich einen Vorhersagefunktionsrahmen der aktuell geltenden Situation ein. Zusammenfassend wird über das Zuführen von Live-Daten im ersten Schritt lediglich ein Abgleich zwischen dem Kienzle-Modell als charakteristischer White-Box-Teil in der hybriden Struktur und den real gemessenen Prozesskräften erreicht. Über die Modell-Erweiterung auf Basis des Black-Box-Ansatzes werden ausschließlich

bisher nicht betrachtete und innerhalb der Historie veränderlichen Informationen verarbeitet und so von den Kienzle-Parametern entkoppelt, sodass eine saubere Trennung potenzieller Ursache-Wirk-Zusammenhänge stattfindet. Dadurch wird das zeitlich veränderliche Verhalten berücksichtigt und nach Art eines menschlichen Gehirns angelernt und gespeichert. Des Weiteren verarbeitet der Black-Box-Anteil in der hybriden Struktur Effekte, für die bislang keine voll parametrischen oder empirischen Herangehensweisen in Form von Prozessvorwissen auf Basis unbekannter Wechselwirkungen vorliegen. Daraus folgt die kontinuierliche Erschließung neuer Ursache-Wirk-Zusammenhänge.

Aufbauend auf der sauberen Entkopplung verschiedener Ursache-Wirk-Effekte betrachtet der bisher beschriebene Ansatz die Transformation einer voll nichtparametrischen Herangehensweise innerhalb des Black-Box-Modells in einen erlernten Zusammenhang, das sog. *Empiric Learning*. Durch den kontinuierlichen Lernprozess besteht die Möglichkeit, gewisse potenzielle Neueffekte bezogen auf die Prozesskraftvorhersage über eine Aktivitätsüberwachung der neuronalen Struktur zu isolieren und daraus empirisch einen neuen Zusammenhang ableiten zu können, was zur Wissensgenerierung in Form einer Übertragung in den White-Box-Teil der hybriden Struktur beiträgt.

Durch dieses Vorgehen steigt die Vorhersagegenauigkeit der Prozesskraft. Des Weiteren ist es möglich, Ursachen von Kraftveränderungen über die erlernten Zusammenhänge sofort zu detektieren. Effekte, wie ein Prozesskraftanstieg aufgrund des zunehmenden Werkzeugverschleiß, können aufgrund der eindeutigen Isolation als valides Feedback bzw. als Entscheidungsgrundlage zurückgespielt werden.

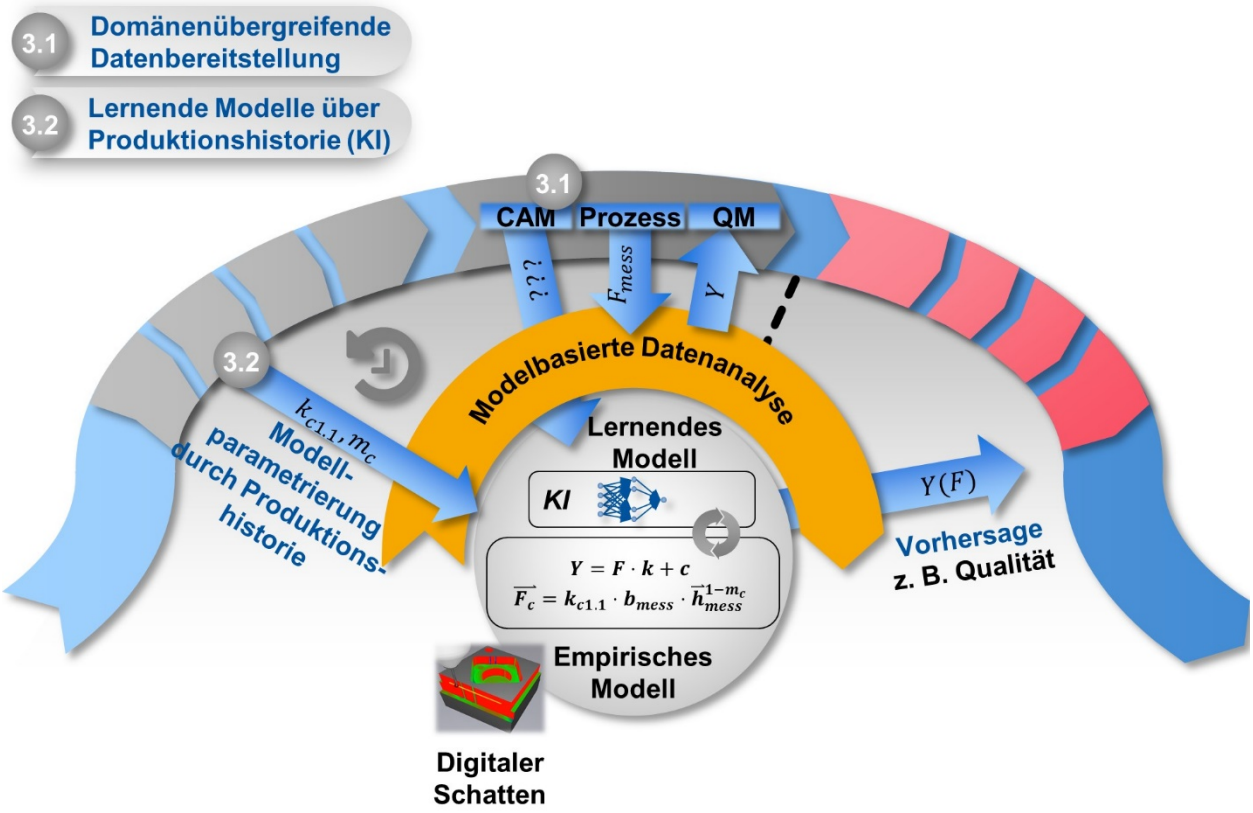


Bild 8: Methodik der kontinuierlich lernenden hybriden Modellierung

Darüber hinaus können Aussagen getroffen werden, wozu durch den Anwender und Nutzer selbst noch nicht einmal die entsprechende Frage gestellt wurde. In zukunftsfähigen

Produktionssystemen werden dem Menschen weiterführende Informationen zur Verfügung gestellt, die konkrete Entscheidung obliegt aber letztlich dem menschlichen Bewusstsein. Viele Informationsbausteine entziehen sich aber der menschlichen Kenntnisse bzw. sind in Gänze nicht mehr zu fassen. Vor diesem Hintergrund müssen die bestehenden Ansätze so erweitert werden, dass Entscheidungen getroffen oder zumindest Handlungsvorschläge automatisiert unterbreitet werden können. Welcher Handlungsvorschlag dann letztlich durch den Menschen akzeptiert wird, kann wiederum zum Lernfortschritt künstlicher Intelligenz beitragen. Somit zählt der Mensch als weiteres Validierungsinstrument, um die vorgeschlagenen Entscheidungen weiter zu präzisieren und zu validieren. Dadurch wird die Qualität der direkten Entscheidungsfeedbacks erhöht, die digitale Geschäftsmodelle erst befähigen. Die domänenübergreifende Datenbereitstellung, Kapitel 3.1, ist in diesem Kontext nicht nur notwendige Voraussetzung für ein kontinuierliches Lernen, sie wird ebenfalls für die Darstellung bisher unbekannter und neu angelernter Ursache-Wirk-Zusammenhänge auf Basis einer kontextualisierten Datenablage genutzt.

4 Lernende Hybrid-Modelle am Beispiel Condition Monitoring von Kugelgewindetrieben

Neben der Qualität und Produktivität nimmt auch die Verfügbarkeit von Produktionsmitteln eine entscheidende Rolle im Produktionsprozess ein. Für eine ausbalancierte Lösung zwischen diesen sich gegenseitig beeinflussenden Größen ist die Lösung eines Zielkonflikts und damit eines multikriteriellen Optimierungsproblems notwendig. Hierzu müssen die Wechselwirkungen zwischen Qualität, Produktivität und Verfügbarkeit einerseits abgebildet und durch ein genaues Anlagen- und Prozessverständnis tiefgreifend verstanden werden [7].

Unternehmen stehen reaktive, periodische und zustandsbasierte Instandhaltungsstrategien zur Verfügung, Bild 9. Bei der reaktiven Instandhaltung werden Maschinenkomponenten bis zum Ausfall betrieben. Hierdurch ergibt sich eine gute Nutzung des Verschleißvorrats wartungsintensiver Komponenten. Nachteilig wirken sich die in der Regel langen Ausfallzeiten, die schlechte Planbarkeit des Ausfallzeitpunktes und die ggfs. reduzierte Qualität produzierter Bauteile aus. Bei der Instandhaltung nach festen Zeitintervallen (vorbeugende Instandhaltung) können diese Nachteile umgangen werden. Aus wirtschaftlicher Sicht ist jedoch mit hohen Kosten für zu ersetzende Komponenten zu rechnen, da der Abnutzungsvorrat dieser Komponenten in der Regel nicht vollständig ausgenutzt wird. Die periodische Instandhaltung ist besonders dann sinnvoll, wenn das Komponentenausfallverhalten durch Erfahrungswissen oder Modelle genau beschrieben werden kann [14].

Bei der zustandsorientierten Instandhaltung wird der Abnutzungsvorrat der zu wartenden Komponenten nahezu vollständig ausgenutzt, indem Instandhaltungsmaßnahmen auf Basis von Zustandsinformationen geplant werden. Hierzu wird der Komponentenzustand häufig auf Basis externer Sensorik erfasst und in der Instandhaltungsplanung verarbeitet. Nachteilig zeigt sich die meist notwendige externe Sensorik sowie, abhängig von der Qualität des verwendeten Modells, eine gewisse Unschärfe in der Vorhersage der verbleibenden Restgebrauchsdauer [14, 15].

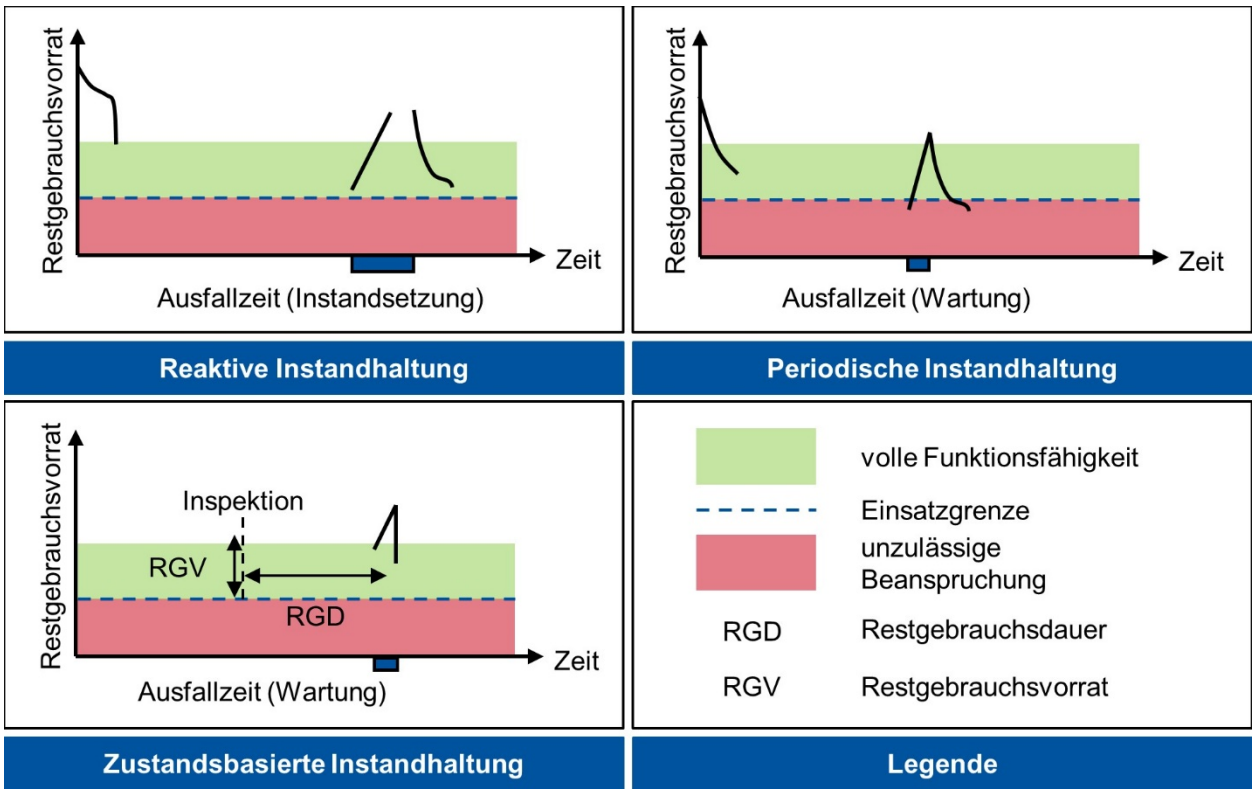


Bild 9: Etablierte Instandhaltungsstrategien nach [15]

Das Ergebnis mehrerer wissenschaftlicher Untersuchungen ist, dass eine reduzierte Verfügbarkeit von Werkzeugmaschinen häufig auf deren Vorschubachsen (Kugelgewindetriebe und Linearführungen) sowie Hauptspindeln zurückzuführen ist. Aufgrund des durch diese Komponenten verlaufenden Kraftflusses ist die Belastung und damit die Lebensdauer der verbauten Komponenten von der Produktivität der Gesamtmaschine abhängig (hohe Inertial- und Prozesskräfte), wodurch der Zielkonflikt zwischen Verfügbarkeit und Produktivität begründet wird [16, 17].

Aufgrund der hohen Relevanz des Kugelgewindetriebs (KGT) für die Verfügbarkeit von Werkzeugmaschinen wird im Folgenden das Konzept eines kontinuierlich lernenden Lebensdauermodells für die Instandhaltungsplanung am Beispiel dieser Maschinen-komponente hergeleitet.

4.1 Erweiterung bisheriger Lebensdaueransätze auf Basis kontinuierlich parametrierender Modelle

Herstellerangaben und Normungstexte liefern Ansätze zur Abschätzung der Lebensdauer von KGT. Aus dem Verhältnis von Tragzahl C_a, die aus Geometrie- und Werkstoffparametern berechnet wird, sowie der äquivalenten dynamischen axialen Belastung F_m wird eine Lebensdauer L in Umdrehungen bzw. Betriebsstunden berechnet:

$$L = (\frac{C_a}{F_m})^3 * 10^6$$

Die Berechnung der äquivalenten dynamischen axialen Belastung basiert dabei auf bei der Auslegung der Vorschubachse angenommenen Lastkollektiven, die, insbesondere in der Kleinserienfertigung, von der realen Belastung deutlich abweichen können. Zusätz-

lich werden bei der oben genannten Lebensdauerberechnung einige Einflussgrößen vernachlässigt oder vereinfacht. Auf Basis von Korrekturfaktoren, die aus Erfahrungswerten stammen, berücksichtigen einige Komponentenhersteller fehlende Einflussgrößen in der Berechnungsmethodik auf Basis der vom Anwender erstellten Nutzungsangaben. Eine genaue Abbildung der Realität kann jedoch unter anderem aufgrund fehlender Live-Informationen der tatsächlichen Belastungskollektive im Produktivbetrieb nicht im Vorfeld erfolgen, wodurch die Planung von Instandhaltungstätigkeiten erschwert wird. An Demonstratoren des Werkzeugmaschinenlabors WZL wird die berechnete Lebensdauer kontinuierlich auf Basis von Historiendaten aus steuerungsinternen Messsystemen aktualisiert. Neben der Auswertung von zurückliegenden Belastungen wurde auch eine Prognose der Restlebensdauer umgesetzt. Hierzu wird die äquivalente dynamische Belastung beispielsweise des letzten Bauteils, des letzten Tages oder des vergangenen Monats herangezogen.

Neben Vereinfachungen in der Lebensdauerberechnung nach DIN ISO 3408-5, die beispielsweise das Fahrprofil oder vorliegende Montageabweichungen unberücksichtigt lässt, muss im industriellen Umfeld zusätzlich zwischen der Lebensdauer und Gebrauchsdauer verwendeter Komponenten unterschieden werden. Erstgenannte bezieht sich lediglich auf den Schadensfall der Ermüdung. In realen Anwendungen liegen jedoch überlagerte Schadensformen bzw. -einflüsse vor, sodass Komponenten mit Wälzkontakten häufig schon vor dem Erreichen der Ermüdungslebensdauer ersetzt werden müssen. Ergebnisse einer Studie des WZL zeigen, dass dies häufig durch eindringende Verschmutzung und dem daraus folgenden abrasiven Verschleiß zu begründen ist. Die mit dieser Verschleißform einhergehende Steifigkeitsreduzierung folgt aus veränderten Kugel- und Laufbahnradien. In einem ersten Stadium kann dieser Effekt durch die Lageregelung der Werkzeugmaschine in Kombination mit einem direkten Wegmesssystem ausgeglichen werden. Im weiteren Verlauf, insbesondere wenn ein Umkehrspiel resultiert, werden Instandhaltungsmaßnahmen notwendig [18].

Die Berücksichtigung weiterer Schadenseinflüsse, die über Ermüdungsschäden hinausgehen, nimmt in der Planung von Wartungsmaßnahmen eine entscheidende Rolle ein. Da einige Einflussgrößen, wie die eingebrachte Verschmutzung, stochastischen Verteilungen unterliegen, ist eine Prognose von Instandhaltungszeitpunkten auf alleiniger Basis von Lastindikatoren mit großen Unsicherheiten verbunden.

Parametrierendes Modell als Wissenserweiterung der Lebensdauertheorie

Für eine erhöhte Vorhersagequalität werden am Werkzeugmaschinenlabor empirische Verschleiß- und Ermüdungsmodelle entwickelt, die weitere Einflussgrößen abbilden als es die Berechnungsmethode nach dem Stand der Technik erlaubt. Zusätzlich erfolgt die Parametrierung dieser Modelle durch das Zurückspielen von Last- und Zustandsinformationen aus dem Produktionsprozess, woraus ein lernender Modell-Ansatz resultiert, Bild 10.

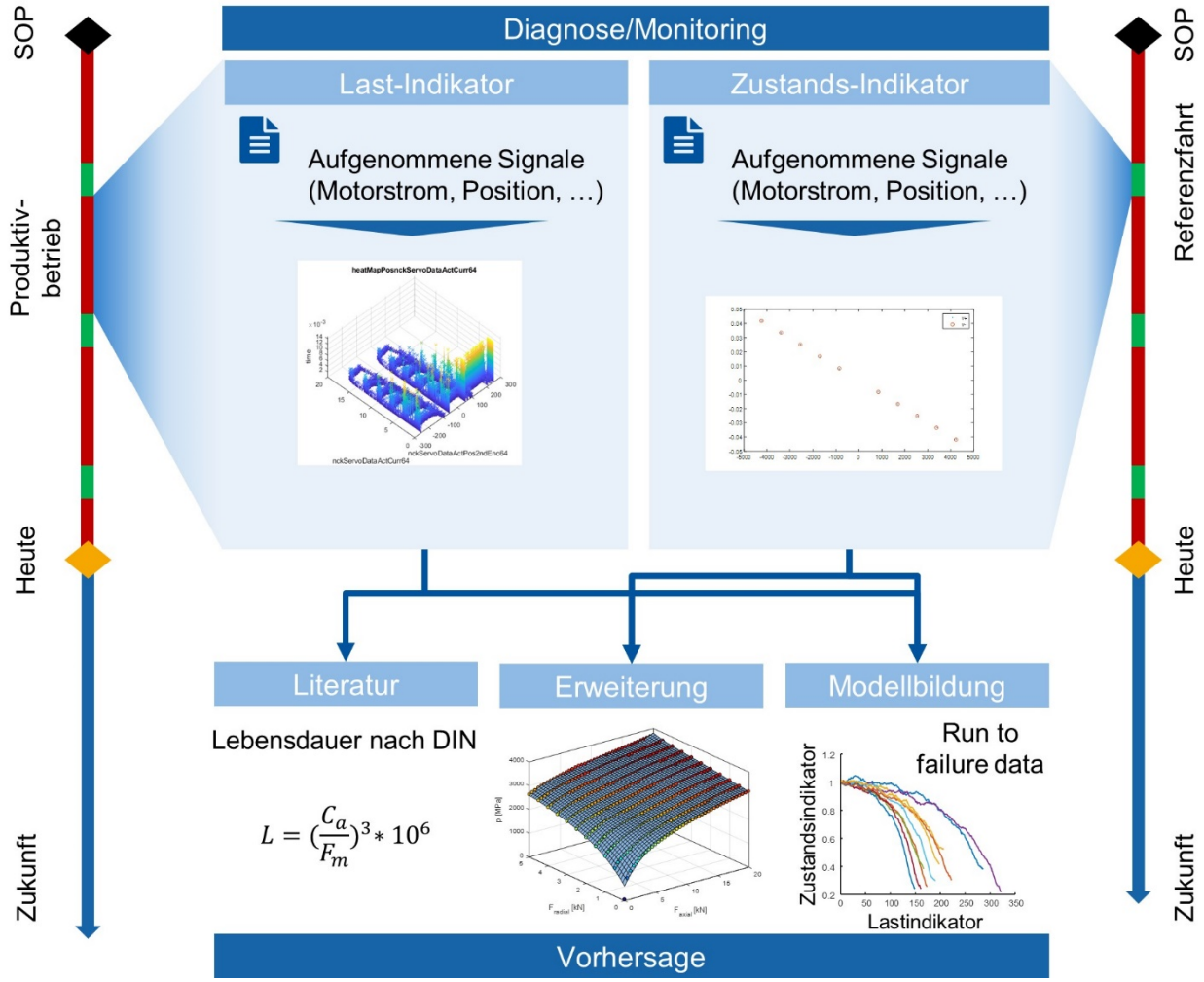


Bild 10: Ansatz zur Parametrierung

Die hierzu notwendigen Zustandsinformationen der Komponenten von Vorschubachsen werden mit Hilfe von Referenzfahrten gewonnen. Es werden Parameter wie der Motorstrom oder die Differenz des direkten und indirekten Wegmesssystems genutzt, die während definierter Fahrbewegungen der Maschinenachsen aufgenommen werden. Die Berücksichtigung des Komponentenzustands in der Berechnung der Restgebrauchsdauer und die damit einhergehende Instandhaltungsplanung ermöglicht somit die Berücksichtigung kombinierter Schadensarten von Maschinenkomponenten.

Aufgrund der vielfältigen Zusammenhänge von Eingangsgrößen, die neben den Last- und Zustands-Indikatoren auch Konstruktionsparameter der Kugelgewindetriebe umfassen, und der Ausgangsgröße Restlebensdauer ist ein rein datengetriebener Ansatz nicht zielführend. Daher wird das lernende Lebensdauermodell mit einem physikalischen Modell, das bereits bekannte und gut erforschte Schadensmechanismen beschreibt, in Form einer hybriden Modellstruktur gekoppelt. Hierzu wird das vorhandene Ermüdungsmodell für Kugelgewindetriebe nach [19], das auf den Arbeiten von Lundberg und Palmgreen aufbaut, genutzt und erweitert.

Erweitertes physikalisches Modell

Herstellerangaben zufolge sind Kugelgewindetriebe lediglich in axialer Richtung zu belasten. Aktuelle Berechnungsgrundlagen basieren auf der Annahme, dass Radial- oder

Momentbelastungen vollständig durch steife, parallel zum KGT verbauten Linearführungen aufgenommen werden, sodass mehrachsige Belastungen keinen Eingang in die Berechnung der Restlebensdauer finden. Im Bereich der Werkzeugmaschinen treten die beschriebenen Zusatzlasten jedoch insbesondere aufgrund von Montageabweichungen zwischen Führungen und KGT auf. Aufgrund der hohen Steifigkeit des Führungssystems führen schon geringe Abweichungen zu hohen Zwangskräften.

Am WZL wurde deshalb eine Erweiterung der vorhandenen Lebensdauertheorie entwickelt, die die Berücksichtigung von Zusatzlasten ermöglicht. Dabei wird ein mehrachsiger Belastungszustand auf eine schadensäquivalente Axialkraft reduziert, die als modifizierte Eingangsgröße der Lebensdauerberechnung auf Basis des Stands der Technik genutzt wird. Die Ermittlung der äquivalenten Axiallast ist dabei an die Berechnung von Schrägkugellagern [20] angelehnt, bei der mit Hilfe von Gewichtungsfaktoren (X, Y) die äquivalente Lagerkraft P_r ermittelt wird, die die gleiche Schädigung zur Folge hat wie eine überlagerte Radial- und Axiallast (F_r, F_a):

$$P_r = X \cdot F_r + Y \cdot F_a$$

Die Modellerweiterung für Kugelgewindetriebe zur Ermittlung einer äquivalenten Axiallast basiert auf der maximalen Hertz'schen Kontaktpressung im Kugelkontakt. Zur Ermittlung der Hertz'schen Kontaktpressungen dient das am WZL entwickelte Simulationsmodell MTPlus [21]. Bild 11 zeigt die maximalen Kontaktpressungen für verschiedene Lastfälle sowie die daraus ermittelte äquivalente Axiallast F'_{axial}.

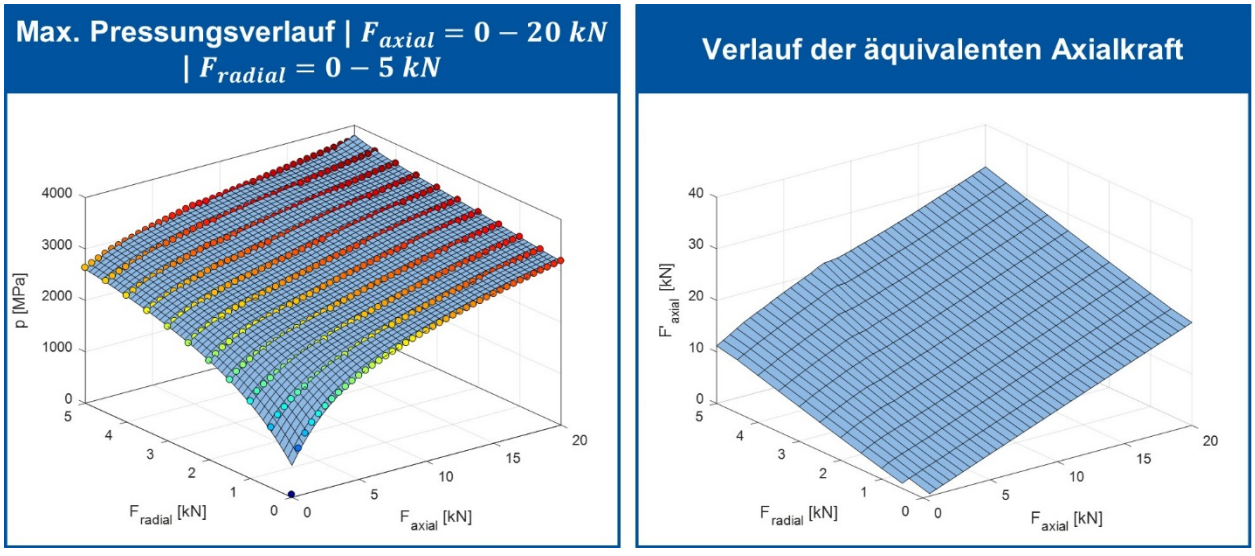


Bild 11: Ermittlung der äquivalenten Axialkraft

Für die effiziente Anwendung dieser Erweiterung muss das beschriebene physikalische Modell in Kombination mit dem lernenden Lebensdauermodell in eine hybride Modellstruktur überführt werden. In einem aktuellen Forschungsansatz werden die in Referenzfahrten aufgenommenen Motorströme dahingehend interpretiert, eine mehrachsige Belastung zu identifizieren. Grundlage ist hier die aufgrund der Verspannung steigende Reibleistung der Komponente. In Vorversuchen konnte ein deutlicher Einfluss auf den Motorstrom nachgewiesen werden. Modelle mit denen sich der Betrag der Fehlausrichtung bzw. der Zusatzlast aus der Reibung bzw. dem Motorstrom ermitteln lässt, werden aktuell erarbeitet.

Die beschriebene Erweiterung findet besonders dann Anwendung, wenn die Ausrichtung von Bauteilen der Vorschubachse in Folge eines Crashs außerhalb von Herstellervorgaben liegt. Weiterhin wird die Methode in der Auslegung von Kugelgewindetrieben in alternativen Anwendungen wie dem Kfz-Lenkgetriebe, in denen auf parallel angeordnete Führungen verzichtet wird, eingesetzt.

4.2 Maschinenübergreifende Datenerfassung als Grundlage lernender Modelle zur Lebensdauerschätzung

Komponenten von Vorschubachsen werden in der Regel für eine Betriebszeit von ca. 20.000 h ausgelegt. Für den Aufbau eines zuverlässigen Lebensdauermodells, das unter Berücksichtigung verschiedener Versagensarten eine Prognose der Restlebensdauer von Maschinenkomponenten erstellt, wird eine Vielzahl von Trainingsdaten benötigt. Da ein derart hoher Versuchsaufwand weder unter wirtschaftlichen noch nachhaltigen Gesichtspunkten sinnvoll umsetzbar ist, wird die notwendige Datenmenge durch die Nutzung bekannter Ursache-Wirk-Zusammenhänge reduziert, während die zugrundeliegende Datengrundlage auf Basis der Informationsabstrahierung erhöht wird. Am Beispiel des KGT befähigt dieses Vorgehen die produktions- und maschinenintegrierte Versuchsdurchführung. Hierzu werden steuerungsinterne Daten von Werkzeugmaschinen im Produktionsbetrieb sowie auf Basis durchgeführter Referenzfahrten aufgenommen, Bild 12.

Über die Edge-Lösung wird im ersten Schritt die Grundlage geschaffen, unternehmens- und branchenübergreifend Felddaten zu sammeln. Das am WZL entwickelte Simulationsprogramm MTPlus ermöglicht es dabei, verschiedene Baugrößen und Bauarten von in Werkzeugmaschinen eingesetzten Kugelgewindetrieben untereinander vergleichbar zu machen. Hierzu werden die Komponenten durch die Berücksichtigung von Geometrieparametern auf den Kugelkontakt reduziert, wodurch auch Belastungskennwerte auf diesen bezogen werden können. Die Verknüpfung mit Zustandsparametern, beispielsweise der lebensdauerabhängigen axialen Steifigkeit im KGT, die auf Kontaktbedingungen zurückgeführt werden kann, ermöglicht in einem ersten Schritt die Analyse des Ist-Zustands der jeweiligen Komponente. Auf Basis der in Kapitel 3 vorgestellten Methodik ist eine Vorhersage bzw. Prognose der Restlebensdauer für KGT ausschließlich möglich, wenn Informationen aus der Belastungshistorie produktionsintegriert und -übergreifend für ein kontinuierlich lernendes Modell genutzt werden.

Vor diesem Hintergrund werden die aufgenommenen Signale statt in Zeitreihen aggregiert in mehrdimensionalen sog. Heatmaps gespeichert, wodurch der Speicherbedarf und die Zugriffzeiten deutlich reduziert werden. Weiterhin sind gefertigte Bauteile durch das Clustern der Daten nicht nachvollziehbar bzw. reproduzierbar, wodurch auch ein unternehmensübergreifender Aufbau von Wissensdatenbanken ermöglicht wird.

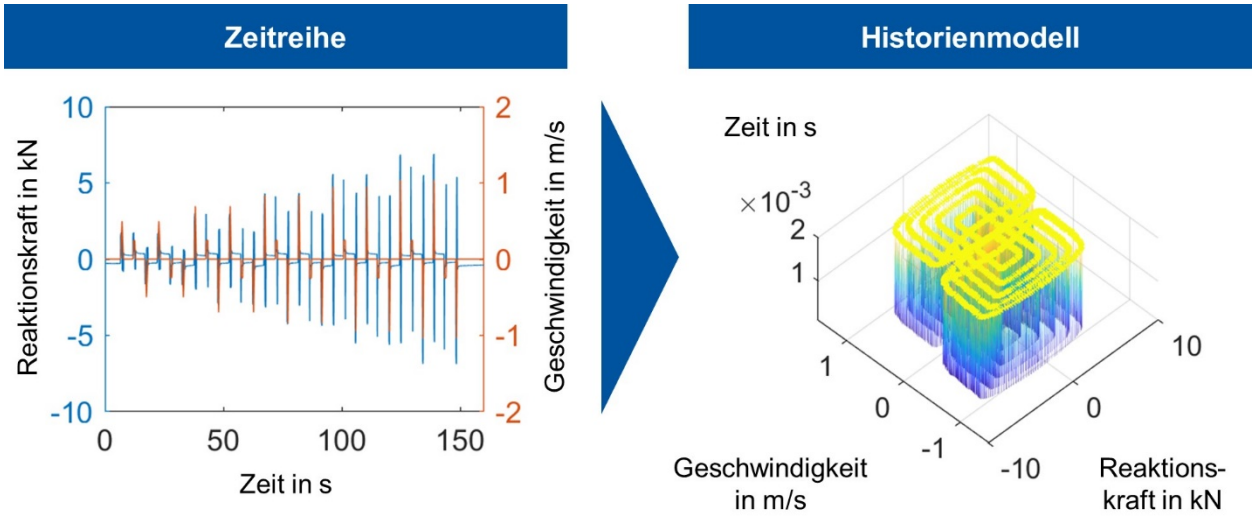


Bild 12: Historienmodell eines KGT

In aktuellen Betrachtungsmodellen kann der Einfluss von Material- und Gestaltungsparametern wie dem Kugelrückführungssystem, der Toleranzklasse oder dem Abstreifersystem auf der Ebene des Kugelkontakts nicht berücksichtigt werden. Angelehnt an die vorgestellte Methodik kontinuierlich lernender Hybrid-Modelle wurde ein Konzept entwickelt, welches das noch in der Entwicklung befindliche Restlebensdauermodell durch weitere relevante Metadaten, wie die Art der Schmierung, des betrachteten Prozesses (Fräs- oder Schleifprozess), etc. erweitern wird. Dieses Modell kombiniert und verknüpft definierte Last-, Zustand- und Metadaten eines KGT auf Kugelkontaktebene und entspricht daher einer hybriden Modellstruktur in Form eines sog. Grey-Box-Modells. Bisher unbekannte Einflüsse auf die Restlebensdauer werden fortlaufend auf Basis vorhandener und neu erhobener Daten aus dem produktionsübergreifenden Reallabor basierend auf dem vorgestellten Historienmodell, Bild 12, dem Black-Box-Anteil der hybriden Struktur zugeführt. In seiner Architektur ist dieser Teil befähigt, bisher unbekannte Zusammenhänge zu detektieren und so zu lernen, dass eine dauerhafte Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit in Kombination mit dem White-Box-Teil erzielt werden kann. Innerhalb des Reallabors lassen sich somit die angeschlossenen Maschinen auf der einen Seite als Lieferant zur Verbesserung der Prognosezuverlässigkeit der Restlebensdauer von Kugelgewindetrieben charakterisieren. Auf der anderen Seite profitieren diese im Umkehrschluss direkt von der Vorhersage der Restlebensdauer auf Basis des aktuellen Modellgenauigkeitszustands der kontinuierlich lernenden Struktur. Eine prototypische Umsetzung des Ansatzes wird zum *AWK'21* vorgestellt.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die Verfügbarkeit von industriellen Produktionsdaten in einer vernetzten Systemlandschaft fungiert als technischer Enabler, die Relevanz von Themen wie die Künstliche Intelligenz (KI) beziehungsweise Methoden des datengetriebenen Machine Learning zu steigern, wodurch sich neue Potenziale ergeben. In der Vergangenheit konnte das Werkzeugmaschinenverhalten als Einzelsystem durch komplexe physikalische Modelle basierend auf analytischen oder empirischen Grundlagen bereits gut approximiert werden. Eine Anwendung solcher Modelle in einer industriellen Fertigung scheiterte allerdings häufig sowohl an der fehlenden Übertragbarkeit von Modellen aufgrund von veränderten Rahmenbedingungen als auch an deren Echtzeitfähigkeit. Auch in Zukunft ist das Ziel,

solche Modelle, beispielsweise zur Vorhersage des Ausfallverhaltens von Maschinenkomponenten sowie zur Prognose des Stabilitätsverhaltens von Werkzeugmaschinen, zu entwickeln und zu erweitern. Durch die vernetzte Produktionslandschaft entsteht jedoch zusätzlich die einmalige Möglichkeit, jedes fertigende System als „Prüfstand“ zu nutzen, um die bisherigen Modellgrenzen und die -übertragbarkeit mit Hilfe der Methoden des Machine Learning zu erweitern und dadurch die Vorhersagegenauigkeit des prognostizierten Systemverhaltens zu erhöhen.

Dieser Beitrag liefert einen methodischen Überblick über das Vorgehen zur Ausschöpfung des großen Potenzials maschineller Lernansätze bei richtiger Anwendung in der Produktion und rundet das Vorgehen mit einem konkreten Anwendungsbeispiel des Lehrstuhls für Werkzeugmaschinen auf Basis letztjähriger Ergebnisse aus der Forschung ab. Zum *AWK'21* tragen weitere aufeinander aufbauende Anwendungsbeispiele in Form konkreter Demonstratoren dazu bei, die Vorteile des vorgestellten Ansatzes als Grundlage einer zukünftig intelligenten Produktion zu verstehen.

Literatur

[1] Klocke, F.: Fertigungsverfahren 1. Zerspanung mit geometrisch bestimmter Schneide. 9. Auflage. Berlin: Springer, 2018.

[2] acatech (Hrsg.): Kompetenzen für Industrie 4.0. Qualifizierungsbedarfe und Lösungsansätze. URL: https://www.acatech.de/wp-content/uploads/2018/03/161205_KF_de_POS_Kompetenzentwicklung_fin.pdf [Stand: 28.04.2020].

[3] Wellmann, F.: Datengetriebene, kontextadaptive Produktivitätssteigerung von NC-Zerspanprozessen. Diss. RWTH Aachen, 2019.

[4] NC-Fertigung: Die Zukunft heißt Siemens Sinumerik ONE. URL: https://www.nc-fertigung.de/die-zukunft-heisst-siemens-sinumerik-one [Stand: 28.04.2020].

[5] Brecher, C.; Daniels, M.; Wellmann, F.; Neus, S.; Epple, A.: Realisierung effizienter Zerspanprozesse. Ergebnisbericht des BMBF Verbundprojekts ReffiZ. Aachen: Shaker, 2015.

[6] Zeroudi, N.; Fontaine, M.; Necib, K.: Prediction of cutting forces in 3-axes milling of sculptured surfaces directly from CAM tool path. In: Journal of Intelligent Manufacturing. 23. Jg., 2012, Nr. 5, S. 1573–1587.

[7] Brecher, C.; Epple, A.; Fey, M.; Königs, M.; Neus, S.; Wellmann, F.: Lernende Produktionssysteme. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): AWK Aachener Werkzeugmaschinen Kolloquium 2017. Internet of Production für agile Unternehmen. Aachen, 18.-19. Mai 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 135-161.

[8] Brecher, C.; Wiesch, M.; Neus, S.: Prozessparallele Qualitätssicherung in der spanenden Fertigung. In: Werkstoffe in der Fertigung. 56. Jg., 2019, Nr. 3, S. 21–22.

[9] Knape, S.; Königs, M.; Epple, A.; Brecher, C.: Increasing Accuracy of Material Removal Simulations by Modeling Workpiece Deformation Due to Clamping Forces. In: Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): Advances in Production Research. Proceedings of the 8th Congress of the German Academic Association for Production Technology (WGP), Aachen, November 19-20, 2018. Cham: Springer, 2019, S. 72-80.

[10] Yamada, Y.; Kakinuma, Y.: Sensorless cutting force estimation for full-closed controlled ball-screw-driven stage. In: The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 87. Jg., 2016, Nr. 9-12, S. 3337–3348.

[11] Fey, M.; Epple, A.; Kehne, S.; Brecher, C.: Verfahren zur Bestimmung der Achslast auf Linear- und Rundachsen. Patentschrift (2016) DE102016013890.

[12] Brecher, C.; Eckel, H.-M.; Motschke, T.; Fey, M.; Epple, A.: Estimation of the virtual workpiece quality by the use of a spindle-integrated process force measurement. In: CIRP Annals. 68. Jg., 2019, Nr. 1, S. 381–384.

[13] Königs, M.; Wellmann, F.; Wiesch, M.; Epple, A.; Brecher, C.: A scalable, hybrid learning approach to process-parallel estimation of cutting forces in milling applications. In: Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): 7. WGP-Jahreskongress Aachen, 5.-6. Oktober 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 425-432.

[14] Hölbfer, S.: Modell zur Auswahl von Instandhaltungsstrategien in anlageintensiven Industriebetrieben. Diss. Univ. Loeben, 2014.

[15] Obdenbusch, M.: Referenzarchitektur für cloudbasiertes Condition Monitoring am Beispiel von Verpackungsmaschinen. Diss. RWTH Aachen, 2018.

[16] Brecher, C.; Witt, S.; Klein, W.: Werkzeugmaschinen-Komponenten mit Sensorik und Signalanalyse überwachen. URL: https://www.maschinenmarkt.vogel.de/werkzeugmaschinen-komponenten-mit-sensorik-und-signalanalyse-ueberwachen-a-140041/?p=2 [Stand: 28.04.2020].

[17] Schopp, M.: Sensorbasierte Zustandsdiagnose und -prognose von Kugelgewindetrieben. Diss. KIT, 2009.

[18] Brecher, C.; Biernat, B.; Frenken, T.; Fey, M.: Verschmutzungsuntersuchungen an Kugelgewindetrieben. In: Ingenieurspiegel. 12. Jg., 2019, Nr. 3, S. 46–48.

[19] DIN Deutsches Institut für Normung e. V.: Kugelgewindetriebe – Teil 5: Statische und dynamische axiale Tragzahl und Lebensdauer (2011) DIN ISO 3408-5. Berlin.

[20] DIN Deutsches Institut für Normung e.V.: Wälzlager – Dynamische Tragzahlen und nominelle Lebensdauer (2010) DIN ISO 281. Berlin.

[21] Brecher, C.; Eßer, B.; Falker, J.; Kneer, F.; Fey, M.: Modelling of ball screw drives rolling element contact characteristics. In: CIRP Annals. 67. Jg., 2018, Nr. 1, S. 409–412.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 3:

Prof. Dr.-Ing. Christian Brecher, WZL der RWTH Aachen
Benedikt Biernat, WZL der RWTH Aachen
Marcel Fey, WZL der RWTH Aachen
Janis Ochel, WZL der RWTH Aachen
Marian Wiesch, WZL der RWTH Aachen

3.1 Funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten

Ein daten- und modellbasierter Ansatz

T. Bergs, J. Brimmers, G. Kappmeyer, C. Löpenhaus, F. Scheffler, U. Thies, N. Troß, J. Wemhöner, H. Yakaria

Gliederung

1 Was ist Rückverfolgbarkeit? 211
1.1 Externe Rückverfolgbarkeit 211
1.2 Interne Rückverfolgbarkeit 212
1.3 Funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten 213
2 Daten- und modellbasierte Produktion 214
2.1 Data Analytics 215
2.2 Model-Based Data Analytics 216
2.3 Herausforderungen bei der Implementierung 216
3 Digitaler Zwilling in der Zahnradfertigung 218
4 Datenschnittstelle 221
5 Vision - (Traum)fabrik der Zukunft 222
6 Fazit und Ausblick 223

Kurzfassung

Funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten

Der Weg vom Rohteil zum einsatzfertigen Produkt kann mit unterschiedlichen Prozesstechnologien beschritten werden, die sich in ihrer Eignung zur Bearbeitung eines Bauteils, der erzielbaren Bauteilfunktionalität sowie der Wirtschaftlichkeit unterscheiden. Zur Sicherstellung der Bauteilfunktionalität spielt die Rückverfolgbarkeit eine entscheidende Rolle. Denn im Falle eines Qualitätsproblems muss der Hersteller in der Lage sein, umgehend die Fehlerursache zu identifizieren und wirksame Maßnahmen zu dessen Behebung zu ergreifen. In der Regel werden hohe Anforderungen an die Beherrschung der Fertigungsprozesskette hinsichtlich Verfügbarkeit, Qualität und Wirtschaftlichkeit (Produktivität) gestellt. Die in den einzelnen Fertigungsschritten aufgezeichneten Daten müssen zu jeder Zeit verfügbar sein und aktuelle Informationen über das Bauteil, die vorangegangen Prozesse sowie die verwendeten Produktionsmittel enthalten.

Ein datenbasierter Ansatz zur Prozessgestaltung bietet das Potenzial, die Fertigungsprozesse effizienter zu gestalten und gleichzeitig einen höheren Informationsgehalt für die Rückverfolgbarkeit zu generieren. Eine Kopplung mit Prozessmodellen erlaubt die nachhaltige Abbildung funktionaler Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge und somit eine technologische Abstimmung der einzelnen Prozessschritte hinsichtlich der resultierenden Bauteileigenschaften. Ziel ist es, die Funktionalität des Bauteils sicherzustellen, ohne dass der laufende Betrieb eingestellt wird.

Abstract

Functional Traceability of Process Chains

The path from the raw part to the ready-to-use product can be taken with different process technologies, which differ in their suitability for processing a component, the achievable component functionality and the economic efficiency. Traceability plays a decisive role in ensuring component functionality. In the event of a quality problem, the manufacturer must be able to identify the cause of the fault immediately and take effective measures to rectify it. As a rule, high demands are placed on the control of the manufacturing process chain with regard to availability, quality and efficiency (productivity). The data recorded in the individual production steps must be available at all times and contain up-to-date information about the component, the preceding processes and the production resources used.

A data-based approach to process design offers the potential to make manufacturing processes more efficient and at the same time generate a higher information content for traceability. A coupling with process models allows the sustainable mapping of functional cause-effect relationships and thus with a technological coordination of the individual process steps with regard to the resulting component properties. The aim is to ensure the functionality of the component without stopping the current operation.

1 Was ist Rückverfolgbarkeit?

Der Begriff *Rückverfolgbarkeit* (englisch *Traceability*, von *Trace* „Spur“ und *Ability* „Fähigkeit“) ist vielfältig und kann je nach Industriebereich unterschiedlich definiert sein. In der System- und Softwareentwicklung bezeichnet Rückverfolgbarkeit die Zuordenbarkeit von Anforderungen zu beliebigen Artefakten über den gesamten Entwicklungsprozess [1, 2]. Im produzierenden Gewerbe (z. B. Automobil-, Lebensmittel- und Pharmaindustrie) wird die Rückverfolgbarkeit als die Fähigkeit verstanden, alle Prozesse von der Rohstoffbeschaffung über die Produktion bis hin zum Verbrauch und zur Entsorgung zu verfolgen [3]. Die Internationale Organisation für Normung (ISO) hat in der ISO 9000 die Rückverfolgbarkeit wie folgt definiert:

„*Möglichkeit, den Werdegang, die Verwendung oder den Ort eines Objektes zu verfolgen. Bei einem Produkt oder einer Dienstleistung kann sich Rückverfolgbarkeit beziehen auf die Herkunft von Werkstoffen und Teilen, auf den Ablauf der Verarbeitung sowie auf die Verteilung und den Standort des Produkts oder der Dienstleistung nach Auslieferung.“* [4]

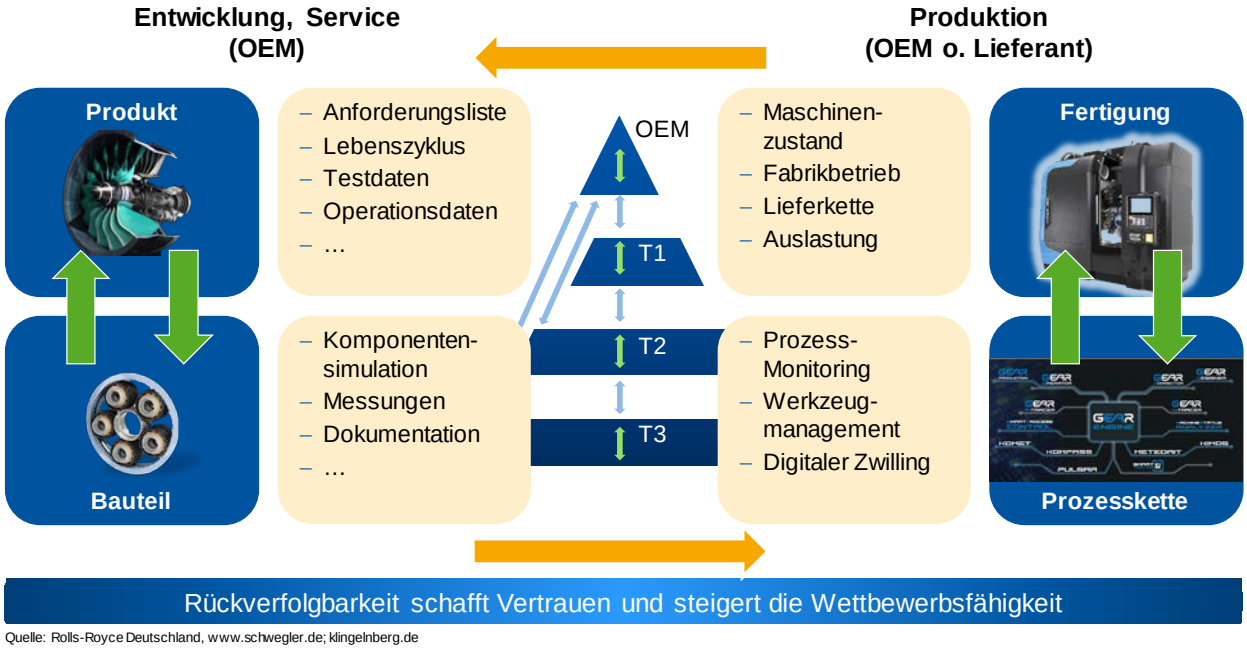
Die Rückverfolgbarkeit spielt somit eine entscheidende Rolle im Qualitätsmanagement. Denn im Falle eines Qualitätsproblems muss der Hersteller in der Lage sein, umgehend die Ursache zu identifizieren und wirksame Maßnahmen zu dessen Behebung zu ergreifen. Eine zu langsame oder unzureichende Antwort erzeugt Misstrauen bei Kunden oder Geschäftspartnern und ist somit schädlich für das Unternehmen [3]. Um die Rückverfolgbarkeit sicherzustellen, stellt die ISO 9001 Mindestanforderungen an die Produktkennzeichnung: Erstens müssen Produkte mit geeigneten Mitteln eindeutig gekennzeichnet werden. In der Produktionstechnik kommen hierfür insbesondere 2D-Darstellungsformate, beispielsweise Data Matrix Codes (DMC), als Identifikationssymbol zum Einsatz. Zweitens muss während der gesamten Produktion der Status der Ergebnisse in Bezug auf die Überwachungs- und Messanforderungen gekennzeichnet werden. Drittens müssen die dokumentierten Informationen aufbewahrt werden, sofern sie notwendig sind, um eine Rückverfolgbarkeit zu gewährleisten. [5]

Trotz unterschiedlicher Sichtweisen, kann der Begriff der Rückverfolgbarkeit in zwei Hauptaspekte unterteilt werden: Einerseits in die Rückverfolgbarkeit der Fertigungs- und Lieferkette (externe Rückverfolgbarkeit) und andererseits in die interne Rückverfolgbarkeit.

1.1 Externe Rückverfolgbarkeit

Rückverfolgbarkeit innerhalb der Fertigungs- und Lieferkette (externe Rückverfolgbarkeit) bedeutet, dass der Verlauf von der Beschaffung von Rohstoffen und Teilen bis hin zu deren maschineller Bearbeitung, Montage, Vertrieb und Verkauf verfolgt werden kann, vgl. Bild 1. Die Hersteller können überwachen, wohin ihre Produkte geliefert wurden, während Unternehmen und Kunden verstehen können, welchen Weg die Produkte, welche sie in den Händen halten, genommen haben. Hersteller können so einfacher die Ursache herausfinden und Produkte zurückrufen, falls im Zusammenhang mit ihren Produkten unerwartete Probleme auftreten sollten. Vor allem in der Automobilindustrie wird die Rückverfolgbarkeit vorangetrieben. Sie wird in der Regel zur Vermeidung von Rückrufaktionen, zur Schadensminimierung sowie zur Sicherung des Qualitätsmanagements angewandt. Die Herausforderung besteht darin, die Daten von der Fertigung bis zur Entsorgung individuell für zehntausende Bauteile zu überprüfen und die sich im Laufe der Zeit wandeln-

den Gesetze und Richtlinien einzuhalten. Neben der Automobilindustrie haben Unternehmen von sicherheitsrelevanten Bauteilen, z.B. Luftfahrt- oder Medizintechnik, ein hohes Bedürfnis nach Rückverfolgbarkeit ihrer Bauteile. Insbesondere zertifizierte Bauteile unterliegen hohen Anforderungen an die Bauteil- und Prozess(ketten)dokumentation. Zudem schreitet die Globalisierung zügig voran, während sich der Kosten- und Terminwettbewerb in den letzten Jahren verschärft hat, weshalb die Wichtigkeit der Rückverfolgbarkeit weiter zunimmt. Es besteht ein dringender Bedarf für den Aufbau eines Verlaufsmanagementsystems aus einer globalen Perspektive, das sowohl innerhalb als auch außerhalb der Produktionsanlagen eingesetzt werden kann. [3]



Quelle: Rolls-Royce Deutschland, www.schwegler.de; klingelnberg.de

Bild 1: Rückverfolgbarkeit der Fertigungs- und Lieferkette

1.2 Interne Rückverfolgbarkeit

Interne Rückverfolgbarkeit bedeutet, dass die Bewegung von Produkten in einem bestimmten, klar eingegrenzten Bereich innerhalb einer in sich geschlossenen Kette überwacht wird, wie zum Beispiel in einem einzelnen Unternehmen oder Werk. Im Vergleich zur externen Rückverfolgbarkeit findet kein Informations- und Materialaustausch oder Verantwortlichkeitswechsel über diese definierten Grenzen statt.

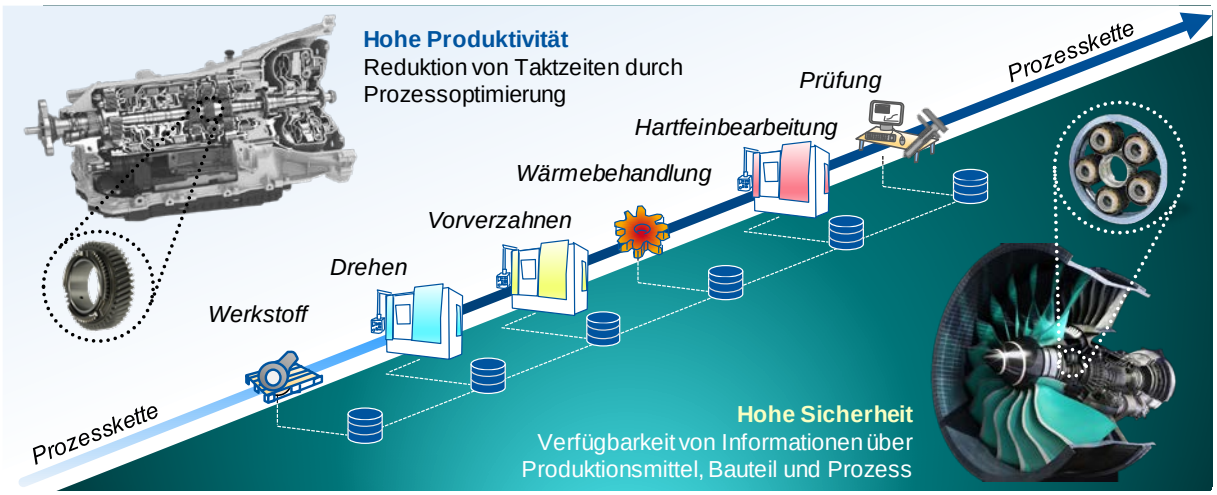
Ein Werk für Getriebemontage beschafft beispielsweise Komponenten wie Verzahnungen und Lager von Lieferanten und montiert diese. Zusätzliche notwendige Arbeitsschritte beinhalten die Verwaltung und Nutzung der Fertigungs- sowie der Prüfergebnisse der Bauteile. Hier stellt das Werk die definierte Grenze dar.

Ein weiterer Aspekt der internen Rückverfolgbarkeit ist das Teilemanagement. Hier dient die Rückverfolgbarkeit der Steuerung und dem Betrieb mehrfach verwendeter Teile wie Werkzeugen und Vorrichtungen. Zur individuellen Identifizierung werden eindeutige Seriennummern auf jedem Werkzeug angebracht, beispielweise in Form von 2D-Codes. Auf diese Weise können Werkzeuginformationen (Name, Hersteller, usw.) verwaltet sowie Querverweise zu Fertigungsaufträgen hinterlegt werden. Weitere Informationen wie die Anzahl der Nachschleifvorgänge können inklusive Zeitstempel erfasst und verwaltet werden, um die Produktqualität zu stabilisieren.

1.3 Funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten

Die *funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten* ist ein Teilaspekt der Produktionstechnik und kann sowohl der internen als auch der externen Rückverfolgbarkeit zugeordnet werden. In vielen Fällen kann der Weg vom Rohteil zum einsatzfertigen Produkt mit unterschiedlichen Prozesstechnologien beschritten werden, die sich in ihrer geometrisch-kinematischen Eignung zur Bearbeitung eines Bauteils, der erzielbaren Bauteilqualität, der Randzoneneigenschaften sowie der Wirtschaftlichkeit unterscheiden. In vielen Fällen setzt sich die Prozesskette hochbeanspruchter Bauteile aus einer Weichbearbeitung, einer Wärmebehandlung und einer abschließenden Hartbearbeitung zusammen. Ein Beispiel für eine hoch spezialisierte Prozesskette ist die Verzahnungsfertigung. [6, 7]

Je nach Branche unterscheiden sich die spezifischen Anforderungen, die an die Rückverfolgbarkeit einer Prozesskette gestellt werden, vgl. Bild 2. In der Massenproduktion (z. B. Automobilindustrie) steht die Reduktion von Taktzeiten bei gleichzeitiger Sicherstellung der Qualität und Funktionalität der Bauteile im Vordergrund. Bauteile mit hohen Anforderungen an Sicherheit - z. B. die im UltraFan™ der Firma ROLLS ROYCE eingesetzten Planetengetriebe - müssen die definierten Qualitätsanforderungen entlang der gesamten Fertigungskette nachweisbar einhalten.



Quelle: ZF Friedrichshafen, Rolls-Royce

Bild 2: Funktionale Rückverfolgbarkeit von Prozessketten

In beiden Fällen werden hohe Anforderungen an die Beherrschung der Fertigungsprozesskette hinsichtlich Verfügbarkeit, Qualität und Wirtschaftlichkeit (Produktivität) gestellt. Die in den einzelnen Fertigungsschritten aufgezeichneten Daten müssen zu jederzeit verfügbar sein und aktuelle Informationen über das Bauteil, die vorangegangen Prozesse sowie die verwendeten Produktionsmittel enthalten.

Ein daten-und modellbasierter Ansatz zur Prozessgestaltung bietet hier das Potenzial, die Fertigungsprozesse effizienter zu gestalten und gleichzeitig einen höheren Informationsgehalt für die Rückverfolgbarkeit zu generieren. Beispielsweise kann durch die Verknüpfung von Spindelleistungssignalen aus der Werkzeugmaschine mit Regressionsmodellen Werkzeugverschleiß frühzeitig detektiert werden (Prozessüberwachung). So kann die Qualität des Bauteils sichergestellt werden, ohne dass der laufende Betrieb eingestellt werden muss. Gleichzeitig werden für die Rückverfolgbarkeit wertvolle Informationen über den Fräserzustand (Werkzeugverschleiß) sowie die Spindelleistung, die während der Bearbeitung des Werkstücks vorlag, generiert. Mit Methoden, wie z. B. Maschinellem

Lernen, können diese Daten weiterverwendet werden, um aus ihnen zu lernen und die Prozesse für künftige Bearbeitungsaufgaben stabiler und effizienter zu gestalten.

Die Kopplung mit Prozessmodellen erlaubt die nachhaltige Abbildung funktionaler Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge und somit eine technologische Abstimmung der einzelnen Prozessschritte hinsichtlich der resultierenden Bauteileigenschaften. Zur Implementierung dieses Ansatzes liegen folgende Fragestellungen vor:

- Was sind die Voraussetzungen für eine daten- und modellbasierte Prozessbeschreibung?
- Wie können die einzelnen Prozesse bestmöglich beschrieben werden und welche Daten werden hierfür benötigt?
- Wie können diese Daten intern im Unternehmen und extern zwischen Unternehmen ausgetauscht werden?
- Wo sind offene Handlungsfelder für die Implementierung von Rückverfolgbarkeitssystemen?
- Was ist der erwartete Mehrwert der Rückverfolgbarkeit für die Produktionstechnik?

2 Daten- und modellbasierte Produktion

Wirtschaftlicher Erfolg kann nur dann erzielt werden, wenn die technischen und technologischen Anforderungen an den Fertigungsprozess und die Bauteileigenschaften erfüllt werden. Daher ist es erforderlich, Modelle und Daten zu nutzen, welche die Besonderheiten unterschiedlicher Fertigungstechnologien abbilden und somit eine korrekte Prozessauswahl sowie Einstellung bzw. Kompensation einzelner Prozessschritte zur Erzielung einer gewünschten Funktionalität des Bauteils erlauben. Sogenannte Data Analytics Methoden erzeugen aus den vorliegenden Fertigungsdaten Informationen, indem mathematische Zusammenhänge (z. B. Korrelationen) zwischen Prozess- oder Bauteilparametern visualisiert werden. Durch empirisches Erfahrungswissen und Technologieverständnis der physikalischen Gesetzmäßigkeiten können Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge in den analysierten Daten identifiziert werden, wodurch das reale Prozessverhalten und Schadensereignisse im Fertigungsbetrieb besser vorhergesagt und der Prozess so robuster ausgelegt werden kann, vgl. Bild 3. [6]

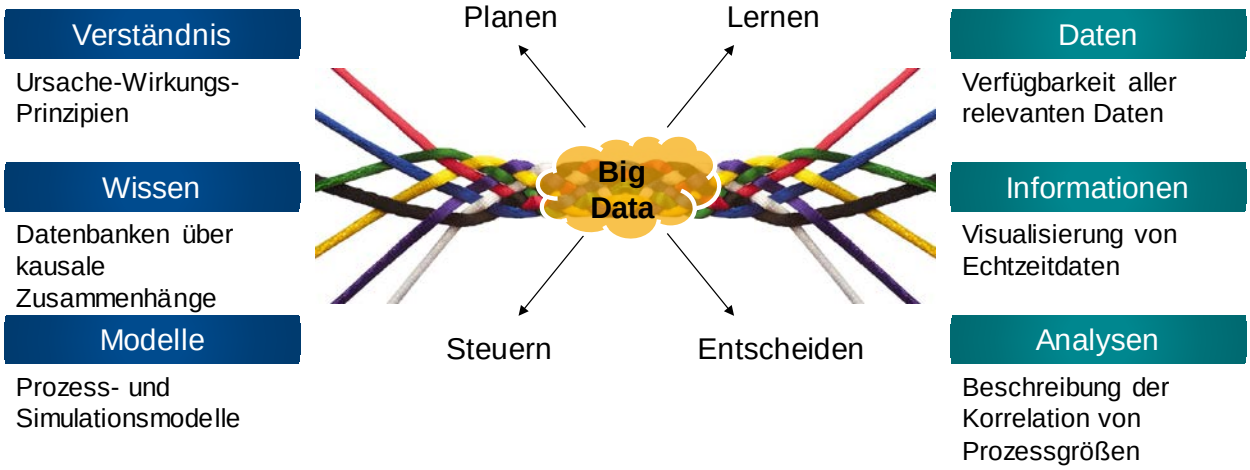


Bild 3: Verknüpfung von Technologie und Prozesswissen

2.1 Data Analytics

Der erste Schritt zur Schaffung einer datenbasierten Fertigungsoptimierung ist die Aufnahme und Speicherung aller relevanten Fertigungsdaten. Die während der Bearbeitung erzeugten Prozessgrößen, wie z.B. Verschleiß, Vibration oder Temperatur, können mittels geeigneter Sensorik gemessen und in Form von Datensätzen ausgelesen werden. Das Ziel der Weiterentwicklung der Prozessdatenaufnahme ist die Steigerung der Transparenz über die realen Wechselwirkungen zwischen Werkzeug und Werkstück in der Eingriffszone. Dadurch können die tatsächlichen Zusammenhänge zwischen den voreingestellten Prozessparametern und dem Bearbeitungsergebnis nachvollziehbar ausgewertet werden. Des Weiteren können bisher unbekannte Störgrößen und Einflussfaktoren identifiziert und reduziert sowie statistische Einflüsse abgebildet werden. Ebenfalls ist es durch die Datenanalyse möglich die Prozesse kontinuierlich zu überwachen.

Aus der Datenmenge lassen sich durch Data Analytics Methoden verschiedenste Korrelationen, Cluster, Klassifikationen oder Regressionen innerhalb der Daten erkennen, die anschließend als Informationen dem Nutzer bereitstehen. Innerhalb der Data Analytics Methoden existieren verschiedenen Ausbaustufen, die jeweils unterschiedliche Zielsetzungen verfolgen:

- Descriptive Analytics: Ereignisse und Zusammenhänge beschreiben
- Diagnostic Analytics: Ereignisse und Zusammenhänge verstehen
- Predictive Analytics: Ereignisse vorhersagen
- Prescriptive Analytics: Ereignisse vorausplanen

In Zukunft werden sich Data Analytics Methoden als Bestandteil der Produktionsoptimierung von einer rückwirkend erklärenden hin zu einer proaktiv eingreifenden bzw. steuernden Rolle wandeln. Vielen Unternehmen stehen die zur Auswertung notwendigen Daten bereits heute zur Verfügung. Die relevanten Daten zu identifizieren und diese auch entsprechend der Zielsetzung aufzubereiten stellt die weit größere Herausforderung dar. Insbesondere der vorliegende Datensatz bestimmt häufig, wie gut die jeweilige Methode geeignet ist. Um zunächst aus den großen Datenmengen die wichtigen Informationen ableiten und darstellen zu können, müssen mittels Descriptive Analytics die Abhängigkeiten bzw. Korrelationen innerhalb der berücksichtigten Fertigungsdaten identifiziert werden. Als Ergebnis stehen dem Anwender schließlich die Zusammenhänge innerhalb der analysierten Fertigungsdaten zur Verfügung. Um die Richtigkeit der Ergebnisse zu gewährleisten, müssen die Anwender wiederrum die Verfügbarkeit, die Verlässlichkeit sowie die Geschwindigkeit bei der Informationsgewinnung sicherstellen. Dies ist vor allem dann von höchster Bedeutung, wenn die Datenverarbeitung und Informationsbereitstellung in Echtzeit erfolgen soll. Die resultierenden Verzögerungen oder Ungenauigkeiten können zu schwerwiegenden Fehlentscheidungen führen. Aufgrund der kontinuierlich ansteigenden Komplexität von Fertigungssystemen stellen die Informationsverfügbarkeit, die Informationsreliabilität und die Informationsgeschwindigkeit wesentliche zukünftige Herausforderungen dar. [6]

Data Analytics Methoden, wie z. B. Maschinelles Lernen, brauchen, wenn sie gut funktionieren sollen, eine große Anzahl strukturierter Datensätze. Diese liegen jedoch nicht immer vor oder sind bei Bedarf abrufbar. Durch die Verknüpfung von deterministischen Modellen mit datengetriebenen Ansätzen kann die benötigte Menge an Daten reduziert und der Prozess verlässlicher gestaltet werden. Diese Methode wird als *Model-Based Data Analytics* oder *Grey-Box-Modeling* bezeichnet.

2.2 Model-Based Data Analytics

Nach STACHOWIAK sind Modelle durch drei Merkmale beschrieben: Das Abbildungsmerkmal, das Verkürzungsmerkmal und das pragmatische Merkmal. Das Abbildungsmerkmal besagt, dass Modelle stets Repräsentationen von Originalen sind. Dabei werden nur solche Attribute des Originals erfasst, die für den jeweiligen Anwendungsfall relevant erscheinen (Verkürzungsmerkmal). Gemäß dem pragmatischen Merkmal sind Modelle ihren Originalen nicht zugeordnet, sondern erfüllen eine Ersetzungsfunktion für bestimmte Subjekte innerhalb bestimmter Zeitintervalle und für bestimmte Operationen. [8]

Mit dem Erstellen eines Modells wird demzufolge die Realität abstrahiert, weil sie meist zu komplex ist, um vollständig abgebildet zu werden. Ein Anspruch auf Vollständigkeit wird in der Regel nicht beabsichtigt. Vielmehr sollen die wesentlichen Einflussfaktoren identifiziert und dargestellt werden, die für den fokussierten Prozess und im Modellkontext bedeutsam sind.

Modelle können in White-Box-Modellen, Black-Box-Modellen oder Grey-Box-Modellen unterschieden werden (vgl. Bild 4). Die Modellierung industrieller Prozesse basiert traditionell auf der White-Box- oder Black-Box-Modellierung. Bei der White-Box-Modellierung wird das Modell unter Verwendung wissenschaftlicher Beziehungen konstruiert. Bei der Black-Box-Modellierung wird hingegen ein parametrisches Modell verwendet, das an Messdaten aus Experimenten angepasst ist. Für viele industrielle Prozesse gibt es ein gewisses, aber unvollständiges Wissen über das System. Dies impliziert, dass zwischen den White-Box- und den Black-Box-Modellen eine Grauzone besteht, die eine dritte Möglichkeit zur Erstellung von Modellen bietet. Bei diesem Ansatz wird Wissen über den Prozess verwendet und unbekannte Teile des Modells werden aus Messdaten geschätzt. Die Idee hinter der Grey-Box-Modellierung kann so formuliert werden, dass man "nicht schätzt, was man bereits weiß, sondern sein Wissen mit experimentellen Daten testet". [9]

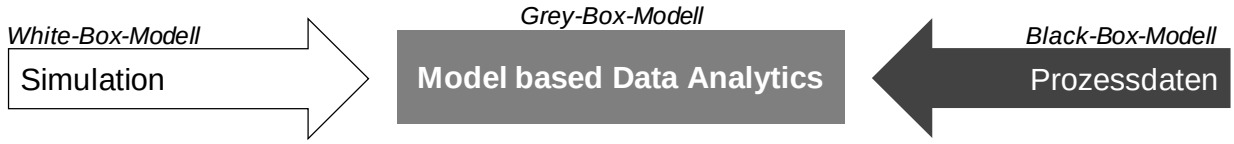


Bild 4: Grey-Box-Modellierung

Methoden wie Maschinelles Lernen verfolgen oft ausschließlich Black-Box-Ansätze, d.h. eine nichtparametrische Herangehensweise bei der es kein einfaches parametrierbares Modell gibt. Mathematische Modellierung, Simulation und Optimierung in der Industrie basieren dagegen in der Regel auf White-Box-Ansätzen, d. h. auf parametrischen Modellen. Grey-Box-Modelle kombinieren qualitatives Vorwissen mit quantitativen Daten. Dadurch kann die gesamte verfügbare Information über einen industriellen Prozess zur Bestimmung eines bestmöglichen Modells des Prozesses verwendet werden. Gegenüber Black-Box- und White-Box-Modellen haben Grey-Box-Modelle den Vorteil, Vorwissen und die Information in vorhandenen Daten zu nutzen.

2.3 Herausforderungen bei der Implementierung

Aktuelle Herausforderungen bestehen darin, die Komplexität der Datenmengen und Datenverschiedenheit zu beherrschen sowie die Datengeschwindigkeit und Datenrichtigkeit sicherzustellen. Als Analogie gleicht die Datenerfassung einem Eisberg (vgl. Bild 5). Die Spitze des Eisbergs beschreibt Daten und Informationen, die ohne großen Aufwand heute schon abrufbar und nutzbar sind (Beispielsweise das Leistungssignal in Werkzeug-

maschinen). Das große Potenzial, und damit der Mehrwert, liegt verdeckt unter der Wasseroberfläche. Um sich diese Daten bzw. Methoden zugänglich zu machen, steigt jedoch der zu betreibende Aufwand und damit direkt der Investitionsbedarf. Um Informationen über Randzoneneigenschaften zu erhalten werden in der Regel externe Sensoren benötigt. Sind die zu messenden Stellen nur schwer zugänglich, muss in der Regel eine zerstörende Prüfung durchgeführt werden. Wissenschaftliche Modelle, die eine Prädiktion der Randzonenschädigung auf Basis von Fertigungsdaten erlauben, sind heutzutage nicht Stand der Technik und müssen speziell für einen Anwendungsfall entwickelt werden. Unternehmen sehen sich demzufolge konfrontiert mit teils hohen Investitionskosten für spezifische Hardware- und Softwarelösungen bei gleichzeitiger Unsicherheit über den erzielbaren Mehrwert bei hohem Risiko. Vorab müssen daher für die Implementierung von daten- und modellbasierten Ansätzen folgende Fragen gestellt werden:

Was soll gemessen werden?

Die Frage zielt auf die zu beschreibenden Zielgrößen ab. Diese müssen einerseits funktional beschreibbar sein (z. B. Randzonenschädigung am Bauteil) und andererseits Teilprozessen und deren Key Performance Indicator (KPI) zugeordnet werden können. In Abhängigkeit von der gesuchten Zielgröße muss folgend geklärt werden, welche Daten die Zielgröße bestmöglich beschreiben und in welcher Menge bzw. Auflösung die Daten erfasst werden müssen.

Wie soll gemessen werden?

Ist die erste Frage geklärt, stellt sich die Frage, wie gemessen werden soll. Dies bezieht sich sowohl auf die Sensoren (womit messen?), als auch auf die Messmethoden (wo messen?). Der Ort der Messung kann bauteilseitig (z.B. Geometrie, Rauheit), prozessseitig (z.B. Leistungsaufnahme) oder operativ (z.B. Hilfsstoffverbrauch) erfolgen.

Wie soll ausgewertet werden?

Sind die notwendigen Daten erfasst, müssen diese in der Regel ausgewertet werden. Die Auswertung ist auch in diesem Fall nach der zu beschreibenden Zielgröße gerichtet. Eine Herausforderung bei der Auswertung stellt die Datenverarbeitung und die Wahl nach geeigneten Modellen bzw. Algorithmen dar.

Bild 5: Aufwand der Datenerfassung

Die ergebnisorientierte Vorgehensweise in produzierenden Unternehmen fokussiert in den meisten Fällen die Fragestellung nach der minimal notwendigen Datenmenge, um die benötigten Informationen zu erhalten. In diesem Zusammenhang besteht die Herausforderung darin, die relevanten Daten frühestmöglich zu identifizieren und aufzubereiten sowie unwichtige Daten aus Komplexitätsgründen zu vernachlässigen. Im Rahmen von Kooperationen aus Industrie und Forschung müssen daher zweckmäßige Strategien zur Extrapolation auf Basis kleiner Datenmengen gefunden werden. Die durchgeführten Analysen über die aufgenommenen Fertigungsdaten basieren in der Regel auf Algorithmen, die lediglich numerische Werte vergleichen und berechnen. Innerhalb dieser Vorgehensweisen werden reale physikalische Wechselwirkungen nicht berücksichtigt bzw. sind derzeit nicht ausreichend in die mathematischen Algorithmen integrierbar. Die visualisierten Zusammenhänge der Prozessdaten sind daher zunächst als reine mathematische Korrelationen zu verstehen. Einzig das Technologieverständnis des Menschen kann aus korrelierenden Daten und Informationen das Wissen über reale Ursache-Wirkungs-Prinzipien generieren. Daher müssen die datenbasierten Zusammenhänge dem Anwender zur Verfügung gestellt werden, damit dieser durch Erfahrungs- und Technologiewissen sowie durch Unterstützung von empirischen Prozessmodellen über einen kausalen Zusammenhang in den Datenkorrelationen entscheiden kann. [6]

3 Digitaler Zwilling in der Zahnradfertigung

Die Leistung eines Zahnrads ist das Ergebnis aller Schritte der Prozesskette vom Getriebeentwurf bis zur Herstellung und Montage des Zahnrads. Da alle Produktionsprozesse direkten Einfluss auf die Geometrie und Oberflächenbeschaffenheit des Zahnrades haben, bietet die Modellierung und Überwachung von Zahnradfertigungsprozessen ein hohes Potenzial zur Vermeidung von Ausschussteilen und Ausfällen im Betrieb. Darüber hinaus kann durch eine verbesserte Vorhersagbarkeit der resultierenden Verzahnungseigenschaften vor und während der Herstellung die Notwendigkeit kosten- und zeitintensiver Tests des Einsatzverhaltens reduziert werden. Zudem kann durch eine daten- und modellbasierte Auslegung der Einzelprozess sowie die komplette Prozesskette entscheidend optimiert werden.

In der industriellen Praxis werden bereits unterschiedliche Konzepte einer daten- und modellbasierte Prozessgestaltung verfolgt: Zur Datenerfassung zeichnen beispielsweise Kegelradfräsmaschinen der Firma KLINGELNBERG die Spindellast hochauflösend auf, während beim Automobilhersteller DAIMLER das Wälzschälen von Verzahnungen durch einen in die Werkzeugmaschine integrierten Schwingungssensor überwacht wird. Durch eine Kombination der erfassen Daten mit Modellen kann der Prozess entscheidend optimiert werden. Kritischen Prozessgrößen (Lastspitzen oder erhöhte Schwingungssignale) können vermieden und so eine Steigerung der Werkzeugstandzeit bei einer reduzierten Bearbeitungszeit und konstanter Oberflächenqualität erzielt werden.

Im wissenschaftlichen Umfeld wird am WZL der RWTH in Aachen an dem *Digitalen Zwilling* für die vollständige Rückverfolgbarkeit von Prozessketten für die Verzahnungsfertigung geforscht (vgl. Bild 6). Bei diesem Konzept wird zunächst ein digitaler Schatten des Werkstücks erzeugt, der sich mit der physikalischen Komponente entlang der Prozesskette entwickelt. Der angestrebte digitale Schatten besteht zum einen aus modernen Simulationsmodellen, welche bei der Auslegung und Analyse des Designs, der Fertigungsschritte und -kette sowie dem Einsatzverhalten unterstützen. Zum anderen enthält der digitale Schatten physikalische Prozessdaten, die während des Bearbeitungsprozesses

aus der Maschinensteuerung und den Messgeräten gewonnen und in eine intelligente Datenbank integriert werden.

Die Kombination von Prozess- und Simulationsdaten liefert neue Ansätze für die adaptive Prozesssteuerung im Hinblick auf die Teilefunktionalität und für die Analyse neuer Ursache-Wirkungs-Abhängigkeiten, die durch bestehende Modelle aktuell nicht abgedeckt werden. Auf diese Weise kann der digitale Schatten die Zahnradproduktion in verschiedenen Aspekten unterstützen. Als Beispiel kann die im digitalen Schatten enthaltene Soll-Größe mit einer Ist-Größe verglichen und durch Echtzeit-Prozessdaten dargestellt werden. Auf diese Weise können unzulässige Prozessbedingungen während des Prozesses erkannt, korrigiert und somit Ausschussteile aufgrund von Komponentenfehlern vermieden werden. Sollten dennoch Ausschussteile oder Ausfälle auftreten, kann der digitale Schatten durch die enthaltenen Ursache-Wirkungs-Beziehungen zu einer erfolgreichen Ursachenermittlung beitragen. Auf diese Weise kann das wiederholte Auftreten von Fehlern vermieden und die Stabilität der Produktion optimiert werden.

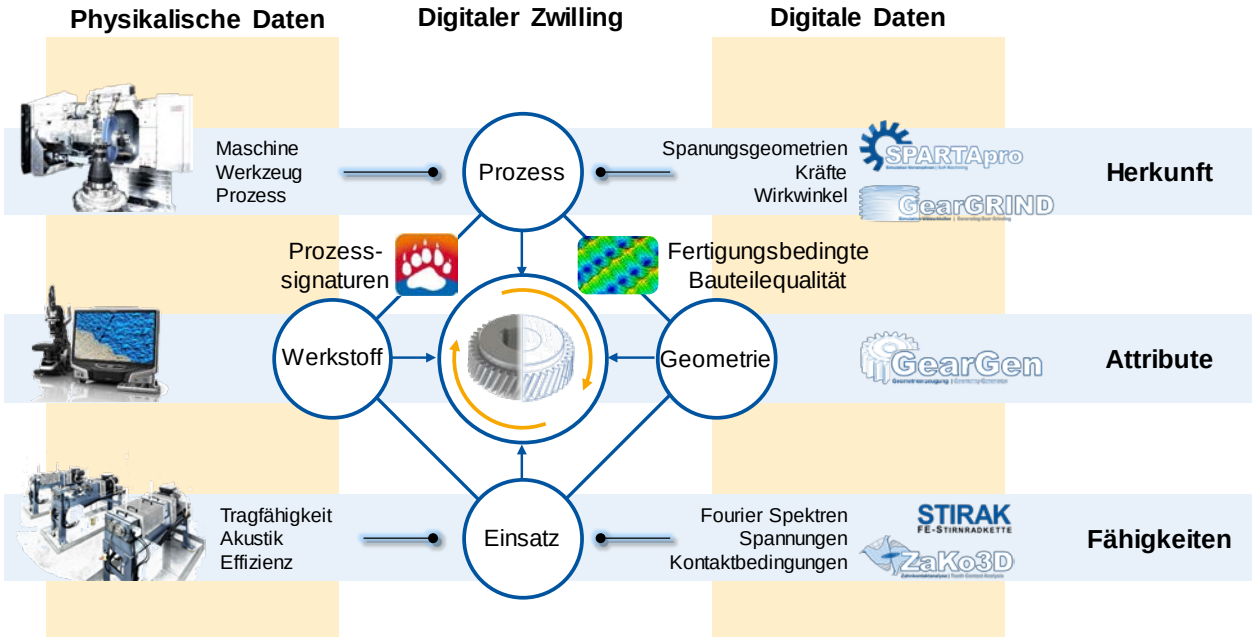


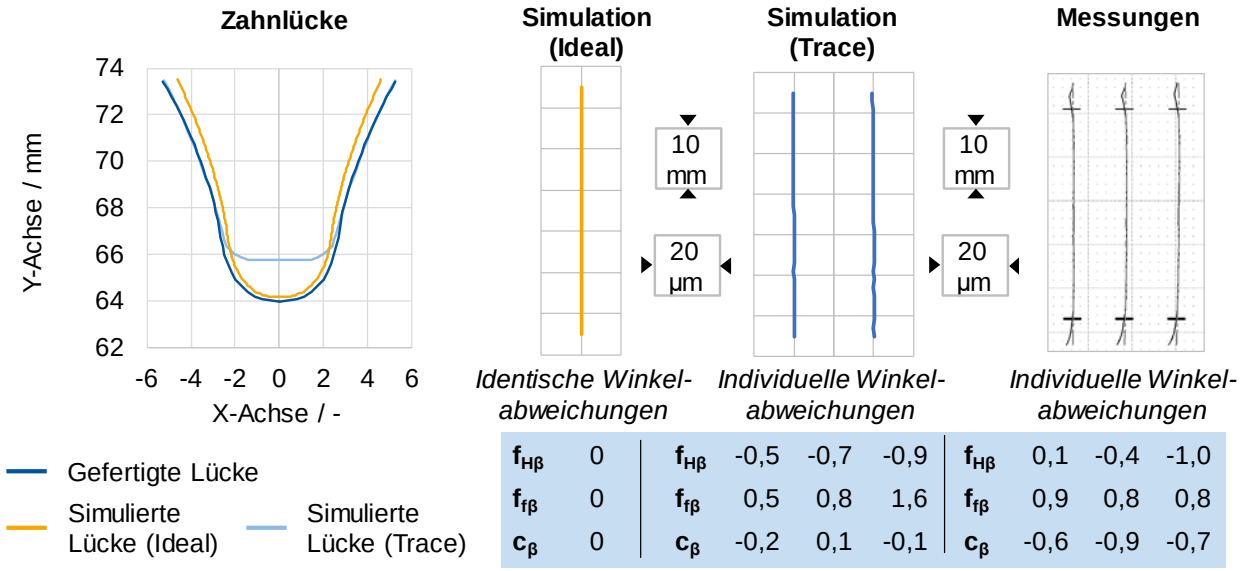
Bild 6: Digitaler Zwilling in der Zahnradfertigung

Grundlage für ein exaktes Modell der gesamten Fertigungskette innerhalb des digitalen Schattens ist die Kenntnis des Einflusses jedes Produktionsschrittes auf die Verzahnungseigenschaften. Als Teil des digitalen Schattens wird die Modellierung der resultierenden Verzahnungseigenschaften einschließlich der Abweichungen derzeit in Fertigungssimulationen implementiert. Die Simulation von Herstellungsabweichungen ermöglicht eine virtuelle Messung und kann als Eingangsgröße für eine realistische virtuelle Zahnkontaktanalyse verwendet werden.

Für das diskontinuierliche Profilschleifen wurde eine Fertigungssimulation entwickelt, die auf dem Grundprinzip der freien Kinematiken beruht. Mit dieser Methode können beliebige Achsbewegungen der Werkzeugmaschine abgebildet werden. Die im Fertigungsprozess aufgezeichneten Servo-Traces der Maschinenachsen bilden die Grundlage der Simulation. Durch einen parallel ablaufenden Durchdringungsalgorithmus kann zunächst das kinematische Werkzeugprofil beim Abrichten numerisch berechnet werden. Mit dem abgerichteten Profil wird anschließend der Schleifvorgang auf Basis der realen Maschinenbewegungen durchgeführt. So können die kinematischen Abweichungen des ge-

schliffenen Zahnrades auf Basis realer Achsbewegung und des abgerichteten Profils ermittelt werden. Auf diese Weise kann die Auswirkung von Achsabweichungen oder prozessbedingten charakteristischen Achsbewegungen auf die Verzahnungsqualität nahezu in Echtzeit vorhergesagt werden.

Die Modellierung der Prozesskinematik wurde validiert, indem die während eines Profilschleifprozesses erfassten Maschinenachspositionen in die Simulation übertragen wurden. Dabei konnte eine gute Übereinstimmung der vorhergesagten Bauteilabweichungen mit den tatsächlich gemessenen Bauteilabweichungen festgestellt werden, vgl. Bild 7. Die entwickelte Simulationsmethode bietet daher ein verbessertes Verständnis des Einflusses von Prozessabweichungen auf die Verzahnungsqualität. Darüber hinaus ermöglicht die Methode eine virtuelle Messung geschliffener Zahnräder und damit eine Reduzierung der realen Messzeit. [10]



$f_{H\beta}$	0	$f_{H\beta}$	-0,5	-0,7	-0,9	$f_{H\beta}$	0,1	-0,4	-1,0
$f_{f\beta}$	0	$f_{f\beta}$	0,5	0,8	1,6	$f_{f\beta}$	0,9	0,8	0,8
c_{β}	0	c_{β}	-0,2	0,1	-0,1	c_{β}	-0,6	-0,9	-0,7

Bild 7: Vergleich simulierter und gemessener Zahnlückenprofile

Liegen für jeden Einzelprozess daten- und modellbasierte Methoden vor, können diese in einen Qualitätsregelkreis integriert werden, um Messintervalle durch simulationsgestützte Qualitätsvorhersage zu reduzieren, vgl. Bild 8. Eine Visualisierung der Analyseergebnisse auf Endgeräten (Werkstück- oder Losspezifisch) ermöglicht dem Maschinenbediener die kontinuierliche Qualitätskontrolle. Die in den Einzelprozessen aufgezeichneten Daten und Informationen können durch den Digitalen Zwilling an den nachfolgenden Prozess weitergegeben werden, wo sie als Eingangsinformationen für Simulation und Prozess genutzt werden können.

Auch die Fertigungsauslegung profitiert durch den Zugriff auf den Daten und Analysen vorangegangener Fertigungsoperationen. KI-Algorithmen können aus historischen Daten schöpfen und Zusammenhänge zwischen Werkstoff, Werkzeug, Prozessparametern, Prozessgrößen (Kräfte, Verschleiß, Temperatur…) sowie der resultierenden Oberflächentopographie und -integrität erkennen. Auf Basis dieser Analyse können gezielt auf die Prozesse abgestimmte Prozessparameter abgeleitet und kontinuierlich optimiert werden.

Bild 8: Digitaler Zwilling als Enabler für Rückverfolgbarkeit und Prognosefähigkeit

4 Datenschnittstelle

Eine wesentliche Anforderung für die Realisierung des Digitalen Zwillings und der funktionalen Rückverfolgbarkeit ist die Schaffung einheitlicher Schnittstellen. Zwischen den einzelnen Prozessschritten sowie Messmitteln ist ein effizienter und automatisierter Datenaustausch erforderlich. Dies ist insbesondere für heterogene Fertigungsstraßen mit Maschinen unterschiedlicher Hersteller von Bedeutung. Dazu bedarf es der Umsetzung allgemein akzeptierter Austauschformate.

In der Verzahnungstechnik bietet das durch den VDI/VDE Fachausschuss „Messen an Zahnräder und Getrieben“ definierte Datenaustauschformat *Gear Data Exchange* (GDE, VDI 2610) einen Standard zum Übertragen von verzahnungsrelevanten Daten an. Das Format basiert auf der *Extensible Markup Language, kurz XML.* Die XML-Sprache ist eine Auszeichnungssprache, die sowohl von Menschen als auch von Maschinen gelesen werden kann. Die Sprache wird zur Darstellung hierarchisch strukturierter Daten verwendet und ist flexibel erweiterbar. Jede Datei besteht aus mindestens einer Datenstruktur gear_data (*Verzahnungsdaten*). Zusätzlich können Mess- und Auswertungsdaten eines Bearbeitungszustandes berücksichtigt werden. [11]

Die Firma ZF FRIEDRICHSHAFEN nutzt dieses Format beispielsweise zur internen Produkt- und Fertigungsplanung sowie Erfassung von Produktions- und Messdaten. Neben der Nutzung als internes Austauschformat kann GDE auch als externes Austauschformat zwischen Unternehmen fungieren, beispielsweise zur digitalen Werkzeugbeschaffung. [12]

Eine weitere Möglichkeit der Datenspeicherung und des –austausches bieten Product-Lifecycle-Management bzw. Produktlebenszyklusmanagement (PLM) Systeme. PLM ist ein Konzept zur nahtlosen Integration sämtlicher Informationen, die im Verlauf des Lebenszyklus eines Produktes anfallen. Das Konzept beruht auf abgestimmten Methoden, Prozessen und Organisationsstrukturen und bedient sich üblicherweise IT-Systemen für die Aufzeichnung und Verwaltung der Daten. [13]

Als Hersteller für Hochleistungspräzisionswälzlager aus hochfesten Lagerwerkstoffen (z. B. ASP 2030, Pyrowear 53) für die Motorsport- und Luftfahrtindustrie nutzt die Firma CEROBEAR zur Speicherung relevanter Daten und deren Austausch mit Zulieferern und

Kunden ein solches System. Entlang der Prozesskette wird eine mit dem PLM System verknüpfte Datenbank kontinuierlich mit Daten angereichert. Durch die direkte Verknüpfung kann der Echtzeitstatus von Maschine und Bauteil jederzeit und überall abgerufen werden. Kunden und Zulieferern kann ein individueller Zugriff auf das System gewährt werden, sodass auch sie bedarfsgerecht Daten und Informationen abrufen können. Auf diese Weise wird die Rückverfolgbarkeit nicht nur firmenintern, sondern auch über die Unternehmensgrenzen hinaus ermöglicht. Dies steigert das Vertrauen des Kunden in die zugelieferten Produkte und somit die Wettbewerbsfähigkeit des Zulieferers.

5 Vision - (Traum)fabrik der Zukunft

In der (Traum)fabrik der Zukunft sind alle Barrieren überwunden und eine vollständige Datensicherheit sichergestellt (s. Bild 9). Kunde und Zulieferer haben durch ein gemeinsames Rückverfolgbarkeitssystem jederzeit und überall Einsicht in die für sie relevanten Produkteigenschaften und –informationen. Eine über alle Fertigungsinstanzen reichende Vernetzung ist realisiert, die die Datenakquisition, -speicherung, -verarbeitung und –nutzung in einer internen Unternehmens-Cloud-Umgebung (on premise) sicherstellt. Werkzeug- und Messmaschinen sind direkt verbunden und können in Echtzeit relevante Daten übertragen. Die Verwendung von Realdaten kombiniert mit Technologiemodellen ermöglicht die Prognosefähigkeit von Prozessen, Prozessketten und Bauteilqualitäten. Durch diese modell- und datenbasierte Prozessgestaltung und –überwachung wird eine konstante Qualität der Bauteile bei minimalem Ressourcenverbrauch und maximaler Produktivität sichergestellt. Über den Digitalen Zwilling als virtuelles Detailabbild der Komponente wird eine beschleunigte Produkt- und Prozessentwicklung sowie eine autonome Steuerung von Prozessen und Prozessketten ermöglicht. Dadurch wird die Anpassungsfähigkeit einer Produktion deutlich verbessert. Mitarbeiter werden durch Visualisierungssysteme befähigt, Entscheidungen schneller und wissensbasierter treffen zu treffen. [14]

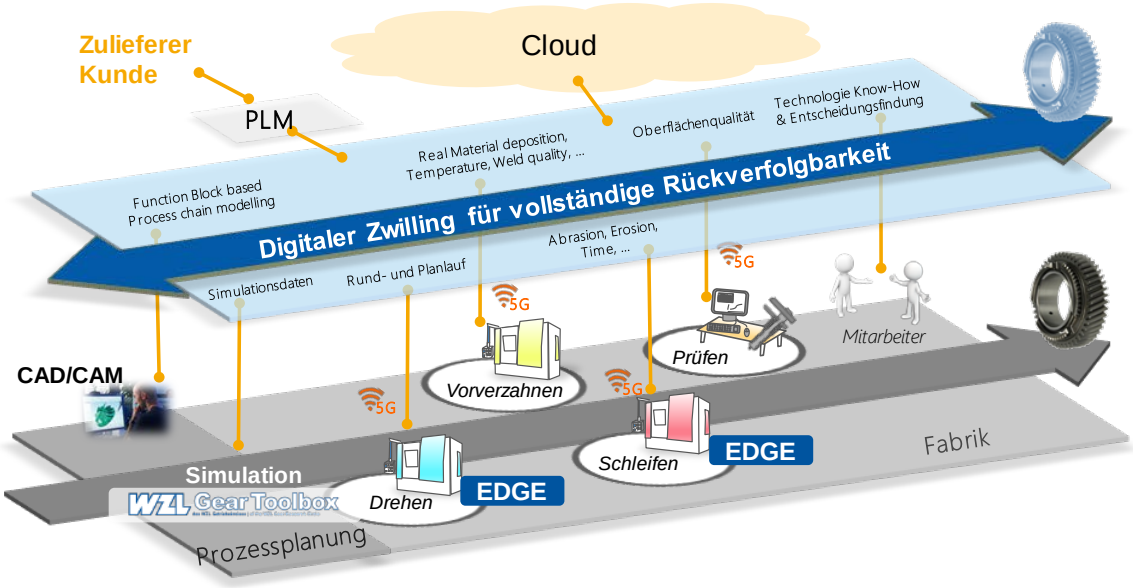


Bild 9: Produktion der Zukunft [14]

6 Fazit und Ausblick

Die Sicherstellung der Bauteilfunktionalität ist ein entscheidendes Qualitätskriterium. Die in den einzelnen Fertigungsschritten aufgezeichneten Daten müssen zu jederzeit verfügbar sein und aktuelle Informationen über das Bauteil, die vorangegangen Prozesse sowie die verwendeten Produktionsmittel enthalten. Denn im Falle eines Qualitätsproblems muss der Hersteller in der Lage sein, umgehend die Fehlerursache zu identifizieren und wirksame Maßnahmen zu dessen Behebung zu ergreifen. Der Rückverfolgbarkeit kommt somit eine entscheidende Rolle zu. Durch modell- und datenbasierte Ansätze können Fertigungsprozesse so gestaltet werden, dass sie effizienter arbeiten und gleichzeitig einen höheren Informationsgehalt für die Rückverfolgbarkeit generieren. Eine Kopplung mit Prozessmodellen erlaubt die nachhaltige Abbildung funktionaler Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge und somit eine technologische Abstimmung der einzelnen Prozessschritte hinsichtlich der resultierenden Bauteileigenschaften. Ziel ist es, die Funktionalität des Bauteils sicherzustellen, ohne dass der laufende Betrieb eingestellt wird.

In komplexen Prozessketten (z. B. Verzahnungsfertigung) besteht die Anforderung, dass die einzelnen Prozessschritte zur Erfüllung der Bauteilanforderungen optimal aufeinander abgestimmt werden müssen. Im Detail unterschieden die sich daraus ergebenden Herausforderungen zwischen den Anwendungsfällen. Generell werden hohe Anforderungen hinsichtlich Verfügbarkeit, Qualität und Wirtschaftlichkeit (Produktivität) gestellt. Vor diesem Hintergrund wurden verschiedene Aspekte einer modell-und datenbasierten Prozessgestaltung betrachtet. Es wurde gezeigt, dass die Datenerhebung zielgrößengerichtet sein muss und nur in dem Umfang erfolgen sollte, der tatsächlich sinnvoll ist. In einem nächsten Schritt müssen diese Daten wissensbasiert ausgewertet werden. Erst durch die Vernetzung der Informationen aus der Fertigung, insbesondere durch die Einbeziehung des Mitarbeiters, entsteht die Basis, um Prozessketten hinsichtlich der resultierenden Bauteilfunktionalität zu optimieren.

Zur Realisierung einer vollständigen Rückverfolgbarkeit der gesamten Prozesskette ist die Analyse eines Einzelprozesses jedoch nicht ausreichend. Eine wesentliche Weiterentwicklung stellt das Konzept des Digitalen Zwillings auf Prozesskettenebene dar. Als Basis werden die individuellen Prozessschritte daten-und modellbasiert beschrieben. Die strukturierte Speicherung und Auswertung der generierten Daten erlaubt es für neue Anwendungsfälle, die Prozesseinrichtung durch Selbstlernstrategien zu verkürzen. Für die Umsetzung des Digitalen Zwillings und der funktionalen Rückverfolgbarkeit ist die Schaffung einheitlicher Schnittstellen zwingend erforderlich. Zwischen den einzelnen Prozessschritten sowie Messmitteln ist ein effizienter und automatisierter Datenaustausch notwendig. Dies ist insbesondere für heterogene Fertigungsstraßen mit Maschinen unterschiedlicher Hersteller von Bedeutung. Dazu bedarf es der Umsetzung allgemein akzeptierter Austauschformate.

Als Resultat entsteht ein modernes Produktionsumfeld, in dem eine vollständige Rückverfolgbarkeit und Prognosefähigkeit von Prozessen und Prozessketten gegeben ist. Durch ein gemeinsames Austauschsystem haben Kunden und Zulieferer jederzeit und überall Einsicht in die für sie relevanten Produkteigenschaften und –informationen. Mitarbeiter werden durch Visualisierungssysteme befähigt, Entscheidungen schneller und wissensbasierter treffen zu treffen.

Literatur

[1] Cleland-Huang, J.; Gotel, O.; Zisman, A.: Software and Systems Traceability. London: Springer, 2012.

[2] Gotel, O.; Finkelstein, A.: An Analysis of the Requirements Traceability Problem. In: IEEE (Hrsg.): Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Requirements Engineering. Colorado Springs, CO, USA, 18.-22. April 1994. Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 1994, S. 94–101.

[3] Keyence Corporation: Leitfaden zur Rückverfolgbarkeit. Neu-Isenburg, 2017.

[4] DIN EN ISO 9000: Qualitätsmanagementsysteme - Grundlagen und Begriffe. Berlin, 2015.

[5] DIN EN ISO 9001: Qualitätsmanagementsysteme - Anforderungen. Berlin, 2015.

[6] Klocke, F.; Arntz, K.; Dröscher, T.; Gorgels, C.; Heuer, V.; Johann, H.; Kappmeyer, G.; Krömer, M.; Löpenhaus, C.; Schug, P.; Welling, D.: Prognosefähigkeit für Prozessketten. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): AWK Aachener Werkzeugmaschinen Kolloquium 2017. Internet of Production für agile Unternehmen. Aachen, 18.-19. Mai 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 435–493.

[7] Klocke, F.; Brecher, C.: Zahnrad- und Getriebetechnik. Auslegung - Herstellung - Untersuchung - Simulation. München: Hanser, 2017.

[8] Stachowiak, H.: Allgemeine Modelltheorie. Wien: Springer, 1973.

[9] Sohlberg, B.; Jacobsen, E. W.: Grey Box Modelling - Branches and Experiences. In: IFAC (Hrsg.): Proceedings of the 17th World Congress of The International Federation of Automatic Control. Seoul, Korea, 06.-11. Juli 2008. Amsterdam: Elsevier, 2008, S. 11415–11420.

[10] Bergs, T.: Digital Twin in Gear Manufacturing Processes. In: Bergs, T.; Brecher, C. (Hrsg.): 8th WZL Gear Conference in the USA. Westminster, CO, USA, 23.-24. Juni 2019. Aachen: Apprimus, 2019, S. 2-1 - 2-12.

[11] VDI/VDE 2610: Format für den Austausch von Verzahnungsdaten Gear-Data-Exchange-Format (GDE-Format). Berlin, 2014.

[12] Yakaria, H.: Gear Data Exchange (GDE) - goLive. In: VDI (Hrsg.): International Conference on Gears 2017. Garching, 13. - 15. September 2017. Düsseldorf: VDI, 2017, S. 1235–1246.

[13] Eigner, M.; Stelzer, R.: Product Lifecycle Management. Berlin: Springer, 2009.

[14] Klocke, F.; Bergs, T.; Bobek, T.; Huwer, T.; Liu, G.; Pothen, M.; Staatsmeyer, J.-H.; Winands, K.: Vernetzte adaptive Produktion. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): AWK Aachener Werkzeugmaschinen Kolloquium 2017. Internet of Production für agile Unternehmen. Aachen, 18.-19. Mai 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 263-286.

Danksagung
Das WZL dankt den Mitautoren für die Bereitstellung der Inhalte und Beispiele aus den jeweiligen Unternehmen zur Erstellung des vorliegenden Berichts.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 3.1:

Prof. Dr.-Ing. Thomas Bergs, WZL der RWTH Aachen und Fraunhofer IPT
Jens Brimmers, WZL, RWTH Aachen
Dr.-Ing. Gregor Kappmeyer, Rolls-Royce Deutschland Ltd & Co KG, Oberusel
Dr.-Ing. Dipl.-Wirt.-Ing. Christoph Löpenhaus, Cerobear GmbH, Herzogenrath
Dr.-Ing. Florian Scheffler, Klingelnberg AG, Hückeswagen
Dr.-Ing. Ulrich Thies, Daimler AG, Stuttgart
Nico Troß, WZL der RWTH Aachen
Jens Wemhöner, Cerobear GmbH, Herzogenrath
Dr.-Ing. Hermann Yakaria, ZF Friedrichshafen AG, Friedrichshafen

3.2 Predictive Quality – Data Analytics in produzierenden Unternehmen

R. H. Schmitt, R. Kurzhals, M. Ellerich, G. Nilgen, P. Schlegel, E. Dietrich, J. Krauß, A. Latz, J. Gregori, N. Miller

Gliederung

1 Einleitung 228

2 Predictive Quality 229
2.1 Data Analytics in produzierenden Unternehmen 229
2.2 Bedeutung für die Qualität: Predictive Quality 230
2.3 Potenziale von Predictive Quality 232

3 Produktbezogene Anwendungsbeispiele 233
3.1 Digital Diagnosis Assistance für Kundendiensttechniker 234
3.2 Predictive Maintenance – Dynamisierung von Kalibrierintervallen 237

4 Prozessbezogene Anwendungsbeispiele 240
4.1 Ausschussprognosen in Produktionsketten 240
4.2 Datengetriebene Dynamisierung von Stichproben 242
4.3 Price Tagging – Kostenprognosen für Meilensteine 245

5 Voraussetzungen für die Realisierung 247

6 Herausforderungen bei der Umsetzung 249
6.1 Technische Herausforderungen 249
6.2 Unternehmenskulturelle und betriebswirtschaftliche Herausforderungen 249

7 Zusammenfassung und Ausblick 250

Kurzfassung

Predictive Quality – Data Analytics in produzierenden Unternehmen

Zunehmende Produktkomplexität und -vielfalt, komplexere Herstellungsprozesse und steigende Nachhaltigkeitsforderungen stellen zentrale Herausforderungen für die kontinuierliche Verbesserung der prozess- und produktbezogenen Qualität dar. Predictive Quality beschreibt in diesem Zusammenhang die Befähigung des Anwenders zur Optimierung der produkt- und prozessbezogenen Qualität durch die Nutzung datengetriebener Prognosen als Entscheidungsgrundlage für Handlungsmaßnahmen. Indem der Anwender in die Lage versetzt wird, zukünftige qualitätsbeeinflussende Ereignisse in seinem Sinne zu steuern, lassen sich in der Praxis vielfältige Potenziale realisieren. Im Rahmen des vorliegenden Beitrags wird anhand von fünf Anwendungsbeispielen aus unterschiedlichen Branchen und Domänen exemplarisch gezeigt, wie sich durch die Anwendung prädiktiver Data Analytics Methoden konkrete Mehrwerte für produzierende Unternehmen schaffen lassen.

Abstract

Predictive Quality - Data Analytics in manufacturing enterprises

Increasing product complexity and variety, more complex manufacturing processes and rising sustainability requirements are major challenges for the continuous improvement of process- and product-related quality. In this context, predictive quality describes the empowerment of the user to optimize product and process-related quality by using data-driven predictions as a basis for decision-making and action. By enabling the user to control future quality-influencing events in his or her interest, a wide range of potentials can be realized in practice. In this paper, five use cases from different industries and domains are presented to show how the application of predictive data analytics methods can create actual added value for manufacturing companies.

1 Einleitung

Um im Wettbewerb produzierender Unternehmen auf globalen Märkten dauerhaft eine Vorreiterrolle einzunehmen, ist die größtmögliche Realisierung von Potenzialen der Digitalisierung unabdingbar. Über eine starke Hebelwirkung zur kontinuierlichen *Verbesserung der produkt- und prozessbezogenen Qualität* verfügt die konsequente Nutzung des Wissens, welches in den exponentiell ansteigenden Datenmengen steckt. Gleichzeitig kann so durch eine qualitätsgetriebene Optimierung des Ressourceneinsatzes den stetig zunehmenden Nachhaltigkeitsforderungen aus Bevölkerung und Politik begegnet werden. Der rasante *Anstieg an Datenverfügbarkeit* liegt zum einen an einer immer stärkeren Vernetzung von Lieferanten, Produzenten und Kunden, zum anderen an der Nutzung einer steigenden Anzahl unterschiedlicher Informationskanäle von integrierter Sensorik bis zu online Produktreviews.

Um die für das Unternehmen, die Prozesse und die Produkte richtigen Entscheidungen zu treffen, gilt es im Rahmen entsprechender Datenanalysen die für den Anwendungsfall relevanten Prognosen zu treffen. Hierbei liegen die größten Herausforderungen neben der kontextspezifischen Datenauswahl und Aufbereitung vor allem in der *Datenintegration* im Sinne einer lückenlosen Verknüpfung verschiedener Datenpunkte und dem Referenzieren auf individuelle Entitäten wie z. B. das physische Produkt. Um diesen Herausforderungen zu begegnen und die Potenziale zu heben, forcieren eine Vielzahl an Unternehmen die Anwendung systematisierter *Data Analytics* Ansätze.

Dabei beschreibt *Predictive Quality* (dt. prädiktive Qualität) die Befähigung des Anwenders zu einer datengetriebenen Vorhersage der produkt- und prozessbezogenen Qualität in der Herstellung und Nutzung physischer Produkte. Predictive Quality verfolgt so das übergeordnete Ziel, den Anwender in die Lage zu versetzen *auf Basis prädiktiver Analysen präskriptiv zu handeln* und so zukünftige qualitätsbeeinflussende Ereignisse in seinem Sinne zu steuern. Inwiefern der zunehmende Einsatz von Data Analytics in der Qualität bestehende Prinzipien und Methoden ergänzt oder sogar ersetzt ist bisher nur unzureichend geklärt. Der vorliegende Beitrag geht dieser Fragestellung nach und stellt Lösungsansätze für die erfolgreiche Realisierung von Predictive Quality vor. Auf Basis einer Untersuchung der vielfältigen *Potenziale* von Predictive Quality wird die Realisierung dieser durch *konkrete Anwendungsbeispiele* aus unterschiedlichen Branchen exemplarisch vorgestellt. In diesem Zusammenhang werden neben den Potenzialen auch Risiken und Einschränkungen bei der Implementierung beleuchtet. Aufbauend darauf werden die zugrundeliegenden *Voraussetzungen* für eine erfolgreiche Umsetzung von Predictive Quality abgeleitet und die größten *Herausforderungen* bei der Umsetzung herausgearbeitet.

Der Beitrag ist wie folgt strukturiert: Im Rahmen von Kapitel 2 wird der Begriff Predictive Quality definiert und durch die Untersuchung der Potenziale motiviert. Eine Darstellung von Anwendungsbeispielen mit Fokus auf der Steigerung der produktbezogenen Qualität erfolgt in Kapitel 3. Dagegen werden in Kapitel 4 Anwendungsbeispiele prädiktiver Data Analytics Methoden mit Fokus auf der prozessbezogenen Qualität thematisiert. Die beschriebenen Anwendungsbeispiele entstammen unterschiedlichen Branchen und werden in verschiedenen Phasen des Produktlebenszyklus verortet. Hierdurch wird sowohl die branchenübergreifende Relevanz als auch die breite Anwendbarkeit der entwickelten Methoden verdeutlicht.

Ausgehend von den vorgestellten Anwendungsbeispielen werden in Kapitel 5 konkrete Voraussetzungen für eine erfolgreiche Umsetzung von Predictive Quality Ansätzen abgeleitet. Hierbei liegt der Fokus sowohl auf der Datenbasis selbst als auch auf dem Men-

schen als Nutzer und Wissensträger. Anschließend werden in Kapitel 6 die größten technischen sowie unternehmenskulturellen und betriebswirtschaftlichen Herausforderungen bei der Umsetzung diskutiert. Kapitel 7 fasst die Ergebnisse zusammen und gibt einen Ausblick auf weitere Entwicklungen.

2 Predictive Quality

2.1 Data Analytics in produzierenden Unternehmen

Um das Verständnis von Produkten und Prozessen zu verbessern und Entscheidungen zu unterstützen, sollen relevante Informationen aus Rohdaten extrahiert und Wissen abgeleitet werden [1, 2]. Um diese Entscheidungen im Unternehmen auf Basis des in den Daten enthaltenen Wissens zu treffen, ist Data Analytics als Werkzeug zur Untersuchung von großen Datenmengen von fundamentaler Bedeutung. Data Analytics beschreibt dabei den Prozess der *Datenuntersuchung*, des *Datenverständnisses* und des *Erkenntnisgewinns*. Das Ziel von Data Analytics ist die Identifizierung von unbekannten Mustern und Zusammenhängen zwischen verschiedenen Variablen durch die Analyse von Rohdaten [3].

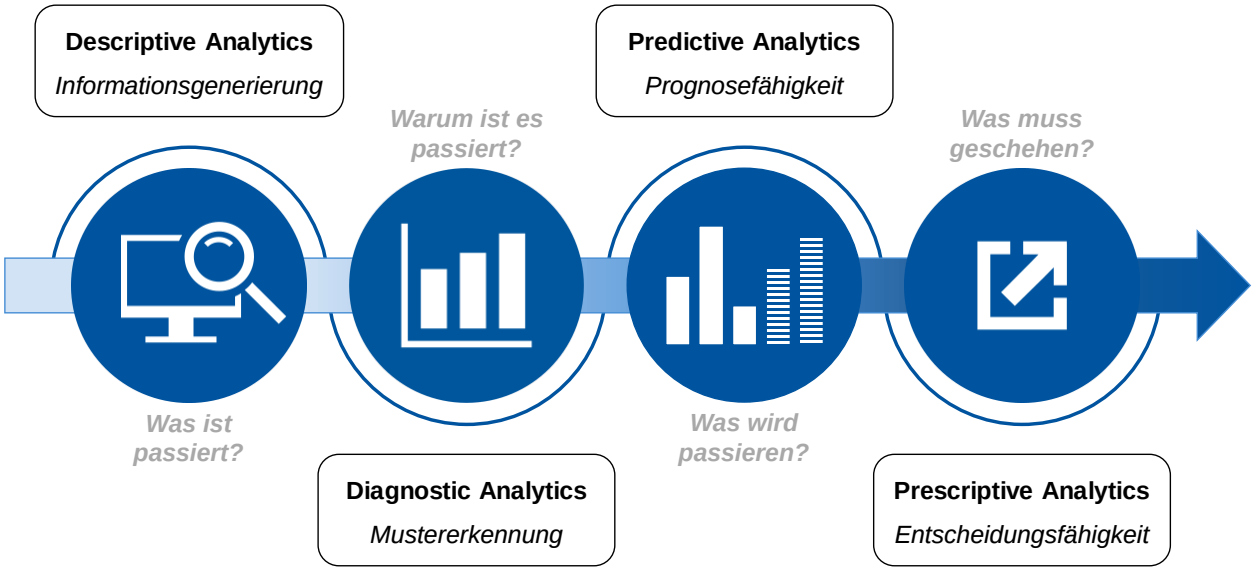


Bild 1: Data Analytics in produzierenden Unternehmen

Bei der Umsetzung dieser Entscheidungsunterstützung in Form von lernenden Assistenzsystemen erfolgt die Datenauswahl und -aufbereitung sehr anwendungsspezifisch. Auch der Umfang und die Komplexität der eingesetzten Verfahren der Datenanalyse hängen stark von verschiedenen Faktoren wie z.B. Einsatzzweck, Expertise und verfügbaren Ressourcen ab. Entsprechend vielfältig ist die Menge an potenziellen Verfahren, welche sich von statistischen Methoden bis hin zu komplexen Machine Learning-Modellen erstrecken (ML-Modelle). Prinzipiell unterscheidet man zwischen vier unterschiedlichen, teilweise aufeinander aufbauenden Stufen der Datenanalyse: *Descriptive Analytics, Diagnostic Analytics, Predictive Analytics* und *Prescriptive Analytics* [4]. Die einzelnen Stufen sind in Bild 1 dargestellt [5].

Descriptive Analytics beschreibt die Interpretation historischer Daten mit dem Ziel, ein besseres Verständnis eines in der Vergangenheit liegenden Prozesses aufzubauen. Das generierte Wissen lässt sich beispielsweise zur Erstellung und Auswertung von Kenn-

zahlen nutzen. *Diagnostic Analytics* hat zum Ziel, auf Basis historischer Daten Wirkbeziehungen zwischen bestimmten Ereignissen zu ermitteln. Kennzeichnend ist analog zu *Descriptive Analytics* ein rückwärts gerichteter Blick, mit dem Unterschied, dass eine Ursachenfindung angestrebt wird. Während sich die beiden ersten Data Analytics Stufen auf einen nicht mehr beeinflussbaren Zeitpunkt und damit ausschließlich auf historische Vorkommnisse beziehen, liegt der Fokus von *Predictive Analytics* nun auf der Betrachtung von zukünftig mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit eintretenden Ereignissen. Auf Basis des gewonnenen Wissens werden nun zukünftige Ereignisse oder Zustände prognostiziert. *Prescriptive Analytics* ermöglicht es dann, aufbauend auf den Erkenntnissen der Prognosemodelle, automatisiert Entscheidungen und Maßnahmen abzuleiten. Jede Stufe der Datenanalyse zielt letztendlich darauf ab den Anwender zu präskriptivem Handeln und damit zu einer zielgerichteten Beeinflussung von Prozessen zu befähigen. Die Unterscheidung liegt im Wissensgehalt, mit dem die Informationen dem Anwender zur Verfügung gestellt werden.

Die Einsatzmöglichkeiten und Potenziale von Data Analytics sind im Sinne einer datenbasierten Entscheidungsfindung in produzierenden Unternehmen so enorm wie vielfältig (vgl. Kapitel 2.3), wobei der Grad der tatsächlichen Umsetzung stark von der jeweiligen Unternehmensgröße und Industriebranche abhängt [6]. So sind laut einer Studie des McKinsey Global Institute (MGI) in der industriellen Fertigung nur etwa 20 bis 30 Prozent des Potenzials in der Anwendung von Data Analytics Methoden ausgeschöpft [7]. Zu den Anwendungen gehören beispielsweise der Einsatz von Data Analytics in der Produktionsplanung zur Steigerung der Termintreue und Lieferfähigkeit oder der Einsatz in der Auftragsabwicklung zur softwaretechnischen Unterstützung der Angebotserstellung und Beschaffung durch Analyse und Prognose relevanter Daten [6, 8]. Predictive Maintenance ist ein weiteres prominentes Anwendungsbeispiel, durch dessen Einsatz beispielsweise das Unternehmen Trumpf verbesserte Prozesstransparenz, Produktivitätssteigerung und optimierte Serviceeinsätze erzielen konnte [9].

Die erfolgreiche Umsetzung von Data Analytics Methoden in produzierenden Unternehmen geht jedoch weit über die reine Algorithmik hinaus. Neben der eigentlichen Datenauswertung muss für die erfolgreiche Akquise, Vorverarbeitung und Analyse im Unternehmen auch eine entsprechende *Infrastruktur* geschaffen werden. Des Weiteren müssen geeignete Schnittstellen geschaffen werden, um das gewonnene Wissen dem Menschen als Entscheidungsunterstützung zugänglich zu machen. Eine solche Infrastruktur bietet das *Internet of Production* (IoP). Dieses beschreibt über die Definition von Aggregationsebenen die Veredelung von Rohdaten hin zu aufbereitetem Wissen, welches für den Menschen unmittelbar nutzbar ist [10]. Auch für eine erfolgreiche Umsetzung von Data Analytics in der Qualität und dem damit verbundenen Einsatz datengetriebener prädiktiver Methoden bietet das IoP die notwendige IT-Infrastruktur.

2.2 Bedeutung für die Qualität: Predictive Quality

Die Qualität eines Produktes hängt maßgeblich vom Zusammenspiel der einzelnen Produktionsschritte und dem Zustand der jeweilig verwendeten Komponenten ab. Aufgrund steigender Komplexität in den Produktionsabläufen steigt die Anzahl der immanenten Wechselwirkungen einzelner Prozesse an. Darüber hinaus führt die steigende Individualisierung der Produkte zu einer deutlichen Erhöhung der Prozessvarianz. Ein datengetriebener prädiktiver Ansatz ermöglicht durch den Blick in die Zukunft eine genauere Betrachtung der qualitätsrelevanten Faktoren. Anstatt einer reinen Beurteilung anhand der Prozessdaten können auch vorhandene Informationen über Zwischenerzeugnisse und die individuelle Baugruppe berücksichtigt werden. Predictive Quality erweitert den Fokus

der Datenanalyse darüber hinaus, sodass neben der Herstellung auch die Produktnutzung als weitere Datenquelle und Anwendungsfeld mit in den Betrachtungsrahmen aufgenommen wird. Der Einsatz von Data Analytics in der Qualität ermöglicht so neben der Optimierung von Prozessen in Herstellung und Nutzung auch die Verbesserung des Grads mit welchem das Produkt die Kundenanforderungen erfüllt. [11, 12]

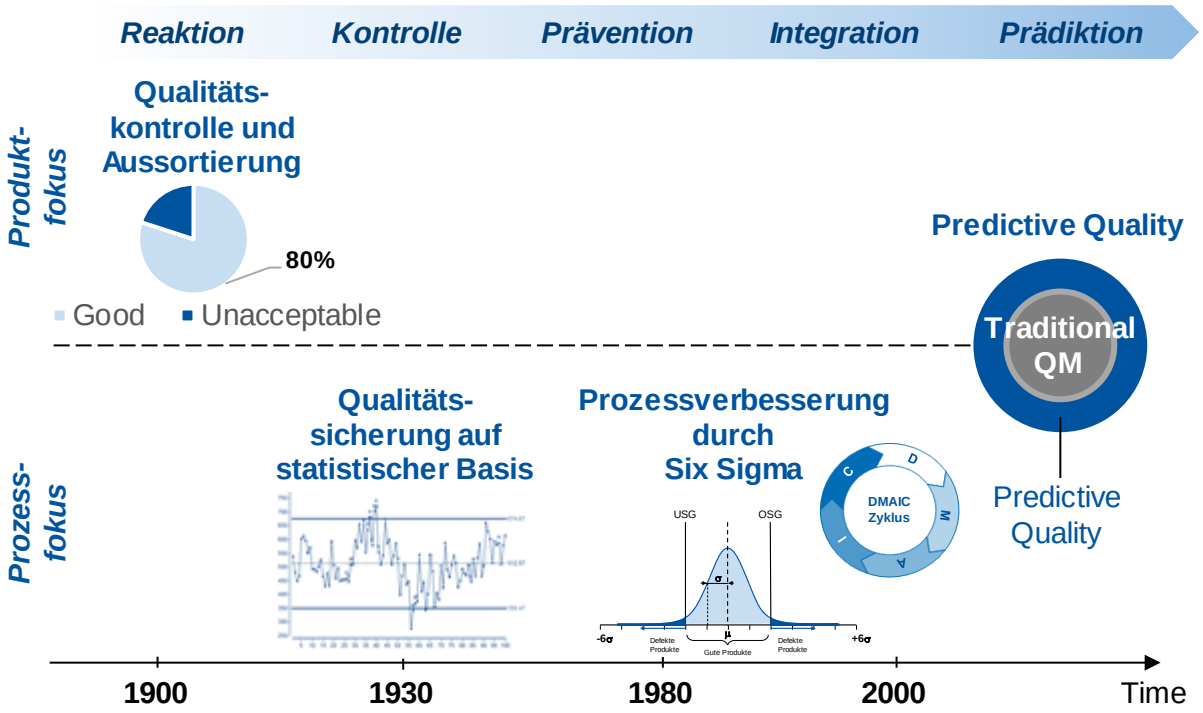


Bild 2: Evolution der Qualität in produzierenden Unternehmen

Mit dem in Bild 2 dargestellten Schwerpunktwechsel von reaktiv hin zu prädiktiv, beginnt eine neue Entwicklungs-Ära in der Qualität, in welcher aktuell ein erneuter Paradigmenwechsel vollzogen wird. Dieser Paradigmenwechsel ist dabei nicht als eine Ablösung zu verstehen, sondern vielmehr als eine Ergänzung zu bestehenden Methoden. Mit der effektiven Nutzung der heutzutage vorhandenen Daten und speziell der zunehmenden Verfügbarkeit von fertigungs- und nutzungsspezifischen Informationen zu jedem produzierten Produkt, rückt der *Produktfokus* wieder stärker in den Mittelpunkt. Zentrale Voraussetzung ist in diesem Zusammenhang die Nachverfolgbarkeit einzelner Produkte in den Daten von der Produktion bis zum Kunden, sodass die Datenpunkte sinnvoll miteinander verknüpft und analysiert werden können.

Predictive Quality befähigt somit den Anwender zu einer datengetriebenen Vorhersage der prozess- und der produktbezogenen Qualität. Übergeordnetes Ziel ist dabei die *Optimierung von produkt- und prozessbezogener Qualität* durch die Nutzung der Vorhersage als Entscheidungsgrundlage für Maßnahmen. Dies schließt sowohl die Ableitung von Handlungsmaßnahmen durch den Anwender selbst als auch die präskriptive Bereitstellung von Handlungsempfehlungen durch ein lernendes Assistenzsystem ein. Die beiden Zielgrößen sind dabei interdependent, so ist eine hohe Prozessqualität eine notwendige, aber nicht hinreichende Bedingung für eine hohe Produktqualität. Der Wert von Predictive Quality liegt also nicht in den Daten selbst, sondern in den Erkenntnissen, da diese unmittelbar in die Entscheidung miteinfließen.

Von zentraler Bedeutung ist hierbei der angestrebte *Prognosehorizont*, mit dessen zunehmender Länge die Reaktionsmöglichkeiten zwar zunehmen, gleichzeitig jedoch die

Prognosegüte stark abnimmt. Die genaue Positionierung innerhalb dieses Spannungsfelds hängt stark vom jeweiligen Anwendungsfall ab, prinzipiell ist jedoch ein Vorhersagezeitpunkt mit möglichst hoher Prognosegüte anzustreben, an dem mittels geeigneter Korrekturmaßnahmen noch reagiert werden kann.

Analog zum Umsetzungsgrad von Data Analytics in anderen Unternehmensteilen werden auch im Rahmen der Qualität bisher nur vereinzelte Lösungen aktiv genutzt [13]. Für Predictive Quality sind exemplarisch einige Anwendungsbeispiele zu nennen. So ermöglicht z. B. eine systematische Verwertung von Online-Kundenfeedback Daten, das eigene Produktverständnis zu verbessern und akute Qualitätsprobleme schneller zu ermitteln als dies über herkömmliche Reklamations- und Feedbackschleifen erfolgen kann. Darüber hinaus können die gesammelten Informationen als Indikator für die Kundenmeinung genutzt werden, um zukünftige Ziele zu formulieren [14]. Die Nutzung von Qualitätsdaten in Form von systematischen Vorhersagen auf Basis von Messwerten aus Qualitätssensoren und vor allem von funktionsübergreifenden Daten dient als Basis für präventive Qualitätsmaßnahmen sowie einer Deduktion von optimalen Parametern [11]. Durch die Verwendung historischer Festigkeits- und Zuverlässigkeitsdaten lassen sich sowohl Testpläne kontrollieren und dynamisch anpassen als auch zukünftige Leistungs- und Garantiekosten vorhersagen.

Mit Blick auf das *Aachener Qualitätsmanagementmodell* wird deutlich, dass ein Großteil der Aktivitäten innerhalb des Qualitätsmanagements einen datenorientierten Charakter aufweisen [15]. Nahezu alle Entscheidungsprozesse im Qualitätsmanagement beruhen auf einer umfangreichen Datenerhebung und -analyse. Predictive Quality ist somit keinesfalls als eine Ablösung zu verstehen, sondern vielmehr als eine *Ergänzung* zu herkömmlichen Methoden.

2.3 Potenziale von Predictive Quality

Die Optimierung von produkt- und prozessbezogener Qualität lässt sich in der Praxis durch die *Realisierung von Potenzialen* in den vielfältigen Anwendungsszenarien erreichen. Durch die Befähigung des Anwenders zu einer datengetriebenen Vorhersage der Qualität können diese Prognosen als Entscheidungsgrundlage für Maßnahmen genutzt werden. Um Problemstellungen in der Praxis mithilfe eines solchen Ansatzes zu begegnen, sind einige zentrale Fragen im Vorfeld zu adressieren:

- Welches Wissen (und damit welche Daten) ist relevant für die zu treffende Entscheidung?
- Wie muss das Wissen für die Entscheidung aufbereitet werden?
- Welche Prognosegüte wird benötigt, um basierend darauf die Entscheidung zu treffen?

Im Falle von zeitkritischen Anwendungen werden die angeführten Punkte noch erweitert um die Fragestellung inwieweit das Wissen mit ausreichendem Vorlauf extrahiert werden muss (vgl. Abbildung Spannungsfeld Prognosehorizont).

Konkret liegen die Potenziale des Ansatzes vor allem in den *Mehrwerten*, die sich beim Adressieren aktueller Problemstellungen gegenüber dem Einsatz klassischer Qualitätsmethoden ergeben. Eine Quantifizierung der Mehrwerte ist häufig komplex und sehr kontextspezifisch. Mögliche Vorgehensweisen hierfür werden exemplarisch in Anwendungsbeispielen in den Kapiteln 3 und 4 vorgestellt. Unabhängig von konkreten Einzelanwendungen wurden im Dialog mit produzierenden Unternehmen sowohl produkt- als auch prozessbezogene übergeordnete Potenziale identifiziert.

Durch den immer stärker werdenden Verbund informatischer, softwaretechnischer Komponenten mit mechanischen und elektronischen Teilen kommt es zu einer zunehmenden Produktkomplexität und -vielfalt. Predictive Quality verfügt über das Potenzial eine *hohe Produktverfügbarkeit* trotz steigender Komplexität beim Kunden sicherzustellen. So kann der Kunde bspw. durch Condition Monitoring oder prädiktive Wartung (Predictive Maintenance) vor negativen Erfahrungen mit dem Produkt geschützt werden. Hieraus lassen sich wiederum Wettbewerbsvorteile generieren und höhere Preise rechtfertigen. Predictive Quality wird so langfristig zum Enabler für neue Geschäftsmodelle wie die Subskription, indem anstatt für das Produkt selbst für dessen Verfügbarkeit bezahlt wird.

Eng verknüpft mit der steigenden Produktkomplexität und -vielfalt ist die *zunehmende Komplexität der Herstellungsprozesse*. Hinsichtlich der prozessbezogenen Qualität liegen die Potenziale von Predictive Quality somit hauptsächlich in einer besseren Beherrschung komplexer Prozesse sowie der Einsparung von Unternehmensressourcen. Letzteres betrifft u. a. die Reduzierung von Qualitätskosten verursacht durch Renommeeverluste, interne und externe Nacharbeit sowie Qualitätsprüfungen. Durch die Bereitstellung der relevanten Informationen birgt Predictive Quality hier auch das Potenzial, die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter in Bezug auf qualitätsgetriebene Kostenverursachung zu sensibilisieren.

Darüber hinaus sehen sich produzierende Unternehmen mit *zunehmend konkreteren Nachhaltigkeitsforderungen* aus Bevölkerung und Politik konfrontiert. Auch hier bietet Predictive Quality Potenziale zur Steigerung der unternehmerischen Nachhaltigkeit. So können z. B. Produkte ressourcensparender gestaltet, Ausschuss verringert und eine allgemeine Reduktion der aufgewendeten Ressourcen aufgrund von besser beherrschbaren Prozessen erzielt werden.

In den nachfolgenden Kapiteln 3 und 4 werden exemplarisch Ansätze vorgestellt wie die beschriebenen Potenziale realisiert werden können.

3 Produktbezogene Anwendungsbeispiele

Ziel der im Folgenden vorgestellten Anwendungsbeispiele ist das Treffen präskriptiver Entscheidungen zur *Verbesserung der Produktqualität und -verfügbarkeit* auf Basis datengetriebener Vorhersagen über das Produktverhalten. Beide Anwendungsbeispiele lassen sich in der Nutzungsphase verorten (vgl. Bild 3). Während mit der Erhöhung der Produktverfügbarkeit bei gleichzeitiger Kostenreduktion die Zielgrößen der beiden Ansätze einen hohen Überdeckungsgrad aufweisen, unterscheiden sich sowohl die konkrete Vorgehensweise zur Zielerreichung als auch der Implementierungsfortschritt voneinander. Weitere Unterschiede liegen in den Anforderungen der Lösungsansätze an die Echtzeitverfügbarkeit der Vorhersagen sowie im Prognosehorizont.

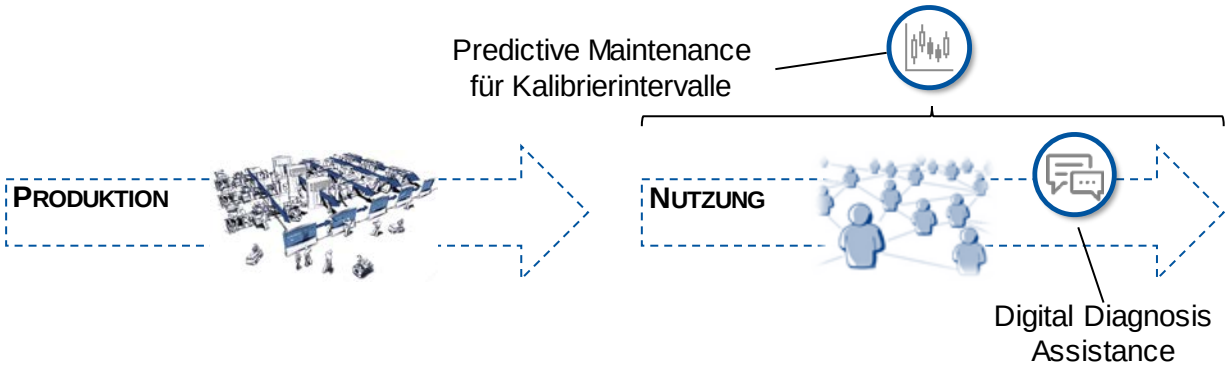


Bild 3: Verortung der produktbezogenen Anwendungsbeispiele

Das erste der beiden Anwendungsbeispiele entstand in Zusammenarbeit mit dem Unternehmen Miele & Cie. KG, einer der führenden Hersteller von Haushalts- und Gewerbegeräten. Hierin wird die Befähigung des Kundendiensttechnikers zu einer schnellen, datenbasierten Fehlerbehebung vor Ort beim Kunden durch ein *Digital Diagnosis Assistance* System beschrieben. In Kooperation mit der IconPro GmbH, einem Softwareentwickler und Digitalisierungs-Enabler für produzierende Unternehmen, entstand das zweite Anwendungsbeispiel. Darin wird der Aufbau einer *Predictive Maintenance Plattform* zur datenbasierten Prognose der Kalibrierintervalle von Koordinatenmessgeräten und einer entsprechenden Dynamisierung der Kalibrierung beschrieben.

3.1 Digital Diagnosis Assistance für Kundendiensttechniker

Ausgangssituation, Zielstellung und Potenziale

Die Miele & Cie. KG ist ein weltweit führender Anbieter von Premium-Hausgeräten und -Elektrogeräten für den gewerblichen Einsatz. Mit über 20.000 Mitarbeitern erwirtschaftete er im letzten Geschäftsjahr 2018/2019 einen Umsatz von 4,16 Mrd. Euro. Für den Fall, dass Wartungen für die Geräte im Feld anfallen, stellt Miele ein umfangreiches Netz an Kundendiensttechnikern (KD-Techniker) bereit, die in entsprechenden Fällen Fehler beheben und Reparaturen durchführen. Üblicherweise gestaltet sich der Service-Einsatz beim Kunden wie folgt:

1. Verbale Fehlerbeschreibung durch den Kunden entgegennehmen (ggf. Abgleich mit Auftragsdaten des Kundendienst-Centers, bei dem der Kunde vorher anrief)
2. Überprüfung der Anwendungs- und Einbausituation des Gerätes, Ablesen des Gerätedisplays mit Fehlercodeangabe
3. Verbindung des Gerätes mit Kundendienst-Laptops, Auslesen von Fehlerspeicher und Sensordaten
4. Diagnose des Problems unter Berücksichtigung des Techniker-spezifischen Wissens und seiner Erfahrung

Dieser Prozess bietet die Gefahr der Fehldiagnose, wodurch falsche oder zu viele Komponenten getauscht werden oder ein weiterer Kundendiensteinsatz vor Ort erforderlich wird.

Mit dem Einsatz eines datengetriebenen, kontinuierlich lernenden Assistenzsystems (Digital Diagnosis Assistent, DDA) soll die Wahrscheinlichkeit eines Fehltausches verringert und damit auch unabhängig vom Erfahrungswissen des KD-Technikers die Erst-Erledigungsquote bei den Einsätzen erhöht werden. Der DDA wird dazu mit historischen Daten

von Service-Einsätzen trainiert und kann so vom Kundendiensttechniker genutzt werden, um bei Reparaturentscheidungen unterstützt zu werden.

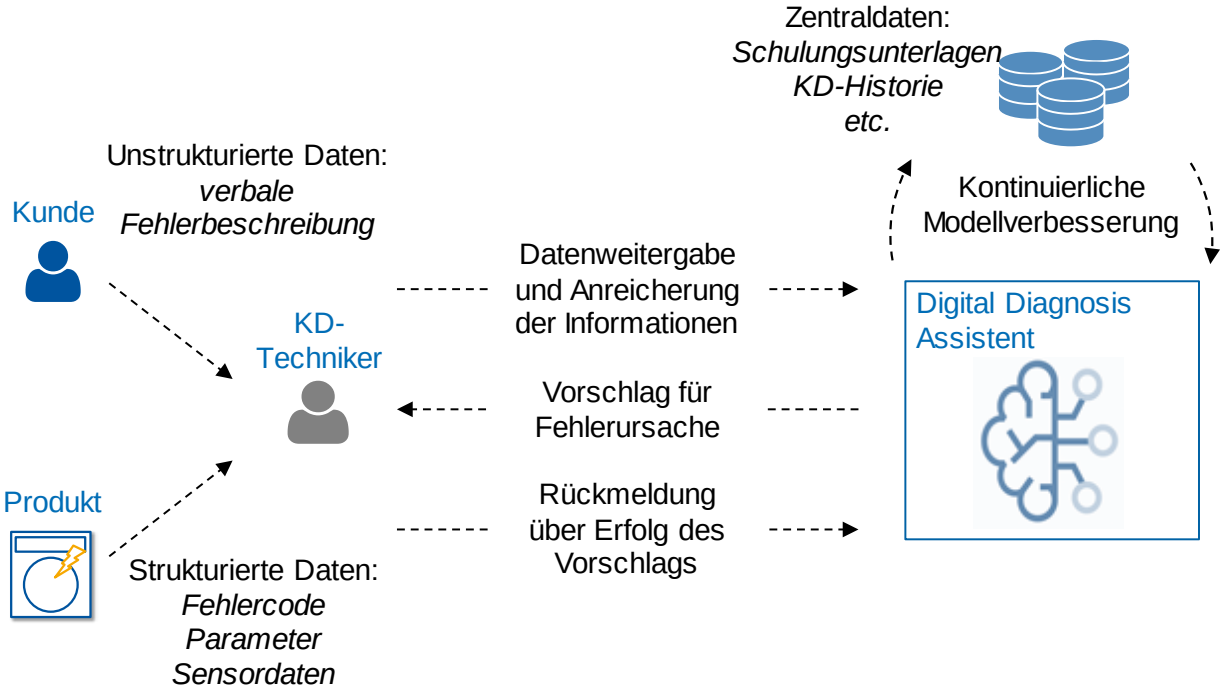


Bild 4: Konzept des DDA der Miele & Cie. KG (Quelle: Miele)

Wie in Bild 4 dargestellt bekommt der Kundendiensttechniker als Diagnoseergebnis eine Vorschlagsliste darüber, welcher Komponententausch mit welcher quantitativen Wahrscheinlichkeit („Prädiktion“) das Problem behebt. Die Prädiktionsqualität des Systems wird laufend verbessert, indem der Kundendienst-Techniker unmittelbar nach Komponententausch den Erfolg oder Misserfolg des Vorschlags bei der Fehlerbehebung dem DDA direkt rückmeldet.

Vorgehen und erzielte Mehrwerte

Von zentraler Bedeutung für den Erfolg des DDA ist die Auswahl einer qualitativ wie quantitativ ausreichenden Datenbasis, die für das Training eines entsprechenden Modells genutzt werden kann. Im konkreten Fall liegen sowohl strukturierte als auch unstrukturierte Daten vor. Diese Daten lassen sich unterteilen in solche, die vor Ort während des Einsatzes aufgenommen werden und solche, die unabhängig vom Einsatz zentral vorliegen. Beispiele hierfür sind:

<u>Vor-Ort-Daten/Einsatz-Daten:</u>

- Verbale Fehlermeldung (z.T. dokumentiert durch Servicecenter bei Auftragsannahme), unstrukturiert
- Beobachtungen d. KD-Technikers (v.a. zu Umgebung und Einbau des Gerätes), unstrukturiert
- Fehlercode, strukturiert
- Angaben aus Fehlerspeicher und Sensordaten, strukturiert
- Rückmeldung des KD-Technikers über Erfolg des Vorschlags, strukturiert

Zentraldaten (Datenbankpflege):

- Angaben aus KD-Berichten vergangener Einsätze, auch anderer Kollegen, teilw. strukturiert
- Montagehinweise, Schulungs- und Expertenwissen, teilw. strukturiert

Diese Daten laufen in der Kundendienst-Zentrale zusammen, werden dort konsolidiert und für die Verbesserung der DDA-Lösung kontinuierlich genutzt.

Die DDA-Lösung wurde in Form eines Proof of Concepts realisiert, das in Form eines Feldexperimentes mit 80 Kundendiensttechnikern unterschiedlichen Alters und Erfahrung, verteilt über ganz Deutschland, durchgeführt wurde. Produktseitig wurden zu Beginn Daten von zwei Pilotgeräten genutzt und diese über mehrere Monate mit weiteren Daten angereichert. Die eine Hälfte der Techniker nutzte die DDA-Lösung, wohingegen die andere Hälfte entlang des klassischen Prozesses agierte.

Als KPI für den Vergleich der beiden Gruppen wurde primär die Effizienz, also die Zielgenauigkeit der Assistenz- bzw. der Technikerprognose herangezogen. Diese Zielgenauigkeit bewertet den Erfolg der Problembehebung infolge von KD-Einsätzen. Das Ergebnis ist in Bild 5 dargestellt, in welcher der inverse Wert, also nicht erfolgreiche Kundendiensteinsätze infolge von Prognoseungenauigkeiten durch Techniker bzw. Assistenzsystem, über die Monate des Vergleichs aufgetragen sind. Am letzten Balkentupel für den Durchschnitt zeigt sich, dass sich die Zielgenauigkeit der Prognose bei der Gruppe „mit DDA“ im Vergleich zu den Technikern ohne DDA-Lösung um knapp die Hälfte (47%) verbessert hat (dunkelblaue Säulen). Eine anhand von Aufzeichnungen durchgeführte Nachbetrachtung der DDA-Prognosen an sich, also der reinen Systemempfehlung, zeigte, dass bei 100%iger Beachtung sogar eine Steigerung der Zielgenauigkeit der Prognose bis zu 85% möglich gewesen wäre (gelbe Säulen).

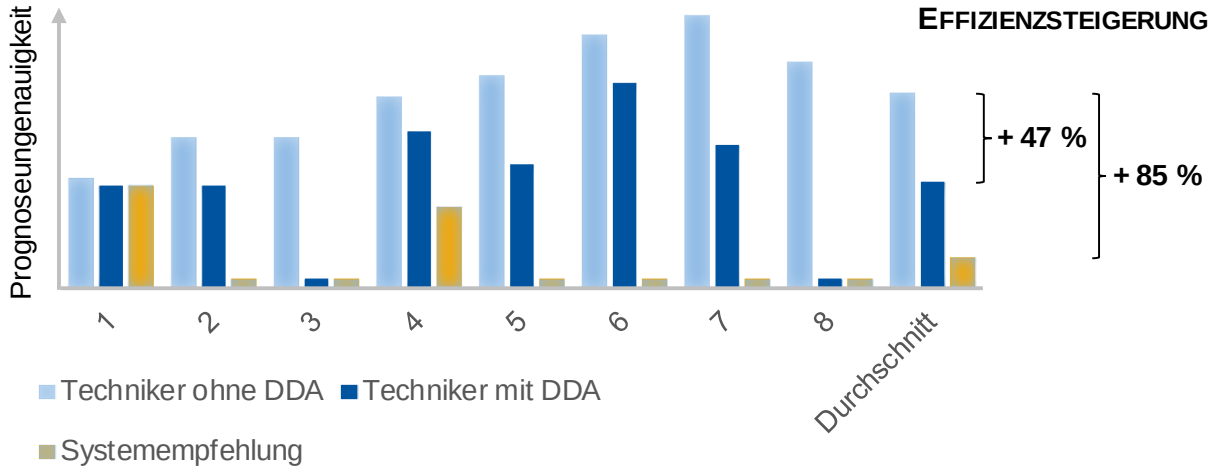


Bild 5: Vergleich der Prognoseungenauigkeit der unterschiedlichen Gruppen (Quelle: Miele)

Trotzdem ist es für die Akzeptanz durch die KD-Techniker und damit den Erfolg des DDA wichtig, den Assistenz- und Vorschlagscharakter des Systems zu betonen. Miele wird auch in Zukunft weder auf die Erfahrung der Techniker noch deren persönlichen Kontakt mit dem Kunden verzichten.

Nächste Schritte

Die Ergebnisse zeigen, dass sich durch den Einsatz des DDA neben der Effizienz auch die Quote der Ersterledigungsfahrten, also der Anteil, den die Anzahl Ersterledigungsfahrten an der Anzahl aller Kundendienstfahrten einnimmt, noch einmal steigern lässt („noch einmal", weil sich diese Quote bereits vorher schon auf einem im Branchenvergleich hohen Niveau befand). Mittelbar verringert sich durch den Einsatz einer solchen datengetriebenen Lösung der Carbon Footprint der Kundendienstflotte und leistet damit einen wichtigen Beitrag zur Nachhaltigkeitsstrategie von Miele. In den nächsten Schritten wird Miele daher das erfolgreiche Proof of Concept auf weitere Produkte und Unternehmensbereiche übertragen, um eine Breitenwirkung der Mehrwerte zu erzielen.

Basierend auf diesem Szenario ist zukünftig eine weitere Stufe der Prädiktion denkbar, die eine Fehlervermeidung statt der Fehlerbehebung unterstützt. In einer Welt der vernetzten Hausgeräte ist hierzu ein kontinuierlicher Datenstrom zwischen Endgerät und DDA notwendig, wobei dazu die erforderlichen datenschutzrechtlichen Rahmenbedingungen gegeben sein müssen und gleichzeitig das Einverständnis des jeweiligen Endkunden zu einer solchen Datennutzung vorliegen muss. In einem solchen Szenario könnte dann der DDA nach Auswertung und Interpretation der Daten Empfehlungen für einen Komponententausch oder ein Softwareupdate aussprechen, bevor das Hausgerät in Störung geht. Diese Empfehlung wird dann in der Kundendienstzentrale in ein konkretes Auftragsangebot für den Kunden zum präventiven Tausch oder das Aufspielen eines Softwareupdates umgewandelt. Mit diesem Ansatz ließen sich sogar neue Geschäftsmodelle entwickeln.

3.2 Predictive Maintenance – Dynamisierung von Kalibrierintervallen

Ausgangssituation, Zielstellung und Potenziale

Insbesondere industrielle Messprozesse sind für qualitativ hochwertige Produkte von großer Relevanz. Für jeden Anwendungsfall muss nachgewiesen werden, dass die jeweiligen Messprozesse geeignet sind. Dies ist in der Regel eine temporäre Untersuchung, die nichts über die Messbeständigkeit (Stabilität) des Messprozesses über einen längeren Zeitraum aussagt. So werden Koordinaten-Messgeräte (KMG) in der Regel ohne Rücksicht auf deren Nutzungsgrad einmal jährlich gewartet und neu kalibriert. Durch das Trainieren eines entsprechenden lernenden prädiktiven Modells mit historischen Daten, kann neues Wissen über das Verhalten des Messgerätes gewonnen werden und so die Wartungs- bzw. Kalibrierintervalle dynamisiert werden:

- So kann es erforderlich sein, dass bei einer hohen Auslastung oder aufgrund von Abnutzungen oder Beschädigungen das Gerät früher als im jährlichen Rhythmus gewartet und kalibriert werden muss. Dies erhöht zwar die Kosten, die aber den Ausfallzeiten und den damit verbundenen Unannehmlichkeiten (z.B. Stillstandzeiten, falsch gemessene Teile usw.) gegenzurechnen sind.
- Andererseits werden die Geräte zu oft gewartet und neu kalibriert, obwohl dies nicht erforderlich wäre, so dass sich Wartungs- und Kalibrierkosten einsparen lassen.

Um den in Bild 6 kostenoptimalen Bereich zu erreichen, muss das Verhalten von Messprozessen mit geeigneten Verfahren beobachtet werden. Anschließend soll auf Basis historischer Daten ein prädiktives ML-Modell (Machine Learning) zur Erkennung von frühen Abweichungssignalen trainiert werden. Mit diesen Erkenntnissen können die Prüf- bzw. Kalibrierintervalle variabel gestaltet werden, ohne an Sicherheit bzgl. der Messbeständigkeit zu verlieren bzw. diese sogar noch zu erhöhen.

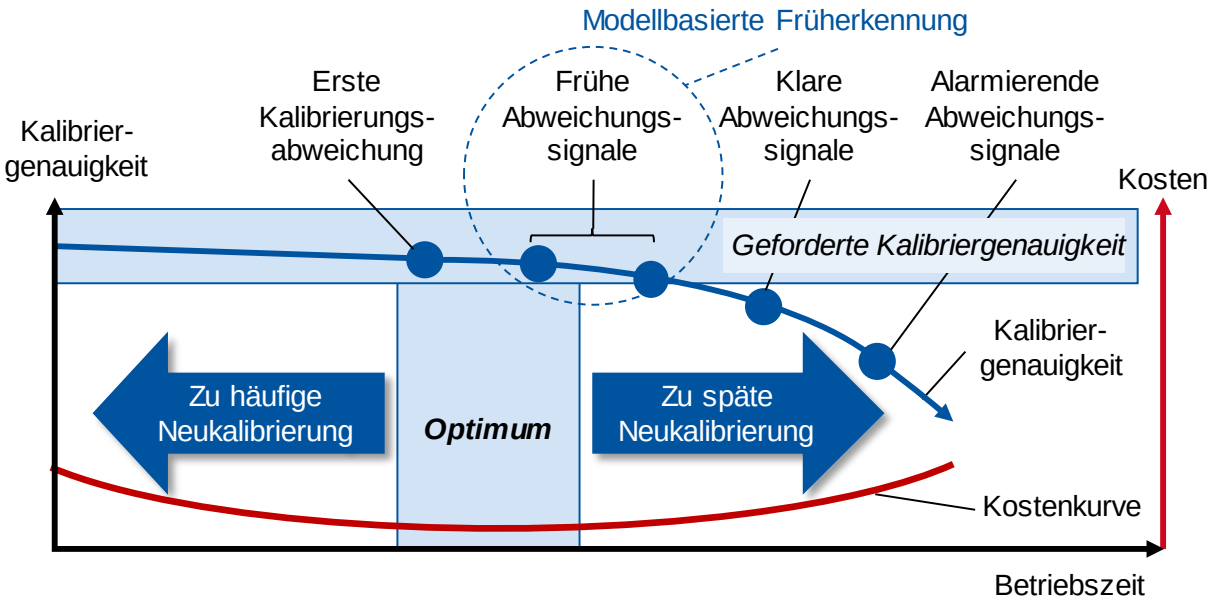


Bild 6: Predictive Maintenance für kostenoptimale Kalibrierung von KMGs (Quelle: IconPro)

Vorgehen und erzielte Mehrwerte

Die Anforderungen, Messbeständigkeit bzw. Messunsicherheit nachzuweisen, sind in mehreren Standards und Richtlinien als Vorgaben beschrieben. Deren Einhaltung wird in Audits überwacht:

- DIN EN ISO 10012 „Messmanagementsysteme – Anforderungen an Messprozesse und Messmittel“,
- der in der Automobilindustrie angewandten IATF 16949,
- Eignungsnachweisen wie der DIN EN ISO 14253 und der GUM („Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement“), die sich mit der Bestimmung und Angabe von Unsicherheiten beim Messen auseinandersetzen.

Um die geforderte Eignung von Messprozessen nachzuweisen bzw. deren Messunsicherheit bestimmen zu können, werden dagegen folgende Normen und Richtlinien herangezogen:

- MSA Measurement System Analysis der AIAG (Automotive Industry Action Group)
- VDA5 Prüfprozesseignung
- DIN ISO 22514 – Statistische Verfahren im Prozessmanagement: Fähigkeit und Leistung – Teil 7: Fähigkeit von Messprozessen

Diese Standards und Richtlinien kommen allerdings nur temporär zum Tragen, um den prinzipiellen Nachweis des Messprozesses für den jeweiligen Einsatzfall zu erbringen. Aus diesem Grund sind zusätzliche Verfahren zur Überwachung der Messbeständigkeit bei Koordinaten-Messgeräten auszuwählen:

- Automatisierte Stabilitätsüberwachung mittels Normale
- Überwachung von internen Parametern
- Überwachung über externe Sensoren

Daraus lassen sich die unterschiedlichen Datenquellen, Datenflüsse sowie eine Architektur ableiten, welche in Bild 7 dargestellt ist. Die Mess- und Maschinendaten werden lokal aufgenommen und in regelmäßigen Abständen in eine Cloud-Architektur übertragen. Die Q-DAS Software solara.MP liefert auf Basis der Messdaten die aktuellen MSA/ VDA 5 Ergebnisse. Basierend auf einem anhand historischer Daten trainierten und mit den aktuellen Maschinendaten bzw. MSA/ VDA 5 Ergebnissen gefütterten ML-Modells lassen sich Vorhersagen zu Kalibrierzeitpunkten erstellen. Diese Vorhersagen werden in Form von Empfehlungen für das nächste Kalibrierdatum neben dem Status der Messsystemeignung dem Nutzer über ein Web Dashboard zur Verfügung gestellt. Dadurch werden Servicetermine besser planbar und die erforderlichen Ersatzteile können vorbereitet werden.

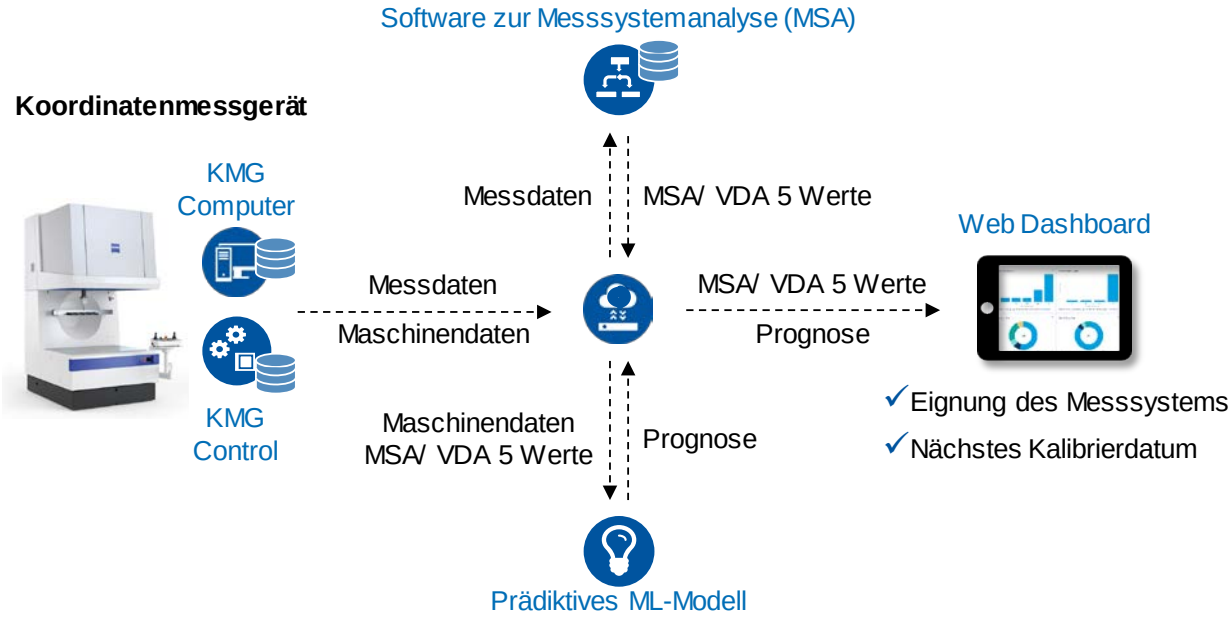


Bild 7: Infrastruktur und Datenflüsse bei der Dynamisierung von Kalibrierintervallen (Quelle: IconPro)

Nächste Schritte

Zunächst wurde die entsprechende Datenaufnahme an den KMGs verschiedener Anwendungspartner realisiert und eine automatisierte Datenübertragung zur zentralen Cloud-Plattform implementiert. Im nächsten Schritt werden im Rahmen von Software-Piloten sowohl die Bewertung und Visualisierung der Messsystemeignung als auch die ML-basierte Kalibrierprognose umgesetzt. Darüber hinaus soll eine eigene IconPro Cloud-Plattform zur Anwendung kommen, welche dann kundenindividuell zur Verfügung gestellt werden kann. Diese Plattform kann als public aber auch als private Cloud genutzt werden.

Während dieser Pilotphase werden testweise interne Parameter miterfasst, um nach einem entsprechenden Lernprozess direkt aus diesen Daten die kontinuierliche Eignung nachweisen zu können. Da nicht herstellerübergreifend auf relevante Daten zugegriffen werden kann, empfiehlt es sich mittels externer Sensoren diese erforderlichen Informationen zu erfassen und signifikante Änderungen des Messprozesses zu signalisieren.

4 Prozessbezogene Anwendungsbeispiele

Präskriptive Entscheidungen auf Basis von datengetriebenen Vorhersagen über das *Prozessverhalten* zu treffen ist das übergeordnete Ziel der im Folgenden vorgestellten Anwendungsbeispiele. Ihrer prozessbezogenen Definition entsprechend lassen sich die Anwendungsbeispiele in der Phase der Produktherstellung bzw. der Auftragsabwicklung verorten (vgl. Bild 8). Analog zum vorangegangenen Kapitel unterscheiden sich die vorgestellten Lösungen sowohl in der Vorgehensweise zur Zielerreichung als auch im Implementierungsfortschritt stark voneinander. Weitere Unterschiede liegen in den Anforderungen der Lösungsansätze an die Echtzeitverfügbarkeit der Vorhersagen sowie im Prognosehorizont. Neben den genannten Unterschieden ähneln sich jedoch die Zielgrößen der individuellen Anwendungsbeispiele wie z. B Ausschussminimierung und Steigerung der Prozessrobustheit sehr stark.

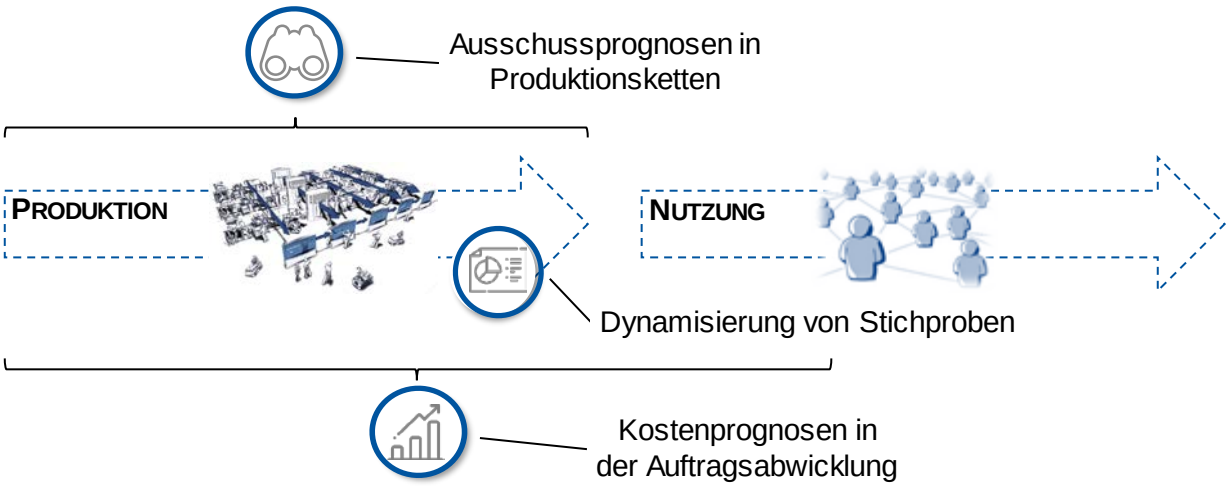


Bild 8: Verortung der prozessbezogenen Anwendungsbeispiele

Das erste der drei Anwendungsbeispiele entstand in Kooperation mit der Lumileds Germany GmbH, einer der führenden Hersteller von Automobilbeleuchtung und LED Komponenten. Die Zielstellung beschreibt primär die *Senkung der Ausschussrate* in der Produktion von Autolampen durch das Training und Deployment prädiktiver Grey-Box-Modelle zur Ermittlung optimaler Prozessparameter. Durch eine Kooperation der Unternehmen TCG Unitech GmbH, einem österreichischen Automobilzulieferer, und der Q-DAS GmbH, einem der führenden Anbieter von Statistik-Software und Dienstleistungen für die Qualitätssicherung in der industriellen Produktion, entstand ein weiteres Anwendungsbeispiel. Der Fokus liegt hierbei auf einer *datenbasierten Dynamisierung von Stichproben* in der Montage zur Reduzierung des Prüfaufwandes und einer damit verbundenen Kosteneinsparung. Das dritte Anwendungsbeispiel wurde in Zusammenarbeit mit der Krones AG entwickelt, einer der weltweit führenden Hersteller von Anlagen und Maschinen für die Produktion, Abfüllung und Verpackung von Getränken und flüssigen Nahrungsmitteln. Der vorgestellte Lösungsansatz verfolgt eine *Steigerung der Prozessrobustheit durch Kostenprognosen* (sog. Price Tags) für die Meilensteine des Auftragsabwicklungsprozesses auf Basis historischer Daten.

4.1 Ausschussprognosen in Produktionsketten

Ausgangssituation, Zielstellung und Potenziale

Die Lumileds Germany GmbH ist einer der führenden Hersteller von Automobilbeleuchtung und LED Komponenten. Am Standort Aachen entwickelt und produziert Lumileds in

einem mehrstufigen Fertigungsprozess ca. 100.000.000 Autolampen pro Jahr. In der jüngeren Vergangenheit kam es vermehrt zu Schwankungen in der Maschinenverfügbarkeit sowie einer Erhöhung der Ausfallraten bestimmter Teile ohne Identifikation der Hauptursachen. Aufgrund einer kontinuierlichen Akquise von Prozess- und Produktdaten entlang der Fertigungslinie steht über das MES eine breite Datenbasis für die Anwendung von Data Analytics Methoden zur Verfügung. Das sog. „Softlabeling" der Daten erlaubt eine Betrachtung der Fertigungshistorie auf Produktebene, d.h. jedem individuellen Produkt lassen sich die zugehörigen Datenpunkte zuordnen. Aktuell wird die Datenbasis bereits für eine SPC einzelner Messwerte angewandt, jedoch ohne Betrachtung der gesamten Fertigungskette.

Im Rahmen des Lösungsansatzes wird auf Basis der MES-Daten der gesamten Fertigungskette ein prädiktives Grey-Box Modell trainiert (vgl. Bild 9). Ziel ist die Bildung eines Prognosemodells zur Vorhersage von Ausschussteilen im letzten Prozessschritt der Fertigungskette, da diese im Vergleich zur Entstehung in früheren Schritten teuer sind. Mithilfe dessen lassen sich die Haupteinflussgrößen entlang der Prozesskette auf die Ausschussrate im letzten Fertigungsschritt identifizieren und erste Handlungsempfehlungen ableiten. Durch die Identifikation der Einflussgrößen ergeben sich Potenziale, die sich wie folgt zusammenfassen lassen:

- Ableitung allgemeiner Handlungsempfehlungen für die Parametereinstellung in allen Fertigungsschritten
- Vermeidung von teurerem Ausschuss in späten Phasen der Produktion durch Anpassung von Grenzwerten (z. B. Anpassung von Prozessparametern in vorgelagerten Fertigungsschritten)
- Erhöhung der Reaktionsgeschwindigkeit bei Prozessschwankungen (Voraussetzung ist eine online-Auswertung durch das Modell)

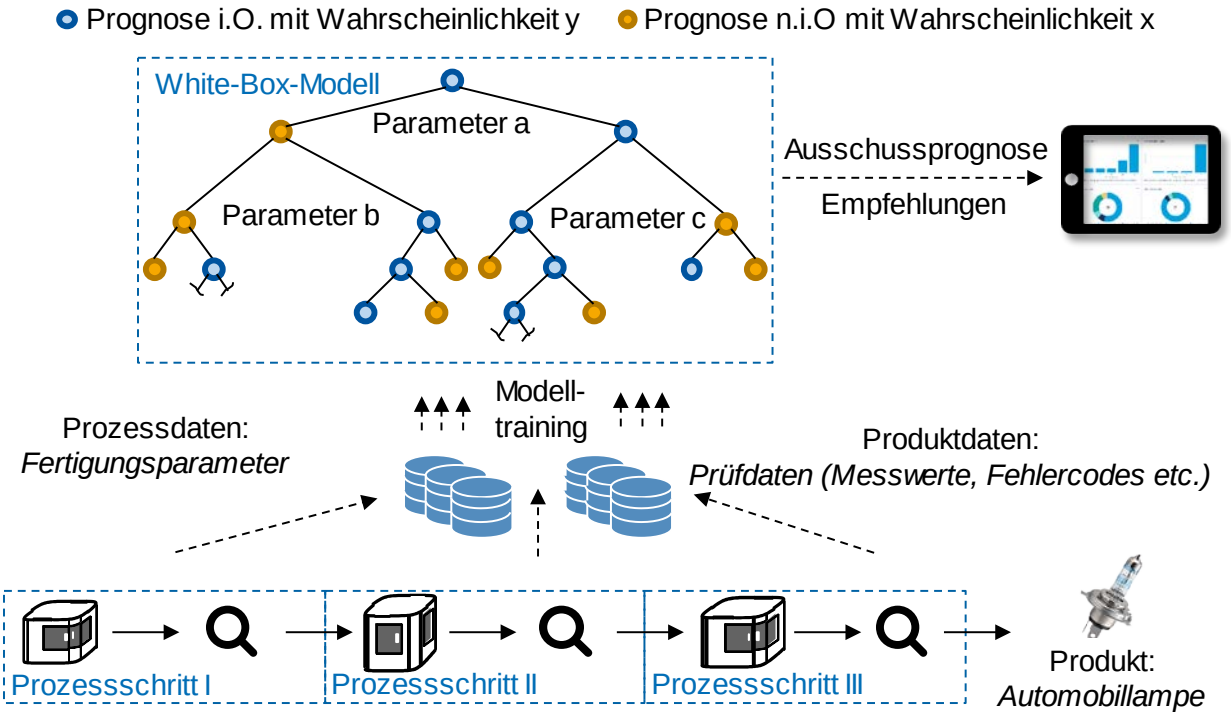


Bild 9: Ausschussprognosen in Produktionsketten am Beispiel eines Entscheidungsbaums

Vorgehen und erzielte Mehrwerte

Grundsätzlich herrscht im vorliegenden Anwendungsfall die komfortable Ausgangssituation, dass die zu analysierenden Daten zum einen bereits gesammelt in einem System (MES) gespeichert sind und sich größere Datenintegrationsaufwände erübrigen. Zum anderen lässt sich jeder Datenpunkt aufgrund des eingangs erwähnten Softlabelings mit individuellen Werkstücken verknüpfen. Dies bildet eine Grundvoraussetzung für die prädiktive Analyse der Daten hinsichtlich der Zielgröße „Fertigungsausschuss". Das angewendete Vorgehen basiert im Kern auf dem Analyseprozess des CRISP-DM, dem „Cross Industry Standard Process for Data Mining":

1. Festlegen des Betrachtungsrahmens: Der Analysezeitraum wird festgelegt und die häufigsten Fehlertypen im letzten Fertigungsschritt werden als Zielgrößen ausgewählt.
2. Sichtung der Daten: Es findet eine Überprüfung der Qualität und Reliabilität der Produkt- und Prozessdaten aus dem MES statt.
3. Datenvorverarbeitung: Es wird ein Datensatz als Basis für die Modellbildung zusammengestellt.
4. Modellierung: Aufgrund guter Interpretierbarkeit wird der Entscheidungsbaum als Analysemethode ausgewählt. Während des Trainings findet eine iterative Anpassung der Parameter statt.
5. Evaluation der gebildeten Modelle: Über 75 % der Ausfälle können durch das Modell abgebildet werden (Recall der Klasse „Fehler" > 75 %), wodurch der Anwender theoretisch in die Lage versetzt wird diese Ausfälle zu eliminieren.
6. Ableitung von Handlungsempfehlungen: In Abhängigkeit vom jeweiligen Fehlertyp lassen sich durch das Prognosemodell konkrete Einstellungsempfehlungen für verschiedene Prozessparameter ableiten (vgl. Bild 9).

Die Untersuchung der langfristigen Auswirkungen auf die Ausschussquote durch Anwendung in der realen Produktionsumgebung befindet sich in der aktuellen Umsetzung.

Nächste Schritte

Das weitere Vorgehen umfasst mehrere Schritte. Dies betrifft zum einen das Schließen von Lücken in der Datenaufnahme entlang der Fertigungskette wie z. B. die Erfassung von Mitarbeitereinflüssen durch manuelles Einrichten des Fertigungsprozesses. Darüber hinaus wird die Weiterentwicklung der Visualisierung in Form eines „prozesszentrierten" Entscheidungsbaums, dessen Knotenpunkte sich an der Struktur des Fertigungsprozesses orientieren, zu einer anwendungsfreundlicheren Entscheidungsunterstützung führen. Da Entscheidungsbäume aufgrund ihrer Beschaffenheit weder besonders robust bei zeitabhängigen Zusammenhängen, noch besonders geeignet für den Einsatz in automatisierten Anwendungen sind, stellt das Testen von Black-Box-Modellen als Alternative einen weiteren nächsten Schritt dar. Unter der Voraussetzung, dass die Datenqualität weiter verbessert wird, verspricht man sich vom Training und Deployment solcher Modelle eine erhöhte Prognosegenauigkeit. Die Umsetzung in konkrete Handlungsempfehlungen gestaltet sich aufgrund fehlender Transparenz jedoch deutlich komplexer.

4.2 Datengetriebene Dynamisierung von Stichproben

Ausgangssituation, Zielstellung und Potenziale

Die TCG Unitech GmbH ist ein österreichischer Automobilzulieferer, welcher unter anderem Druckguss- sowie Spritzgussteile entwickelt und produziert. Die hohen Kundenanforderungen an Produktqualität und Liefertreue stellen dabei eine besondere Herausforderung für die kontinuierliche Qualitätssicherung dar. Anhand eines konkreten Beispiels

bedeutet dies, dass für besondere Merkmale eines Abschlussdeckels von Kundenseite eine Null-ppm-Absicherung gefordert wurde. Dies ließ sich zum damaligen Zeitpunkt nur durch eine 100%-Prüfung mittels 3D-Koordinatenmessgerät (3D-KMG) realisieren, welche wiederum mit hohen Prüfaufwänden und Kosten verbunden ist [16].

Hier setzt der Lösungsansatz der Prüfdynamisierung an, welcher in einem Kooperationsprojekt mit der Q-DAS GmbH für eine Fertigungslinie erfolgreich umgesetzt wurde. Die Prüfdynamisierung basiert auf der Anwendung der Statistical Process Control (SPC), also der kontinuierlichen Überwachung bestimmter Qualitätsmerkmale mittels statistischer Prozessregelung. Hierzu werden definierte Produktmerkmale regelmäßig gemessen und im Falle von Abweichungen wird korrigierend in den Prozess eingegriffen.

Im Gegensatz zur herkömmlichen SPC, bei der im Falle von stabilen Prozessen keine weiteren Maßnahmen automatisiert eingeleitet werden, erfolgt im Rahmen der Prüfdynamisierung nach DIN ISO 2859 – Teil 3 die Prüfung stabiler Merkmale gezielt seltener. Das Hauptziel dieses sog. Skip-lot-Stichprobenverfahrens ist es, durch den Verzicht auf die Prüfung eines Merkmals oder des ganzen Teils den Gesamtprüfaufwand zu verringern [17]. Die Ziele der Prüfdynamisierung lassen sich wie folgt zusammenfassen (vgl. Bild 10):

- Reduktion der Prüfhäufigkeit von stabilen Merkmalen (Auslassen von Merkmalen)
- Erhöhung der Prüfhäufigkeit von instabilen Merkmalen
- Messungen werden ausgelassen (Skip)
- Gewährleistung des ppm-Ziels „Null Fehler“

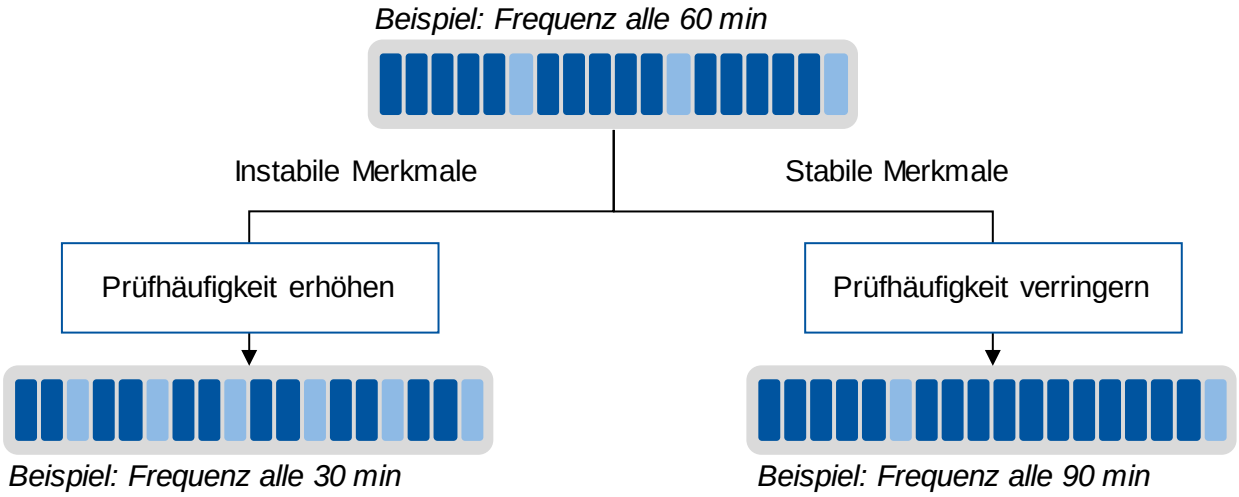


Bild 10: Prinzip der dynamischen Anpassung der Prüfhäufigkeit (Quelle: Q-DAS)

Durch den Einsatz des Verfahrens lassen sich Kosteneinsparungen sowohl in Bezug auf die Erstinvestitionen als auch im laufenden Messbetrieb realisieren. Darüber hinaus können Wartungsaufwände durch ungeplante Anlagenstopps reduziert und Anlagenpersonal effizienter eingesetzt werden. Durch den Fokus auf besonders problembehaftete Merkmale lässt sich außerdem die Transparenz bezüglich der Prozessqualität erhöhen.

Vorgehen und erzielte Mehrwerte

Das Verfahren zur Dynamisierung basiert auf der DIN ISO 2859 – Teil 3. Wie in Bild 11 dargestellt, wird zunächst mit der sog. Grundqualifizierung begonnen, in welcher geprüft wird wie „stabil“ die Merkmalsausprägung der untersuchten Teile ist. Nach einer definierten Anzahl von geprüften Teilen und sobald die statistischen Anforderungen an die

Grundqualifizierung erfüllt sind, beginnt die nächste Phase der Optimierung. In dieser Phase werden weitere Teile geprüft und erst im Falle, dass die Stabilität der Merkmale auch weiterhin bestätigt wird, beginnt das Skippen, also das Auslassen von Prüfungen.

Eine Rückkehr in den Ausgangszustand der Grundqualifizierung wird durch unterschiedliche dynamisierungsrelevante Störevents getriggert (vgl. Bild 11). Zum einen erfolgt dies durch eine Verletzung der Eingriffsgrenzen, welche sich aus den Messdaten des 3D-KMGs ergeben. Zum anderen werden auch Daten aus den vorgelagerten Prozessschritten, der Fertigung und Reinigung des Bauteils, erhoben und hinsichtlich ihrer Relevanz für die Prüfdynamisierung analysiert. Dynamisierungsrelevante Informationen aus der Fertigung im CNC Bearbeitungszentrum kommen u. a. von Werkzeugbruchsensoren, der Auflagenkontrolle und Sensorik zur Messung der MMS.

Um die Verknüpfung verschiedener dynamisierungsrelevanter Störevents mit dem individuellen Bauteil zu schaffen war es initial notwendig eine Integration der Prozessdaten aus unterschiedlichen Systemen zu realisieren. Neben der Migration des bestehenden Datenbestandes aus dem Altsystem gehörte hierzu die Schaffung von Systemschnittstellen sowie eine zentrale Datenhaltung über die Prozesskette hinweg.

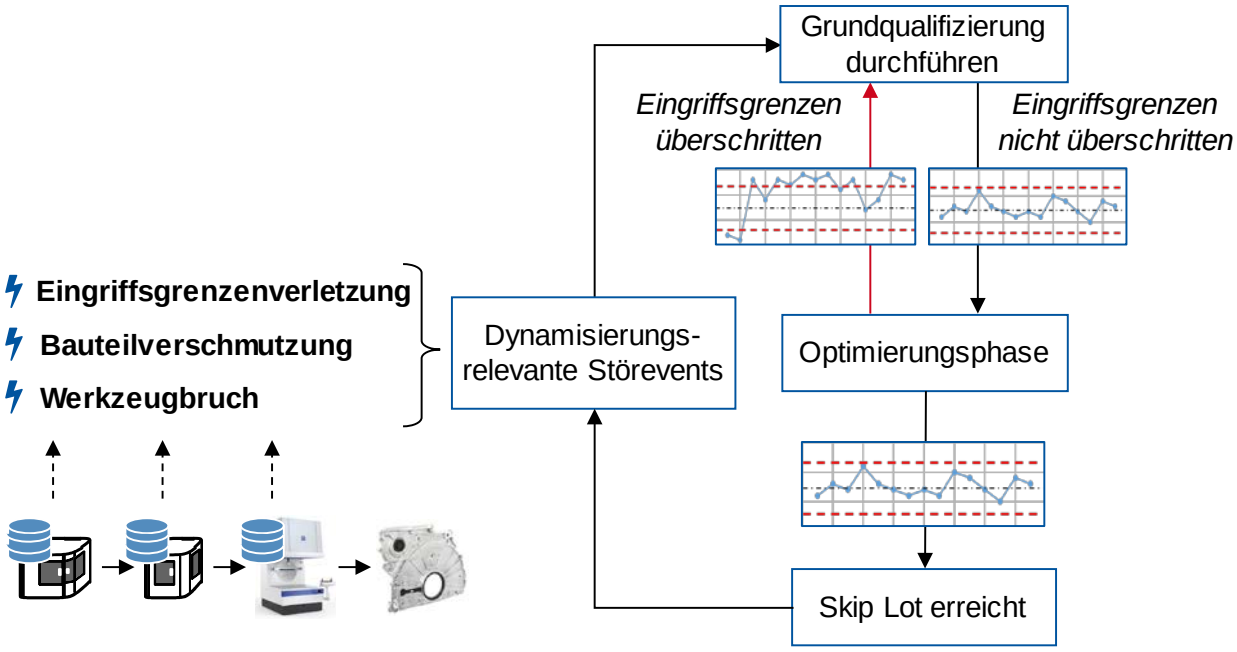


Bild 11: Das Verfahren der dynamisierten Stichprobenprüfung (Quelle: TCG Unitech)

Das vorgestellte Anwendungsbeispiel bietet eine statistisch abgesicherte Vorhersage auf Basis von Prozessdaten, inwieweit von einer i. O. Prüfung bestimmter Prüfmerkmale ausgegangen werden kann. Hierzu wird die klassische SPC durch Vernetzung der Prozessschritte und Analyse von dynamisierungsrelevanten Daten sinnvoll ergänzt. Die Entscheidungsunterstützung des Menschen erfolgt durch eine konkrete Empfehlung ab wann die Prüfung bestimmter Merkmale bzw. Bauteile ausgelassen werden kann. Darüber hinaus wird die Aufmerksamkeit auf besonders instabile Prüfmerkmale gelenkt, wodurch die Transparenz der Prozessqualität erhöht wird. Neben der Schonung von Ressourcen in Bezug auf Messtechnik und Personal ergeben sich auch rein monetäre Mehrwerte. So konnten ca. 240.000 € bei Erstinvestitionen und ca. 20.000 € laufende Kosten pro Jahr eingespart werden. [16]

Nächste Schritte

Neben der Übertragung des Systems zur Prüfdynamisierung vom Piloten auf weitere Fertigungslinien steht die automatisierte Weiterverarbeitung der Statistikergebnisse und damit die Datenrückführung in die Fertigungsanlage im Fokus des weiteren Vorgehens [16]. So sollen im Rahmen kommender Projekte basierend auf den Statistikergebnissen Korrektur- und Kompensationswerte prognostiziert werden. Anschließend ist die Realisierung eines Feedback-Loops zur automatisierten Übertragung dieser Werte in die Fertigungsanlage geplant, um so qualitätssteuernd in den Fertigungsprozess eingreifen zu können. Durch die Automatisierung des präskriptiven Handelns soll die Entscheidungsunterstützung des Menschen so weiter verbessert werden.

4.3 Price Tagging – Kostenprognosen für Meilensteine

Ausgangssituation, Zielstellung und Potenziale

Die Krones AG ist einer der weltweit führenden Hersteller von Anlagen und Maschinen für die Produktion, Abfüllung und Verpackung von Getränken und Flüssignahrung. Aufgrund der Vielfältigkeit in der Zusammensetzung der Anlagen sowie der unterschiedlichen Umgebungsbedingungen vor Ort, handelt es sich bei den Anlagen um hochindividualisierte Sonderanlagen mit hoher Varianz. Neben dem Umgang mit dieser Varianz sind folgende Herausforderungen bei der Auftragsabwicklung zu nennen:

- Häufig fehlende Informationen, z.T. aufgrund langer Vorlaufzeit zwischen der Maschinen-/Anlagenbestellung und der Feinplanung
- Schnittstellenproblematiken in der Maschinen- und Anlagenauslegung z. B. aufgrund von Anbindung an bestehende Altsysteme oder Fremdmaschinen
- Aufwand vs. Termin-Abwägungen

In der Folge ist der Auftragsabwicklungsprozess bei der Krones AG geprägt von einer komplexen Klärungsphase bezüglich der Anlagenspezifikation. Wie in Bild 12 dargestellt zieht sich die finale Klärung der Spezifikationen in der Auftragsabwicklung teilweise bis zum Versand bzw. der Außenmontage der Anlagenkomponenten.

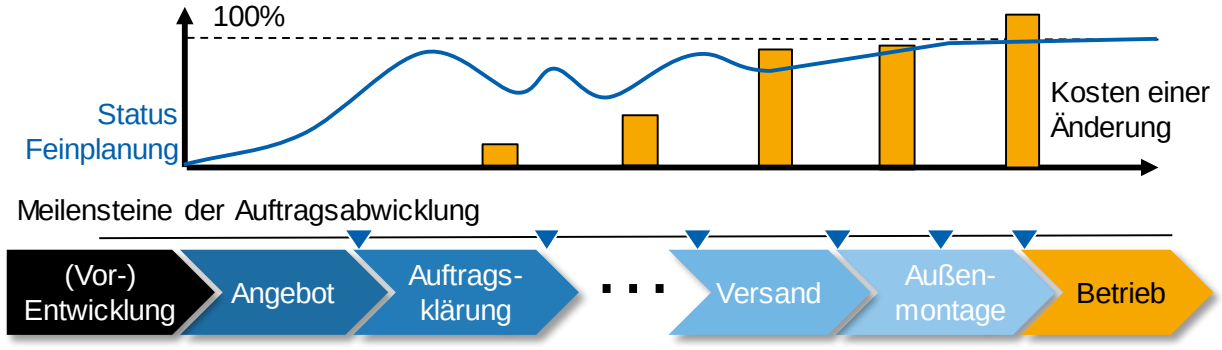


Bild 12: Auftragsabwicklung bei der Krones AG (Quelle: Krones)

Problematisch wird dies, wenn z. B. zu bestimmten Meilensteinen im Auftragsabwicklungsprozess trotz Klärungsmängel Entscheidungen getroffen werden müssen. Entstehende Folgekosten aufgrund späterer Änderungen oder sogar bauseitiger Nachbesserungen sind zum jeweiligen Entscheidungszeitpunkt schwer abzuschätzen. Folglich werden diese Entscheidungen aufgrund fehlender Transparenz über diese Folgekosten i.d.R. im Hinblick auf die Termintreue und Ressourcenverfügbarkeit getroffen.

An dieser fehlenden Transparenz knüpft der Lösungsansatz des „Price Tagging“ an. Durch die Analyse historischer Daten werden für die Meilensteine des Auftragsabwicklungsprozesses Kostenprognosen (sog. Price Tags) geschaffen, die Vorhersagen über potenziell entstehende Kosten bei fehlenden oder verzögerten Informationen treffen. In der Folge sorgen diese Kostenprognosen für eine höhere Transparenz und somit zu bewussteren Entscheidungen in frühen Phasen der Auftragsabwicklung (vgl. Bild 13). Um ein kostenorientierteres Handeln zu fördern, steht die Akzeptanz der Methodik und nicht die Genauigkeit der Kostenprognose im Vordergrund.

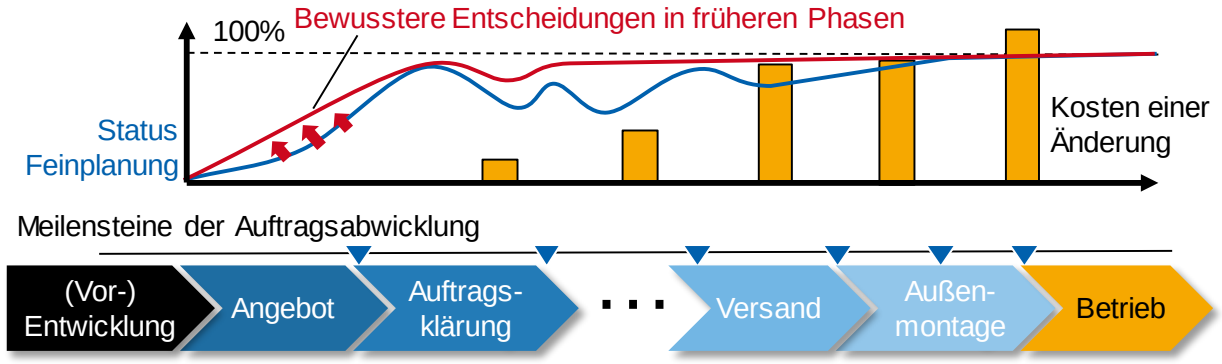


Bild 13: „Price-Tag“-Ansatz in der Auftragsabwicklung (Quelle: Krones)

Vorgehen und erzielte Mehrwerte

Der Kern des Lösungsansatzes bildet die Korrelation von Kosten (bedingt durch Änderungen, bauseitige Nachbesserungen und Reklamationen), Fehlerart und Anlagencharakteristika zur Bildung eines Prognosemodells für potentiell entstehende Kosten. Über die Verbindung mit der historischen Häufigkeit kann ebenso eine Auftretenswahrscheinlichkeit berücksichtigt werden. Das Vorgehen zur Bildung dieser Prognosemodelle lässt sich wie folgt beschreiben (vgl. Bild 14):

1. Die historischen Daten von Fehler- und Reklamationskosten, welche durch Auftragsänderungen und Reklamationen bedingt sind, werden aufbereitet.
2. Es werden signifikante Auftragsmerkmale in den historischen Daten als Kostentreiber identifiziert. Diese umfassen z. B. bestimmte Anlagencharakteristika (technisch und wirtschaftlich) sowie wiederkehrende Fehlerarten.
3. Die Daten werden bezüglich Fehlerhäufigkeiten und Kostenimpact geclustert.
4. Die gebildeten Cluster werden mit den Spezifikationsschritten im Auftragsabwicklungsprozess korreliert.
5. Es werden Kostenprognosen für die kritischen Zeitpunkte (Meilensteine in der Auftragsabwicklung) in Form von „Price Tags“ abgeleitet.

Das Anwendungsbeispiel befindet sich in der laufenden Umsetzung. Aktuelle Schritte sind die Analyse der Fehler- und Reklamationskosten sowie die Identifikation der größten Kostentreiber für einzelne Spezifikationsschritte.

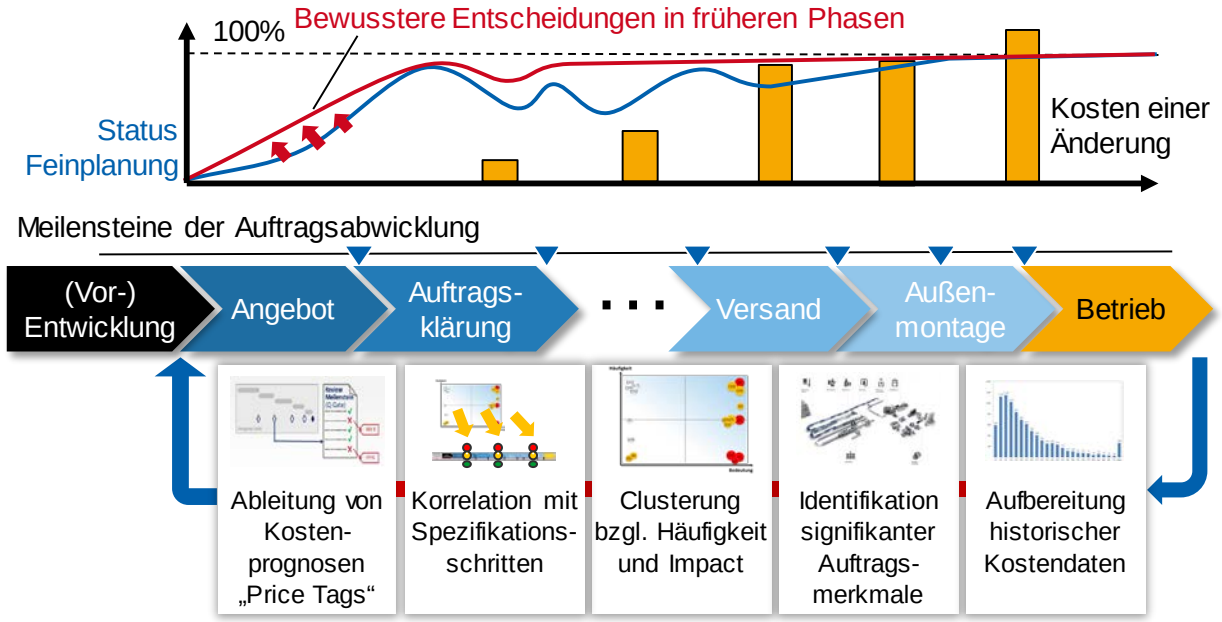


Bild 14: Vorgehen zur Bildung der Price-Tags (Quelle: Krones)

Die besondere Herausforderung bei der Modellbildung zur Kostenprognose liegt hier in der Clusterung und Verknüpfung relevanter Fälle, da die Wiederholhäufigkeit und damit die statistische Signifikanz der Analyse im Sondermaschinen- und Anlagenbau sehr gering ist. Dem gegenüber steht der Mehrwert einer prädiktiven Entscheidungsunterstützung, welche Antworten auf die Frage liefert: Was werden fehlende Informationen zu einem bestimmten Zeitpunkt kosten? Durch die so geschaffene Transparenz wird der Nutzer zu präskriptivem Handeln befähigt.

Nächste Schritte

Das weitere Vorgehen beinhaltet die Vervollständigung der in Bild 14 dargestellten Analysekette und die Validierung des Modelloutputs in Form von Price Tags in einem realen Anwendungsszenario. Darüber hinaus steht die Systematisierung dieser Datenanalyse im Fokus weiterer Bemühungen, um dieses zu einem vollwertigen Entscheidungsunterstützungssystem auszubauen und ein breites Roll-Out der Lösung zu ermöglichen.

5 Voraussetzungen für die Realisierung

Die dargestellten Anwendungsbeispiele zeigen, dass die Entscheidungsunterstützung des Menschen durch eine erfolgreiche Umsetzung datengetriebener Qualitätsprognosen in verschiedenen Bereichen möglich ist. Der Erfolg der Umsetzung liegt dabei in der Realisierung der in den Datenmengen steckenden Potenziale. Diese Datenmengen werden im Analysekontext häufig durch die 5 V charakterisiert: *Volume*, *Velocity*, *Variety*, *Veracity* und *Value* [18]. Für eine erfolgreiche Realisierung lassen sich aus den Anwendungsbeispielen und den charakteristischen 5 V großer Datenmengen unterschiedliche Voraussetzungen ableiten:

1. Motivation, Erwartungshaltung und Akzeptanz
2. Auswahl und Bewertung des Use Cases
3. Technische Voraussetzungen
4. Expertise & Zertifizierung

Zu Beginn ist eine klare Definition der *Motivation* des Unternehmens notwendig. Der Einsatz von Machine Learning als Teilbereich der Künstlichen Intelligenz (KI) kann beispielsweise dadurch motiviert sein, dass das Unternehmen in der Außenwirkung als innovativ wahrgenommen werden möchte. Die Zielstellungen hinter den zu entwickelnden Lösungen weichen in diesem Fall stark von anderen Motivationen wie dem Aufbau von Expertise oder der tatsächlichen Prozessverbesserung ab. Darüber hinaus scheitern Projekte durch eine unverhältnismäßige *Erwartungshaltung* darüber, was durch den Einsatz von ML erreicht werden kann, weshalb schon bei der Klärung der Motivation eine realistische Einschätzung der Möglichkeiten sichergestellt werden muss. Neben dem Verständnis zur Motivation und einer klaren Erwartungshaltung stellt die *Akzeptanz* bei den involvierten Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern eine zentrale Voraussetzung dar: Nur, wenn von Anfang an die Vorbehalte ernst genommen werden und im besten Fall Begeisterung für das Thema geschaffen wird, kann ein entsprechendes Vorhaben erfolgreich werden.

Die zweite Säule notwendiger Voraussetzungen stellt die *Auswahl* eines erfolgversprechenden *Use Cases* dar. Die Unterschiede zwischen verschiedenen Use Cases sind teils signifikant, bspw. in Hinsicht auf die technische Realisierbarkeit oder den wirtschaftlichen Mehrwert [19]. Die strukturierte strategische und technische Bewertung der unterschiedlichen Use Cases sowie eine entsprechende Auswahl stellen daher weitere Voraussetzungen für eine erfolgreiche Umsetzung und die Generierung von *Value* dar [20, 21].

Die Performanz eines Systems zur Vorhersage der Qualität hängt im großen Maße von den technischen Voraussetzungen ab. Zunächst ist eine ausreichende *Digitalisierung und Vernetzung* der zu betrachtenden Prozesse notwendig. Hierzu zählen unter anderem verfügbare Sensorik, hardware- wie softwareseitige Schnittstellen, eine Datenbankinfrastruktur sowie Datenintegration. Soll die Produktqualität vorhergesagt werden, sind darüber hinaus ausreichend *Instanzen* der vorherzusagenden Größen in den Daten notwendig – beispielsweise ausreichend hergestellte n.i.O- und i.O.-Produkte und zugehörige Datensätze (*Volume* & *Variety*). Doch selbst wenn ausreichend Instanzen, also Produkte, erzeugt worden sind, kann ein Vorhaben scheitern, wenn die *Rückverfolgbarkeit* der Daten, bspw. über eineindeutige Produkt-IDs, nicht gewährleistet ist. Eine weitere technische Voraussetzung liegt in der Auswahl der Algorithmen sowie der Schaffung entsprechender Rechenkapazitäten, um die jeweils geforderte Analysegeschwindigkeit zu realisieren (*Velocity*). Das größte Hindernis für Unternehmen stellt allerdings noch immer die Datenqualität dar (*Veracity*). Die entsprechende Aufbereitung der Daten erzeugt den größten Arbeitsanteil in der Projektdurchführung - trotz unterschiedlicher Unterstützungsansätze, wie verschiedene Softwareumgebungen. [22]

Für die erfolgreiche Entwicklung eines Systems zur Qualitätsvorhersage ist eine Domänenexpertise bspw. zu den Produktionsabläufen und Produkten unabdingbar. Auf der anderen Seite ist *Expertise* aus dem Bereich *Data Science* notwendig, die entweder unternehmensintern aufgebaut oder zunächst über externe Partner abgebildet werden kann [23]. Selbst wenn alle erwähnten Voraussetzungen erfüllt sind, ein erfolgreiches Proof of Concept erarbeitet und ein Demonstrator entwickelt wird, kann das Vorhaben scheitern. Die Ursache hierfür liegt in der eingeschränkten Transparenz und damit einhergehenden Problemen in der *Zertifizierung* der Prozesse und Produkte [24]. Aus diesem Grund werden derzeit verschiedene Ansätze erarbeitet, wie durch ML unterstützte Produkte und Prozesse weiterhin zertifiziert werden können [25, 26]. Gleichzeitig wird an der Transparenzerhöhung lernender Assistenzsysteme zur besseren Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit gearbeitet [27]. Für den jeweiligen Use Case ist daher zu prüfen, ob es durch die entwickelte Lösung zu Problemen bei der Zertifizierung kommen kann.

6 Herausforderungen bei der Umsetzung

Die übergeordneten Herausforderungen bei einer erfolgreichen Umsetzung datengetriebener Entscheidungsunterstützung durch Qualitätsprognosen lassen sich in *technische* und *unternehmenskulturelle bzw. betriebswirtschaftliche Herausforderungen* untergliedern.

6.1 Technische Herausforderungen

Im Zentrum der technischen Herausforderungen steht dabei die *Datenakquise* von Rohdaten aus verschiedenen Domänen. Diese umfasst zum einen die Akquise und Integration unterschiedlicher Datentypen (strukturiert vs. unstrukturiert) ohne den Verlust von kontext-relevanten Metainformationen. Zum anderen bringt die Extraktion von Daten aus verschiedenen heterogenen Datenquellen selbst einige Stolpersteine mit sich. Hier sieht das Aachener Internet of Production für die Verwaltung des Datenzugriffs auf verschiedene proprietäre Systeme eine sogenannte Middleware+ vor, um letztendlich einen Data Lake als Grundlage für anwendungsspezifische Analysen zu schaffen [10]. Um gezielt fehlende Daten auf dem Shopfloor aufzuzeichnen, kann auch Retrofitting von veralteter Technik oder Fremdmaschinen notwendig sein.

Aufbauend auf der Datenakquise bringt die *Datenanalyse* weitere Herausforderungen mit sich. Diese umfassen neben der Auswahl der richtigen Daten die Anwendung von Data Analytics Methoden selbst. Die Tatsache, dass häufig nicht alle relevanten Informationen in den Daten abgebildet sind, stellt eine weitere Hürde für den erfolgreichen Einsatz prädiktiver Modelle dar. Die zentrale Herausforderung für Unternehmen steckt in der Nutzbarmachung des Wissens, welches den Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern inhärent ist. Die zentrale Herausforderung ist dabei die technische Umsetzung der Überführung von Mitarbeiterwissen in prädiktive Modelle bzw. Assistenzsysteme.

Die *Ableitung geeigneter Maßnahmen* aus den durch die Datenanalyse gewonnen Erkenntnissen stellt die Unternehmen ebenfalls vor Herausforderungen. Dabei liegt die größte Schwierigkeit in der Übersetzung der Prognosen in konkrete Handlungsempfehlungen, solange diese nicht präskriptiv durch ein lernendes Assistenzsystem bereitgestellt werden. Weitere Herausforderungen liegen in der Übertragbarkeit der Erkenntnisse auf ähnliche Produkte oder Anwendungen sowie der Interpretation im Falle von intransparenten Prognosemodellen mit Black-Box Charakter.

6.2 Unternehmenskulturelle und betriebswirtschaftliche Herausforderungen

Unternehmensintern stehen die größten Herausforderungen in direktem Zusammenhang mit der Einbindung von *Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter*. So muss für den erfolgreichen Einsatz datengetriebener Entscheidungsunterstützung ein Umdenken bei den Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern erfolgen. Dies kann nur über die gezielte Förderung des Vertrauens in die Leistungsfähigkeit der Systeme geschehen. Neben der Akzeptanzförderung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter ist unternehmensintern häufig auch ein Nachweis des monetären Nutzens solcher Systeme zur Rechtfertigung des Investitionsvolumens zu erbringen.

Außerhalb des eigenen Unternehmens entstehen die größten Herausforderungen bei der Einbindung des *Kunden* und des *Lieferanten*. So muss für eine domänenübergreifende Datennutzung häufig der Kunde zum Teilen seiner Daten überzeugt werden, z. B. durch Darlegen der für ihn entstehenden Mehrwerte. In diesem Zusammenhang gilt es auch rechtliche Fragen bezüglich der aufgezeichneten Daten zu klären: Wer ist der Eigentümer der Daten? Wer darf die Daten für welche Zwecke nutzen? Analog zur eigenen Beleg-

schaft muss in diesem Zusammenhang auch ein Umdenken beim Kunden durch die aktive Förderung des Vertrauens in datengetriebene Unterstützungssysteme erfolgen. Dies gilt in besonderem Maße für den Einsatz neuer Geschäftsmodelle. Neben dem Kunden stellt auch die Einbindung des Zulieferers für eine domänenübergreifende Datennutzung häufig eine Herausforderung dar. Zugriff auf die Daten des Zulieferers lassen sich durch festgeschriebene vertragliche Verpflichtungen oder durch Darlegen der entstehenden Mehrwerte für den Kunden realisieren.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Zunehmende Produktkomplexität und -vielfalt, komplexere Herstellungsprozesse und steigende Nachhaltigkeitsforderungen aus Bevölkerung und Politik stellen zentrale Herausforderungen für die kontinuierliche Verbesserung der prozess- und produktbezogenen Qualität dar. Zur Bewältigung dieser Herausforderungen wurden in der Qualität bereits in der Vergangenheit Ansätze zur Extraktion und Nutzung des Wissens verfolgt, welches in den aufgezeichneten Daten steckt. Data Analytics bietet nun ein Werkzeug, die exponentiell ansteigende Datenmenge im Rahmen von anwendungsspezifischen Analysen noch umfangreicher zur systematischen Entscheidungsunterstützung zu nutzen. Predictive Quality beschreibt in diesem Zusammenhang die Befähigung des Anwenders zur Optimierung der produkt- und prozessbezogenen Qualität durch die Nutzung datengetriebener Prognosen als Entscheidungsgrundlage für Handlungsmaßnahmen.

Durch die Befähigung des Anwenders, zukünftige qualitätsbeeinflussende Ereignisse in seinem Sinne zu steuern, lassen sich in der Praxis vielfältige Potenziale realisieren. Unabhängig vom Anwendungsszenario lassen sich diese zusammenfassend durch die Sicherstellung einer hohen Produktverfügbarkeit, der Beherrschung komplexer Prozesse und der Schonung von unternehmensexternen wie -internen Ressourcen beschreiben. Im Rahmen des vorliegenden Beitrags wurde anhand von fünf Anwendungsbeispielen aus unterschiedlichen Branchen und Domänen exemplarisch gezeigt, wie sich durch die Anwendung prädiktiver Data Analytics Methoden konkrete Mehrwerte schaffen lassen.

In diesem Zusammenhang wurden im vorliegenden Beitrag neben den Mehrwerten datengetriebener Qualitätsprognosen auch die dafür zu schaffenden Voraussetzungen sowie Herausforderungen bei der Implementierung beleuchtet. Die für eine erfolgreiche Umsetzung identifizierten Voraussetzungen beinhalten den Faktor Mensch und dessen Expertise, Motivation und Erwartungshaltung. Weitere tragende Faktoren sind die Auswahl eines erfolgsversprechenden Use Cases sowie die Schaffung der richtigen (daten-)technischen Voraussetzungen. Die größten identifizierten technischen Herausforderungen liegen in der Akquise und Integration unterschiedlicher Datentypen aus heterogenen Datenquellen ohne den Verlust von kontext-relevanten Metainformationen. Weitere unternehmenskulturelle Herausforderungen liegen in der Förderung des Vertrauens von unternehmensexternen wie -internen Akteuren in datengetriebene Assistenzsysteme und des damit verbundenen Umdenkens.

Der Beitrag zeigt, dass Predictive Quality in seiner Funktion als datengetriebene Entscheidungsunterstützung zur Verbesserung der produkt- und prozessbezogenen Qualität bereits in unterschiedlichen Domänen und Branchen erfolgreich eingesetzt wird. Die vorgestellten Anwendungsbeispiele basieren übergreifend auf prädiktiven Analysemodellen und unterscheiden sich neben dem Realisierungsstand primär im Grad der bereitgestellten präskriptiven Handlungsempfehlungen. Es ist daher zu erwarten, dass neben einer Zunahme von Predictive Quality Pilotprojekten in produzierenden Unternehmen vor allem die Automatisierung des letzten Schritts von prädiktiv zu präskriptiv (Prescriptive Quality)

fokussiert wird. Diese verfügt über das Potenzial die kontinuierliche Verbesserung der produkt- und prozessbezogenen Qualität weiter zu beschleunigen und resilienter zu machen.

Danksagung

Gefördert durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen der Exzellenzstrategie des Bundes und der Länder – EXC-2023 Internet of Production – 390621612.

Literatur

[1] Ge, Z.; Song, Z.; Ding, S. X.; Haung, A. B.: Data Mining and Analytics in the Process Industry: The Role of Machine Learning. In: IEEE Special Section on data-driven monitoring, fault diagnosis and control of cyber-physical systems. 5. Jg., 2017, Nr. 5, S. 20590–20616.

[2] Schmitt, R.: Smart Quality - QM im Zeitalter von Industrie 4.0. 20. Business Forum Qualität; 12. und 13. September 2016, Aachen, Business Forum Qualität. 1. Aufl. Aachen: Apprimus, 2016.

[3] Cattaneo, L.; Fumagalli, L.; Macchi, M.; Negri, E.: Clarifying Data Analytics Concepts for Industrial Engineering. In: IFAC-PapersOnLine. 51. Jg., 2018, Nr. 11, S. 820-825.

[4] Lin, N.: Applied business analytics. Integrating business process, big data, and advanced analytics. 1. Aufl. Upper Saddle River: Safari Books, 2015.

[5] Stimmel, C. L.: Big data analytics strategies for the smart grid. 1. Aufl. Leipzig: Auerbach, 2015.

[6] Wöstmann, R.; Nöhring, F.; Deuse, J.; Klinkenberg, R.; Lacke, T.: Big Data Analytics in der Auftragsabwicklung. Erschließung ungenutzter Potenziale in der variantenreichen Kleinserienfertigung. In: Industrie Management 4.0. 33. Jg., 2017, Nr. 4, S. 7-9.

[7] McKinsey&Company: The Age of Analytics. Competing in a data-driven World. URL: https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Analytics/Our%20Insights/The%20age%20of%20analytics%20Competing%20in%20a%20data%20driven%20world/MGI-The-Age-of-Analytics-Executive-summary.ashx [Stand: 01.05.2020].

[8] Veigt, M.; Staar, B.; Schukraft, S.; Freitag, M.: Data Analytics in der Produktionsplanung. Einsatz von Data-Analytics-Methoden zur Identifikation von Einflussfaktoren auf die Termintreue. In: wt Werkstattstechnik online.109. Jg., 2019, Nr. 4, S. 230-234.

[9] Hübner, I.: Aus der Praxis: Predictive Maintenance bei Trumpf. In: Digital Factory Journal. 2. Jg., 2018, Nr. 3, S. 57–59.

[10] Günther, S.; Stich, V.; Basse, F. H.-U.; Franzkoch, B.; Harzenetter, F.; Luckert, M.; Prote, J.-P.; Reschke, J.; Schmitz, S.; Tücks, G.; Weißkopf, J.: Change Requrest im Produktionsbetrieb. In: Brecher, C.; Schmitt, R. H.; Klocke, F. (Hrsg.): Internet of Production für agile Unternehmen. AWK Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium 2017, 18. bis 19. Mai. Aachen: Apprimus, 2017, S. 109-131.

[11] Refflinghaus, R.; Kern, C.; Klute-Wenig, S.: Qualitätsmanagement 4.0 - Status quo! Quo vadis? Bericht zur GQW-Jahrestagung 2016 in Kassel. (Reihe: Kasseler Schriftenreihe Qualitätsmanagement, Bd. 6). Kassel: Kassel University Press, 2016.

[12] Schuh, G.; Riesener, M.: Produktkomplexität managen. 3. Aufl. München: Hanser, 2017.

[13] Dirlea, V.; Kidambi, R.; Krubasik, S.; Sachseneder, C.: Quality 4.0 Preventive, Holistic, Future-Proof. Hg. v. ATKearney. URL: https://www.atkearney.com/industrial-goods-services/article?/a/quality-4-0-preventive-holistic-future-proof [Stand: 25.11.2019].

[14] Schmitt, R.; Heinrichs, V.; Laass, M. C.: Die Meinung immer dabei. Wie Beiträge aus Sozialen Netzwerken Unternehmen nutzen können. In: QZ Qualität und Zuverlässigkeit. 59. Jg., 2014, Nr.6.

[15] Pfeifer, T.; Schmitt, R.: Masing Handbuch Qualitätsmanagement, 1. Aufl. München: Hanser, 2014.

[16] Kerbl, H.: Industrie 4.0 in Sichtweite. Kostensenkung durch Dynamisierung von Stichprobenplänen. In: QZ Qualität und Zuverlässigkeit. 64. Jg., 2019, Nr. 5, S.56-58.

[17] DIN Deutsches Institut für Normung e.V.: Annahmestichprobenprüfung anhand der Anzahl fehlerhafter Einheiten oder Fehler (Attributprüfung). Teil 3: Skip-Lot-Verfahren 03.120.30 (2007-10-00) DIN ISO 2859-3.

[18] Ishwarappa; Anuradha, J.: A Brief Introduction on Big Data 5Vs Characteristics and Hadoop Technology. In: Procedia Computer Science. 48. Jg., 2015, S. 319-324.

[19] Krauß, J.; Dorißen, J.; Mende, H.; Frye, M.; Schmitt, R. H.: Machine Learning and Artificial Intelligence in Production: Application Areas and Publicly Available Data Sets. In: Wulfsberg, J. P.; Hintze, W.; Behrens, B.-A. (Hrsg.): Production at the leading edge of technology. Proceedings of the 9th Congress of the German Academic Association for Production Technology (WGP), September 30th - October 2nd, Hamburg 2019. Berlin: Springer, 2019, S. 493-501.

[20] Fraunhofer-Gesellschaft: AI Kick-Starter Bundle. URL: https://www.bigdata.fraunhofer.de/de/geschaeftsfelder/produktion_industrie/ai-kick-starter-bundle.html [Stand: 11.02.2020].

[21] WGP: KI-Starthilfe für Unternehmen. URL: https://wgp.de/de/ki-starthilfe-unternehmen/ [Stand: 11.02.2020].

[22] Krauß, J.; Frye, M.; Beck, G. T. D.; Schmitt, R. H.: Selection and Application of Machine Learning- Algorithms in Production Quality. In: Beyerer, J.; Kühnert, C.;

Niggemann, Ol. (Hrsg.): Machine Learning for Cyber Physical Systems. Selected papers from the International Conference ML4CPS 2018. Berlin: Springer, 2019, S. 46-57.

[23] Stockinger, K.; Stadelmann, T.; Ruckstuhl, A.: Data Scientist als Beruf. In: Fasel, D.; Meier, A. (Hrsg.): Big Data. Grundlagen, Systeme und Nutzungspotenziale. 1. Aufl. Heidelberg: Springer, 2016, S. 59-81.

[24] Brandstätter, T. C.; Krauß, J.; Schmitt, R. H.: Certification of AI-Supported Production Processes. In: Wulfsberg, J. P.; Hintze, W.; Behrens, B.-A. (Hrsg.): Production at the leading edge of technology. Proceedings of the 9th Congress of the German Academic Association for Production Technology (WGP), September 30th - October 2nd, Hamburg 2019. Berlin: Springer, 2019, S. 553-561.

[25] KI Bundesverband e.V.: Künstliche Intelligenz. Situation und Maßnahmenkatalog. URL: https://ki-verband.de/wp-content/uploads/2018/06/KI-Verband-Positionspapier-25062018.pdf [Stand: 01.05.2020].

[26] DIN e. V.: Künstliche Intelligenz: Ohne Normen und Standards geht es nicht. URL: https://www.din.de/de/forschung-und-innovation/themen/kuenstliche-intelligenz [Stand: 11.02.2020].

[27] Samek, W.; Montavon, G.; Vedaldi, A.; Hansen, L. K.; Müller, K.-R.: Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning. 1. Aufl. Cham: Springer, 2019.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 3.2:

Prof. Dr.-Ing. Robert H. Schmitt, WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. Edgar Dietrich, IconPro GmbH, Aachen
Max Ellerich, WZL der RWTH Aachen
Johann Gregori, Krones AG, Neutraubling
Jonathan Krauß, Fraunhofer IPT, Aachen
Prof. Dr. Reiner Kurzhals, Westphalia DataLab GmbH, Münster
Armin Latz, Lumileds Germany GmbH, Aachen
Dr.-Ing. Norbert Miller, Scheidt & Bachmann GmbH, Mönchengladbach
Guido Nilgen, Miele & Cie. KG, Euskirchen
Peter Schlegel, WZL der RWTH Aachen

3.3 Worldwide Lab – Garantierte Produktivitätssteigerung durch Lernen im Netzwerk

G. Schuh, P. Burggräf, S. Gottschalk, A. Gützlaff, M. Dannapfel, K. Thomas, M. Ebade Esfahani, C. Geukes, M. Welsing, A. Klein, S. Tschöpe, M. Henrichs, W. Weber, J. Holtbrügge, C. Benninghaus, S. Feike, P. Mairl, N. Hülsmann

Gliederung

1 Produzierende Unternehmen in der heutigen Zeit 256

2 Potenziale eines Worldwide Labs 257

3 Herausforderungen der produzierenden Industrie bei der Umsetzung eines Worldwide Labs 260

4 Handlungsfelder zum Erreichen eines Worldwide Labs in produzierenden Unternehmen 261

4.1 Nutzbare Daten 262

4.2 Lernende Prozesse 266

4.3 Flexible Teams 269

5 Zusammenfassung 274

Kurzfassung

Worldwide Lab – Garantierte Produktivitätssteigerung durch Lernen im Netzwerk

Als Konsequenz und Reaktion auf die Globalisierung haben viele Unternehmen ihre Wertschöpfung auf globale Produktionsnetzwerke verteilt. Zur Optimierung solcher Produktionsnetzwerke wurden in der Vergangenheit insbesondere die Aktivitäten und Aufgaben der einzelnen Standorte untersucht und verbessert. Neue Optimierungspotentiale bietet das Zusammenspiel und der Informationsaustausch der jeweiligen Standorte im Netzwerk. Insbesondere durch die zunehmende Vernetzung der Produktion im Rahmen von Industrie 4.0 und der weltweiten Verfügbarkeit dieser Daten in Cloudumgebungen können mehr Informationen zwischen den einzelnen Standorten ausgetauscht und somit auch genutzt werden. Auf dieser Grundlage wurde im Rahmen des Forschungsprojektes Internet of Production (IoP) das Konzept des Worldwide Labs erarbeitet. Das Worldwide Lab sieht vor, dass sämtliche Datenpunkte in globalen Produktionsnetzwerken verfügbar gemacht und wie experimentelle Beobachtungsdaten behandelt werden, um Produktivitätssteigerungen zu erreichen. Der Vorteil dieser Datenbasis ist die große Anzahl an Faktoren, die berücksichtig werden können, da die Anzahl an potentiellen Experimentaldaten so deutlich gesteigert wird. Zudem können bereits vorhandene Daten ex post zur Validierung von Hypothesen genutzt werden. Für die erfolgreiche Einführung und Nutzung des Worldwide Labs in produzierenden Unternehmen müssen verschiedene Aspekte beachtet werden, die in den einzelnen Unterkapiteln erläutert und mit Praxisbeispielen veranschaulicht werden. Zunächst muss mit *nutzbaren Daten* die technische Grundlage geschaffen werden. Zur Realisierung dieses Nutzens muss das Unternehmen zudem in *lernenden Prozessen* operieren, die von *flexiblen Teams* umgesetzt werden.

Abstract

Worldwide Lab - Guaranteed productivity increases by learning within the network

As a reaction to globalisation, many companies have distributed their production processes across global production networks. In order to optimise such production networks, the activities and tasks of the individual locations were examined and improved in the past. The interaction and exchange between the respective locations in the network offers new potential for optimisation. Especially through the increasing connectivity of manufacturing in the context of Industry 4.0 and the worldwide availability of this data in cloud environments, more information can be exchanged among the different production sites. On this basis, the concept of the Worldwide Lab was developed as part of the Internet of Production (IoP). The Worldwide Lab is designed to provide all data points in global production networks and to process them as experimental observation data. This database offers several advantages compared to classical experimental setups. On the one hand, considerably more factors can be taken into account since the number of experiments is much higher. On the other hand, already existing data can be used ex post for the validation of hypotheses. For the successful introduction and utilisation of the Worldwide Lab, various aspects have to be considered which are explained in the following subchapters and demonstrated with case studies. Initially, the technical basis must be created with the access of usable data. To realise the potential of this database, the company must furthermore operate with *learning processes* that are executed by *flexible teams*.

1 Produzierende Unternehmen in der heutigen Zeit

Die globale Wirtschaft ist seit 40 Jahren von einer starken Vernetzung und länderübergreifenden Zusammenarbeit geprägt. Während die Zeit bis 1990 im Rahmen der Internationalisierung durch vereinzelte globale Expansion ökonomischer Aktivitäten geprägt war, erwuchsen nach dem Fall des Eisernen Vorhangs vollständig globale Unternehmen. [1] Diese sogenannte Globalisierung stellte die strategische Ausnutzung von Standortvorteilen bei gleichzeitiger Erzielung von Skaleneffekten in den Vordergrund. [2]

Durch die Globalisierung werden die weltweilten Verflechtungen von Unternehmen kontinuierlich stärker. Als Folge werden immer mehr Güter über nationale Grenzen hinweg transportiert. Der Welthandel steigt sogar proportional stärker an als die Weltwirtschaftsleistung. [3]

Neben dem Umfang wächst auch die Änderungsrate der unternehmerischen Verflechtungen (vgl. Bild 1).). Diese Verflechtungen können in politische, kulturelle, ökologische und wirtschaftliche Dimensionen unterschieden werden. Während die politische Dimension durch die Öffnung von Ost und West der wesentliche initiale Treiber der Globalisierung war, ist sie heute vor dem Hintergrund von Handelskonflikten und protektionistischen Entwicklungen häufig Quelle von Unsicherheiten. [4] Zudem treffen verschiedene Kulturen aufeinander, die sich insbesondere in geschäftlichen Gepflogenheiten unterscheiden. Auf ökologischer Ebene erhöht die gesellschaftliche Debatte um den Klimawandel den Druck nach nachhaltigem Wirtschaften. Dieser trifft die Wirtschaft nicht nur direkt durch Umweltabgaben, sondern auch indirekt durch Störungen von Zulieferketten und Absatzmärkten. [5] Auf wirtschaftlicher Ebene ist eine Änderung der Verflechtungen insbesondere im strategischen Bereich der Unternehmungen zu beobachten. Während in den Anfängen der Globalisierung vor allem geringe Faktorkosten als Wettbewerbsvorteil gesehen wurden, gerät die Individualisierung der Produkte und somit die zunehmende Bedeutung von Kundenanforderungen in den Vordergrund. [6, 7] Diese starken Änderungen des unternehmerischen Umfelds erfordern eine hohe Flexibilität der Unternehmung. Die Gestaltung agiler Produktionsnetzwerke ist eine Möglichkeit die benötigte Flexibilität sicherzustellen, um sich in einem hochvolatilen Umfeld wirtschaftlich zu behaupten. [8] Eine Studie der John M. Olin School of Business der Washington University kommt zu dem Schluss, dass in 2025 40% der Fortune 500 Unternehmen nicht mehr existieren werden, weil ihnen die Agilität fehlt, sich in schnellerem Umfang als bislang auf einschneidende Änderungen der unternehmerischen Randbedingungen einzustellen. [9] Die zunehmende Vernetzung der Welt ist jedoch nicht lediglich passiv zu betrachten. Vielmehr stellt sich für produzierende, global agierende Unternehmen die Frage, wie sie die Vernetzung von Märkten, Prozessen und Produkten für ihr Geschäft aktiv nutzen können.

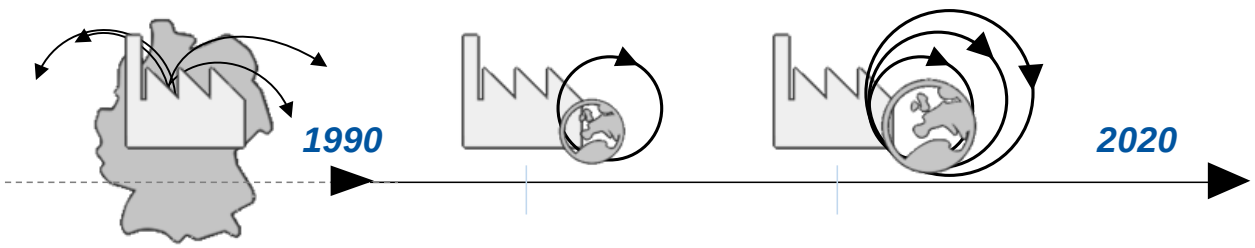


Bild 1: Zunahme unternehmerischer Verflechtungen

Die zunehmende Vernetzung der Welt ist jedoch nicht lediglich passiv zu betrachten. Vielmehr stellt sich für produzierende, global agierende Unternehmen die Frage, wie sie die Vernetzung von Märkten, Prozessen und Produkten für ihr Geschäft aktiv nutzen können. Die intelligente Verarbeitung von Daten hat bereits heute insbesondere den Dienstleistungssektor stark verändert. Als Beispiel für eine starke digitale Innovationsfähigkeit kann das Unternehmen Amazon genannt werden. Durch die Vernetzung der gesamten Geschäftsstruktur kann es Informationen sammeln, die ihm helfen interne Abläufe (z.B. die Liefergeschwindigkeit) zu verbessern und schnell auf sich ändernde Kundenbedürfnisse zu reagieren. Amazon folgt hierbei drei Prinzipien:

- Embrace data: Im Mittelpunkt der Geschäftstätigkeit steht das Sammeln und Analysieren von Daten aller Einzelaktivitäten.
- Democratise data: Jeder Mitarbeiter hat Zugang zu Daten und entsprechenden Hilfsmitteln, um eigene Ideen in einer Laborumgebung zu verproben.
- Learn from data: Informationen werden maßgeblich genutzt, um in hoher Frequenz neue Produkte, Dienstleistungen und Geschäftsmodelle zu entwickeln. [10–13]

Im Rahmen des vorliegenden Beitrags soll mithin die Frage beantwortet werden, wie ein solches Beispiel aus dem Dienstleistungssektor Potentiale für globale produzierende Unternehmen aufzeigt. Die These, der dieser Beitrag folgt, ist daher:

Wenn Unternehmen aus der Vielfalt an Einzelaktivitäten lernen und die Erkenntnisse wie in einem weltweiten Labor verknüpfen, entstehen enorme Potenziale für einen nachhaltigen Erfolg.

2 Potenziale eines Worldwide Labs

Die Übertragung des Amazon-Beispiels auf die produzierende Industrie verdeutlicht, dass auch produzierende Unternehmen ihr gesamtes Netzwerk und die damit verbundenen Daten, wie ein Labor behandeln sollten. „Wenn Du die Anzahl Deiner jährlichen Experimente verdoppelst, wirst Du Deine Innovationsfähigkeit verdoppeln.“ [14] Mit dem Blick auf die produzierende Industrie bedeutet dieses Zitat von Jeff Bezos (CEO von Amazon), dass die Durchführung einer großen Zahl an Experimenten in einem turbulenten Unternehmensumfeld sicherstellt, dass in hoher Frequenz verschiedene Lösungsansätze zeiteffizient erprobt werden können. Der folgende Abschnitt stellt dar, was der Grundgedanke eines Worldwide Labs bedeutet und welche Potentiale damit verbunden sind. Außerdem wird erläutert, weshalb die heutigen Strukturen der produzierenden Industrie noch nicht für die Erfüllung der beschriebenen Vision ausreichen, um in den darauffolgenden Abschnitten konkrete Schritte auf dem Weg zum Worldwide Lab zu erläutern. Ein Worldwide Lab bezeichnet die Vision, alle Unternehmensdaten analog zu experimentellen Beobachtungsdaten zu verwenden. Das bedeutet, dass jeder Vorgang, jede Messung und jeder Datenpunkt für mögliche Analysen zur Verfügung steht und ein Unternehmen, diese Möglichkeit nutzt, um Hypothesen bezüglich der Optimierung von Geschäftsabläufen zu validieren. [15]

Zum besseren Verständnis der einzelnen Charakteristiken des Worldwide Labs ist es hilfreich die Grundidee eines Labors und die zugehörige Arbeitsweise zu rekapitulieren. Zunächst ist die Grundfunktion eines Labors, dass Ideen in einem kontrollierten und verkleinerten Umfeld getestet werden können. Dabei gilt, dass mit einer höheren Anzahl an

Experimenten auch die Wahrscheinlichkeit für ein erfolgreiches Experiment proportional steigt. Zudem gilt, dass die Gründe für den Erfolg oder Misserfolg eines Experimentes umso besser nachvollzogen werden können, je mehr Einflussfaktoren beobachtet und kontrolliert werden. Nur wenn alle Randbedingungen vollständig bekannt sind, kann mit hinreichender Sicherheit rekonstruiert werden, welche Kombinationen von Faktoren für das beobachtete Phänomen verantwortlich sind. [16] Diese Eigenschaft der statistischen Versuchsplanung (Design of Experiments) verdeutlicht, warum der Erkenntnisgewinn für reale Produktionsabläufe in einem experimentellen Umfeld so herausfordernd ist. Die Anzahl der möglichen Einflussfaktoren auf den realen Fabrikbetrieb oder gar das Betreiben eines globalen Produktionsnetzwerkes ist zu hoch, um vollständig abgebildet zu werden. Für den Fall, dass es gelingen sollte eine äquivalente Anzahl an Einflussfaktoren in ein experimentelles Umfeld zu integrieren, so würde die Anzahl der nun notwendigen Experimente die Kapazität einer jeden Forschungseinrichtung überschreiten. Grund dafür ist die Tatsache, dass die Anzahl der möglichen Faktorkombinationen mit jedem weiteren Einflussfaktor exponentiell steigt. [17] An dieser Schwäche von konventionellen Experimenten setzt des Worldwide Lab an. Da mit einer zunehmenden Vernetzung im Rahmen von Industrie 4.0 die Anzahl der verfügbaren Produktionsdaten kontinuierlich steigt, können diese Daten ebenfalls wie experimentelle Einflussfaktoren analysiert werden. Dabei übersteigt sowohl die Anzahl der beobachteten Faktoren als auch die Anzahl der durchgeführten Produktionsvorgänge die Anzahl von konventionellen Experimentaldaten um ein Vielfaches. Diese Abhängigkeit ist auch in Bild 2 verdeutlicht. Dabei verwandelt sich die Welt der Produktion zusätzlich in ein Labor, welches die notwendigen Experimentaldaten liefert. [15]

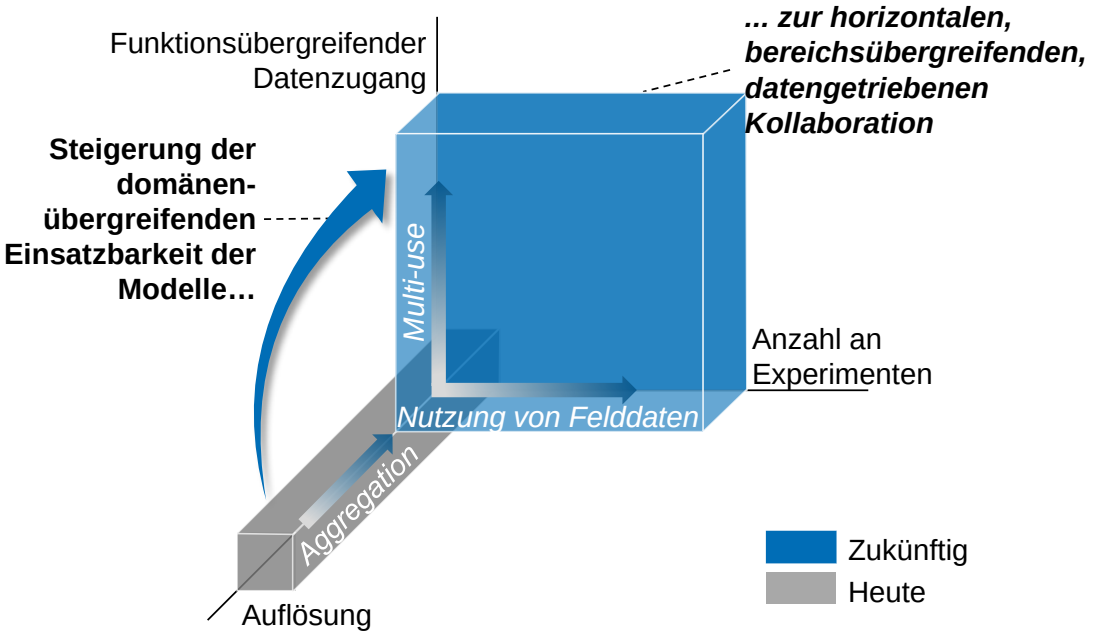


Bild 2: Vision des Internet of Production und Grundgedanke des Worldwide Labs [15]

Die Datenverfügbarkeit ist jedoch nur eine Etappe auf dem Weg zum Worldwide Lab. Auch die Arbeitsweise eines Labors muss auf das Unternehmen übertragen werden. In Bild 3 ist der Arbeitszyklus eines Labors mit seinen jeweiligen Phasen dargestellt. In der ersten Arbeitsphase „Measure“ wird ein Experiment durchgeführt und die zuvor definierten Einflussfaktoren gemessen und dokumentiert. Darauf folgt die Phase „Analyze“. In

dieser Phase werden die zuvor erhobenen Daten analysiert und auf mögliche Gesetzmäßigkeiten untersucht. Diese Phase ist notwendig für die Validierung von zuvor aufgestellten Hypothesen. Für den Fall, dass die vorhergesagte Wirkungsbeziehung nachgewiesen werden kann, wird die letzte Phase des Arbeitszyklus angestoßen. In der Phase „Scale“ wird das bisher nur experimentell nachgewiesene Phänomen in einem größeren Kontext untersucht oder genutzt. Je nach Wissenschaftsdisziplin, kann dies Unterschiedliches bedeuten. So kann z.B. eine chemische Reaktion in ein neues Herstellungsverfahren integriert werden oder ein psychologischer Effekt in eine neue Marketingkampagne einfließen. Im produktionstechnischen Kontext des Worldwide Labs sind die Einführung von neuen Fertigungsfahren oder Betriebsabläufen denkbar. Insbesondere die Identifikation von erfolgreichen lokalen Lösungen in einem globalen Produktionsnetzwerk und die Übertragung dieser Ansätze auf andere Standorte, ist ein vielversprechender Ansatz. [18] Hierbei sollten alle relevanten Erfolgsfaktoren identifiziert werden, um die Erfolgswahrscheinlichkeit bei der Implementation an einem neuen Standort zu maximieren.

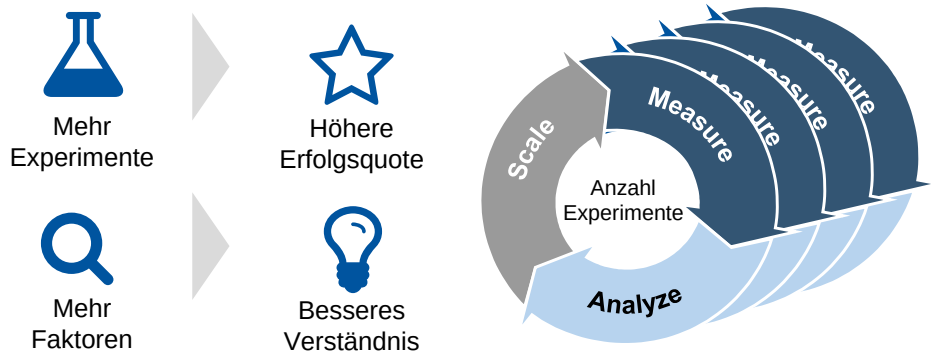


Bild 3: Skizzierung der Funktion und Arbeitsweise eines Labors

Bei einer konsequenten Umsetzung des Worldwide Lab Gedankens können die folgenden Potentiale für produzierende Unternehmen realisiert werden:

- Steigerung der der Effizienz
- Verbesserung der Innovationsfähigkeit
- Erhöhung der Reaktionsgeschwindigkeit auf Marktbedürfnisse

Die Steigerung der Effizienz kann dank einer erhöhten vertikalen und horizontalen Transparenz erreicht werden. Aufgrund einer besseren Verfügbarkeit der Daten bezüglich der Geschäftsprozesse in allen Entitäten eines globalen Produktionsnetzwerkes können sowohl inter- als auch intrasystemische Effizienzen gesteigert werden. [19] Die Innovationsfähigkeit der Produktion kann durch einen funktionsübergreifenden Informationsaustausch erleichtert werden, da so die domänenspezifischen Restriktionen und Fähigkeiten für alle Akteure nachvollziehbar sind. Eine solche Ausgangsbasis ermöglicht einen schnelleren Austausch zwischen den verschiedenen Fachbereichen und somit auch die Identifikation und Umsetzung von Innovationen. Ein weiterer Vorteil der transparenten Datenbasis ist, dass hinreichend schnell abgeschätzt werden kann, welche Produktionskapazitäten für neue Produkte zur Verfügung stehen und somit schneller auf die Anforderungen der Märkte reagiert werden kann. Insbesondere die Fähigkeit Lösungen für Kundenbedürfnisse ad hoc in Serie zu produzieren wird dadurch vereinfacht, dass existierende Prozesse als Reverenz für Planungs- und Vorhersageaufgaben verwendet werden können. [19]

3 Herausforderungen der produzierenden Industrie bei der Umsetzung eines Worldwide Labs

Die Wertschöpfungsketten in den meisten produzierenden Unternehmen sind nicht die optimale Lösung für ein ausführlich ausgearbeitetes Planungsproblem, sondern das Ergebnis einer historischen Entwicklung. Während solcher Entwicklungen werden Produktionsnetzwerke durch interne und externe Restriktionen und ständig wechselnde Einflussfaktoren geprägt. Für jeden Standort, jeden Fertigungsprozess und jede logistische Operation ist eine Vielzahl von technischen und organisatorischen Randbedingungen zu beachten. Es ist somit allgemein anerkannt, dass Produktionsnetzwerke eines der komplexesten und dynamischsten vom Menschen geschaffenen Systeme sind. [20] Die IT-Landschaft von produzierenden Unternehmen orientiert sich an der Organisation und dem Ablauf der zugehörigen Wertschöpfungsketten. Es ist ein bekanntes Phänomen, dass Unternehmenssoftware ein Spiegelbild der zu unterstützenden Geschäftsfunktionen erzeugt. [21] Eine solche Ausgestaltung von EDV-Programmen unterstützt die Abläufe und erzeugt keine Problematiken, solange ein Unternehmen im Rahmen der vorgesehenen und einprogrammierten Prozesse agiert. Die Umsetzung von neuen Aufgaben und die Anpassung der zugehörigen Computerprogramme an neue Abläufe kann jedoch beachtliche zeitliche und monetäre Aufwendungen benötigen. Somit führen bereits digital abgebildete Unternehmensabläufe teilweise zu einem Zuwachs der Starrheit in den Abläufen von ohnehin schon unflexiblen Wertschöpfungsketten. Zudem entstehen durch geschlossene IT-Systeme informationstechnische Silos, die in ihrer Ausprägung der organisatorischen Gestaltung einer Firma ähneln. Besonders in der Vergangenheit wurden IT-Systeme nicht dafür konzipiert Daten für zusätzliche Parteien offenzulegen und technische Voraussetzungen, wie vollständige dokumentierte Schnittstellen, wurden nicht geschaffen. [22] Diese Ausgangslage verdeutlicht die Problematik warum, trotz der zunehmenden technischen Möglichkeiten und des weltweiten Wachstums an Datenspeicherungsmöglichkeiten in der Cloud, viele Unternehmen es nicht schaffen ihre Produktionsdaten weltweit verfügbar und somit nutzbar zu machen. Bild 4 verdeutlicht, wie solche starren Wertschöpfungsketten im Widerspruch zu den Potentialen der weltweit verfügbaren Daten stehen. Trotz der exponentiell zunehmenden Menge an Daten, die in der Cloud gespeichert werden, schaffen es vielen Firmen nicht diese Möglichkeit für ihre eigenen IT-Landschaften und Wertschöpfungsketten zu nutzen.

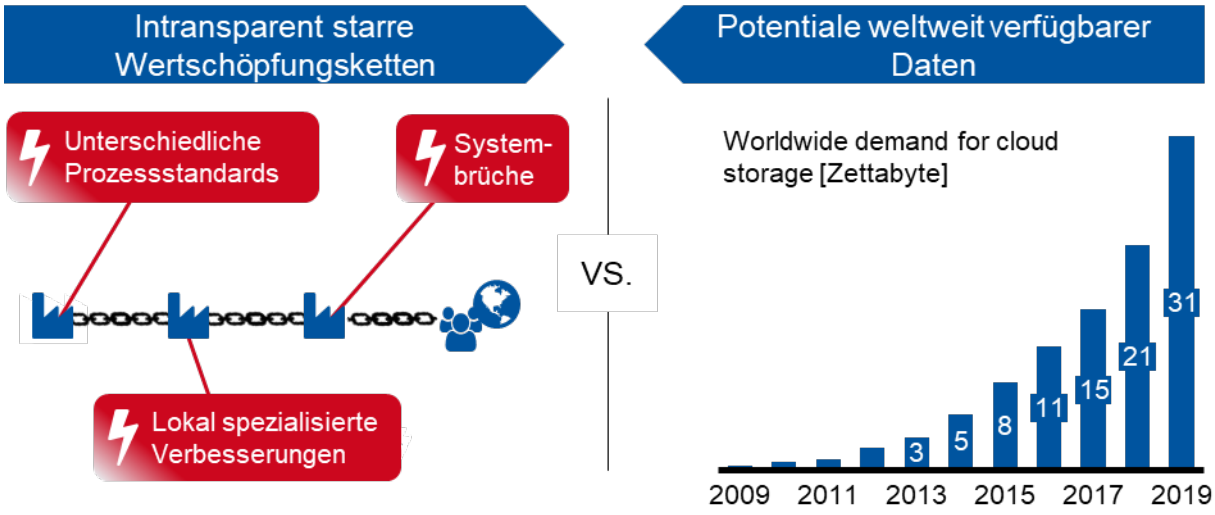


Bild 4: Herausforderung von starren Wertschöpfungsketten gegenüber den technischen Potentialen der Cloudspeicherung [23]

Viele Firmen im produzierenden Sektor operieren unter einem starken Kostendruck, der die Nutzung bereits abgeschriebener Infrastruktur zwingend notwendig macht. Für solche Unternehmen existiert eine weitere Problematik hinsichtlich der Generierung von Mehrwerten aus den potentiell verfügbaren Daten. So existieren in vielen Firmen keine Prozesse oder Organisationseinheiten, die von den neuen Daten ausreichend profitieren könnten, um die Investitionen in Datenverfügbarkeit wirtschaftlich zu gestalten. Erst wenn ein Unternehmen organisatorisch in der Lage ist einen Mehrwert aus den zusätzlichen Daten zu gewinnen, lohnt sich die Investition in neue IT-Lösungen. [24, 25] Erste Ansätze für die Verbesserung der Datentransparenz und die Nutzung neuer Datenquellen aus dem Industrie 4.0 Kontext kommen nur in wenigen Unternehmen über den Pilotstatus hinaus. Obwohl die Realisierung von digitalen Produktionslösungen von vielen Entscheidungsträgern als oberste Priorität genannt wird, können nur wenige vollständig umgesetzte Ansätze vorweisen. [26] Existierende Prozesse und Organisationseinheiten in Unternehmen sind viel zu wenig darauf ausgerichtet ihre Entscheidungen an den Erkenntnissen der Analyse von großen Datenmengen auszurichten. Ein Grund dafür ist, dass die Mitarbeiter in den einzelnen Fachbereichen nicht für solche Aufgaben geschult sind und bei der Zusammenarbeit mit internen oder externen Spezialisten enorme Reibungsverluste auftreten können. Diese Art des Henne-Ei Problems kann nur durchbrochen werden, wenn ein Unternehmen sowohl die technischen als auch organisatorischen Problematiken erkennt und koinzident zu lösen versucht. In dem nachfolgenden Kapitel werden Handlungsfelder vorgestellt, die zeigen, wie sowohl auf technischer als auch auf organisatorischer und prozessualer Ebene das Ziel eines Worldwide Labs erreicht werden kann und somit ein Mehrwert aus der neuen Datenlandschaft generiert werden kann.

4 Handlungsfelder zum Erreichen eines Worldwide Labs in produzierenden Unternehmen

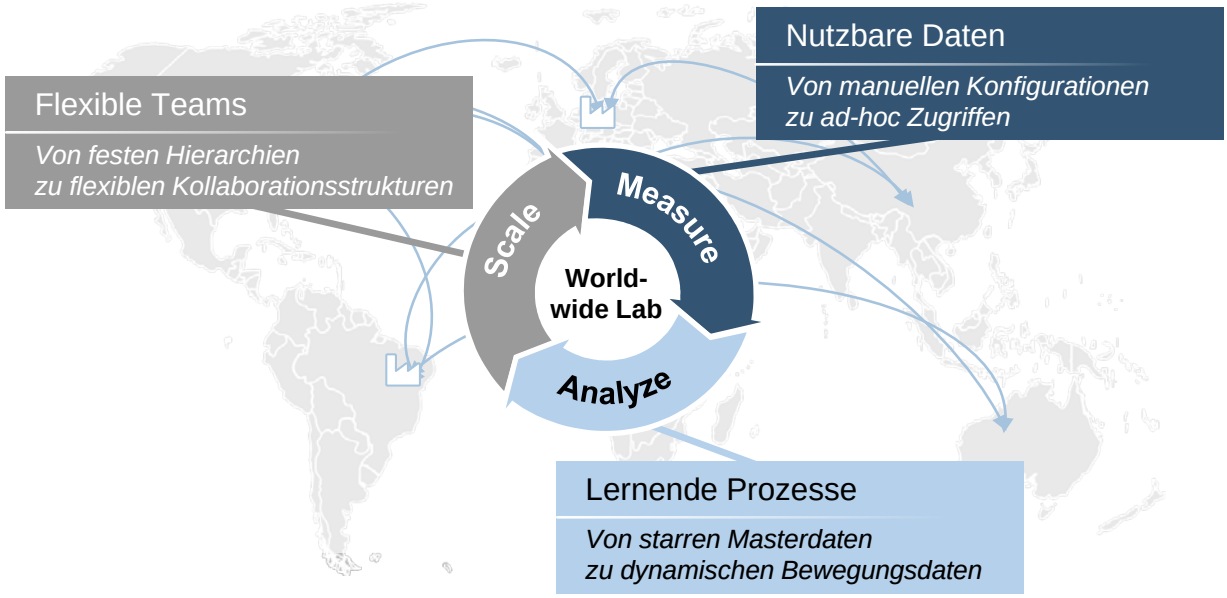


Bild 5: Übertragung der Arbeitsweise eines Labors auf die notwendigen Handlungsfelder zur Einführung eines Worldwide Labs

Trotz der zuvor erläuterten Herausforderungen ist die Umsetzung des Worldwide Lab Gedankens in Unternehmen möglich, wenn die Arbeitsweise eines solchen Labors und die daraus resultierenden Handlungsfelder berücksichtigt werden. Eine passende Übertragung des Arbeitsmodus eines Labors auf die Einführungsfelder des Worldwide Labs ist in Bild 5 dargestellt. Für den ersten Arbeitsschritt „Measure“ müssen die Unternehmens- und Produktionsdaten in ein nutzbares Format übertragen werden. Dies ist eine vornehmlich technische Aufgabe, die je nach Unternehmensbedürfnissen unterschiedlich gelöst werden kann. Wichtig ist dabei, dass möglichst wenig manuelle Konfigurationsarbeit von den potentiellen Nutzern durchgeführt werden muss und schnelle ad hoc Zugriffe möglich sind. In dem folgenden Unterkapitel 4.1 wird dieses Vorgehen ausdetailliert und an Unternehmensbeispielen verdeutlicht. Für den zweiten Arbeitsschritt „Analyze“ muss eine Organisation über lernende Prozesse verfügen, die in der Lage sind aus den nutzbaren Daten Erkenntnisse zu gewinnen und entsprechende Maßnahmen abzuleiten, da die reine Erfassung der Daten für ein Unternehmen nicht mit einem konkreten Mehrwert verbunden ist. Erst durch das Gewinnen von Erkenntnissen aus den Informationen und das Verbessern von wertschöpfenden Tätigkeiten, kann ein Mehrwert generiert werden. Bei den zu untersuchenden Informationen ist ein Prozessbezug wichtig, da so sichergestellt werden kann, das in einem agilen Umfeld stets aktuelle Vorgänge mit einbezogen werden. Bei einer reinen Untersuchung von Masterdaten entsteht hingegen die Gefahr, dass veraltete und somit nicht relevante Aspekte anstelle von neusten Entwicklungen berücksichtigt werden. Somit sollten vor allem dynamische Bewegungsdaten anstelle von starren Masterdaten, im Fokus der Analyse und lernenden Prozesse stehen. Auch dieses Handlungsfeld wird in Kapitel 4.2 ausführlich beleuchtet und anhand von praktischen Exempeln erläutert. Die letzte Phase in dem Arbeitszyklus eines Labors ist die Aufgabe „Scale“. „Scale“ bedeutet, dass die abgeleiteten Optimierungsmaßnahmen aus dem vorangegangenen Analyseprozess in weitreichender Form im globalen Produktionsnetzwerk implementiert werden. Diese Aufgabe kann je nach Maßnahme unterschiedliche Kapazitäten, Fähigkeiten und Zeiträume benötigen. Aus diesem Grund muss ein Unternehmen zur Bewältigung der Aufgabe über flexibel Teams verfügen. Anstelle von festen hierarchischen Gliederungen sollten flexible Kollaborationsstrukturen geschaffen werden. Nur mit einer schnellen Anpassung und Zusammenführung der notwendigen Mitarbeiter für die Umsetzung der zuvor definierten Maßnahmen kann die erforderliche Geschwindigkeit für die Umsetzung von Skalierungsmaßnahmen erreicht werden. Wie diese organisatorische Umgestaltung gelingen kann und welche Vorgehensweisen dafür von Unternehmen gewählt wurden, wird in Kapitel 4.3 vorgestellt.

4.1 Nutzbare Daten

Interaktive Dashboards zur Steuerung des Fabrikbetriebes und zur Erhöhung der Prozesstransparenz sind heutzutage keine Seltenheit an den lokalen Standorten eines Produktionsnetzwerkes. Zusammen mit dem wachsenden Einsatz von Manufacturing Execution Systemen (MES) in den 90er Jahren wurden solche Systeme unter dem Namen SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) bekannt und eingesetzt. [27] Die Standards und Ausprägungen der eingesetzten IT-Systeme können dabei an den verschiedenen Standorten des Unternehmens sehr unterschiedlich sein. Gründe hierfür sind meist historische und organisatorische Entwicklungen, wie die Übernahme von neuen Firmen und die Entscheidungsbefugnisse der lokalen Führungskräfte. [28] Eine der schwerwiegendsten Folgen einer solch gemischten IT-Landschaft ist, dass eine Transparenz, die analog zu den lokalen SCADA-Übersichten ist, auf globaler Ebene meist fehlt. [29] Die standortübergreifende Steuerung des gesamten Produktionsnetzwerks ist daher nur schwer möglich.

Die vorgestellte Middleware des Internet of Production (IoP) setzt an dieser Stelle an, indem sie es ermöglicht, die verschiedenen Datenquellen miteinander zu verbinden und die Informationen in aggregierter Form verfügbar zu machen. Das IoP unterscheidet zwischen drei verschiedenen Datenebenen. Die unterste Datenebene trägt den Namen Raw Data und bezeichnet die gespeicherten Daten in ihren jeweiligen nativen Anwendungssystemen, wie z.B. einen MES oder ERP-System. Für die Verbindung dieser Daten existiert eine weitere Smart Data Ebene, in der eine Middleware und passende Algorithmen domänen- und funktionsübergreifende Datenmodell erzeugen. Auf dieser Grundlage basiert die oberste Smart Expert Ebene, welche die Entscheider im Produktionssystem mit Hilfe von Visualisierungen, Analysen und Vorhersagen bei seiner Arbeit unterstützt. Um dem dynamischen Umfeld eines globalen Produktionsnetzwerks gerecht zu werden, können so die Daten prozessbezogen miteinander verknüpft werden. Zur Erleichterung einer solchen Verknüpfung bieten sich standardisierte Datenbausteine an, welche bereits in der Middleware definiert sind. [30] Sie bieten klare Anknüpfungspunkte, die für den Datenfluss zwingend notwendig sind. Die Gesamtheit aller Daten in der Middleware stellt die Basis für die Smart-Expert Ebene des IoP dar. Diese Smart Expert Ebene bietet eine vollumfängliche Entscheidungsunterstützung. Dafür wird zunächst eine Transparenz der Daten erzeugt, indem Produktivitätskennzahlen berechnet und Warenflüsse visualisiert werden. Diese Art der Datenbündel wird im Rahmen des IoP auch als Global Control Center bezeichnet (vgl. Bild 6). Welche Informationen bereitgestellt werden und die Ausprägung der jeweiligen Informationspräsentation, erfolgt in Abhängigkeit von den Charakteristiken des Nutzers und kann spezifisch individualisiert werden. Für die Aggregation der benötigten Informationslevel und die Identifikation der geeigneten Detaillierungslevel eignet sich die Verwendung eines digitalen Schattens. [31] Dabei ist ein digitaler Schatten definiert, als eine Menge von Modellen und Datenspuren, die neben dem reinen Datensatz auch kontextbeschreibende Metadaten zum jeweiligen Verwendungszweck enthalten. [32]

Dabei wird das langfristige Ziel angestrebt, dass der Nutzer keine Datenaufbereitungsaufgaben ausführen muss, sondern vielmehr als Interpret der Informationen agiert, da die Datenvorverarbeitung bereits automatisiert abläuft. Die angezeigten Informationen sind zudem nicht mehr reine Kennzahlen, wie es bei BI-Dashboards meist der Fall ist, sondern das Ergebnis einer tiefergehenden Datenanalyse mittels maschinellen Lernalgorithmen und regelbasierten Verarbeitungsvorschriften. Besonders relevante Vorkommnisse und Erkenntnisse werden dem Nutzer zusätzlich per „Push Notification“ mitgeteilt und reduzieren den Umfang der reaktiven Analysen. Die diversen Funktionen der Smart Expert Ebene sind in domänen- und funktionsspezifische Apps unterteilt, um den Bedienungs- und Implementierungsaufwand zu reduzieren. Diese Gestaltung der Dashboards erleichtert zudem die Bedienung des Global Control Centers. Je nach Fragstellung muss lediglich die passende App verwendet werden, damit der Anwender die bestmögliche Unterstützung für seine Aufgabe erhalten kann. Auf diese Art ermöglicht ein Global Control Center ein zentrales Management des Produktionsnetzwerkes und die Bündelung von Ressourcen im Unternehmen.

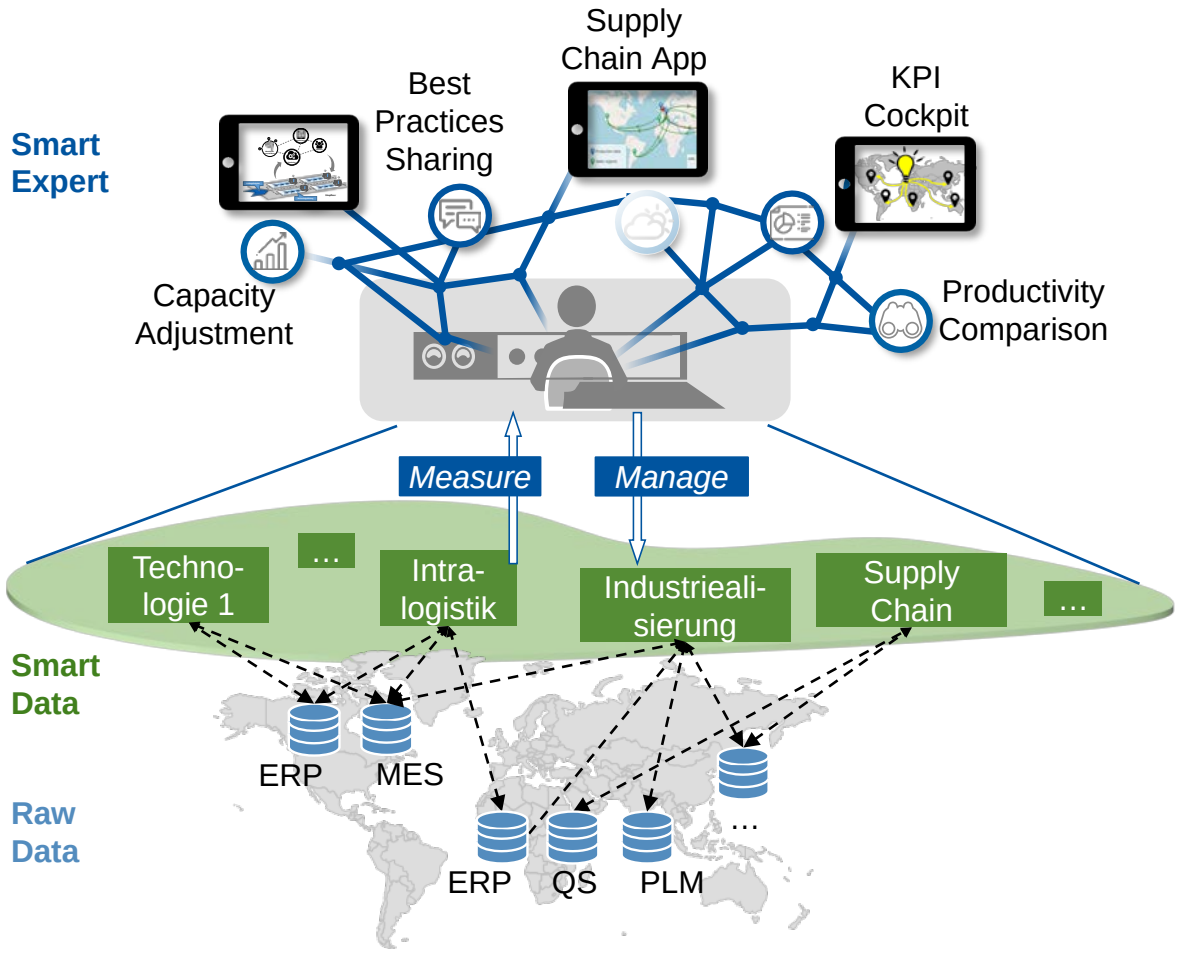


Bild 6: Skizzierte Veranschaulichung des Globalen Leitstands im Kontext des Internet of Production

Die Gestaltung von Middleware Architekturen ist eine breite Disziplin der Informatikforschung. [33] Für die Verwirklichung der Vision von einfachen „Plug & Play“ Lösungen müssen enorme Aufwände getätigt werden. Neben der technischen Umsetzung und dem Beachten zahlreicher Sicherheitsaspekte muss auch die Organisation und Systematisierung der auszutauschenden Informationen erfolgen. Die Eigenschaften einer solchen Systematik sind stark von der Unternehmensorganisation, den jeweiligen Geschäftsprozessen und den branchenspezifischen Besonderheiten geprägt. [34] Somit gibt es keine Standardlösungen für den Aufbau einer Middleware, sondern unterschiedliche Vorgangsweisen, um sich der optimalen Gestaltung anzunähern. Zudem sollten sowohl Architektur als auch Architekturentwicklung in Bezug zu den Produkt- und Prozesscharakteristika der jeweiligen Organisation stehen. [35] Dass unterschiedliche Ansätze erfolgreich sein können, zeigen die Beispiele der Firmen Henkel AG & Co. KGaA und Hilti AG (vgl. Bild 7)

Die Firma Henkel hat für den Aufbau ihrer Middleware das Ziel einer Self-Analytics Plattform verfolgt. Dafür wurden alle wichtigen IT-Systeme an einen zentralen Data Lake angebunden. Ein solcher Data Lake ist ein Speicherort, an dem alle Daten als Rohkopien in ihrem natürlichen Format gespeichert sind und für weiterführende Aufgaben, wie Visualisierung und Analyse, zur Verfügung stehen. [36] Zusätzlich können alle Datenquellen kommentiert und mit „Tag“-Markierungen erweitert werden. Auf diese Weise soll verhindert werden, dass der Data Lake zu einem Data Swamp wird, der für den Nutzer nur bedingt bedienbar ist. [37] Ein großer Unterschied zu konventionellen Datenspeicherungen besteht bei einem solchen Data Lake durch die Vorgabe des „schema on read“.

Diese Vorgabe bedeutet, dass eine mögliche Datenstruktur erst beim Abruf der Daten erzeugt wird. Die Alternative dazu, ist ein „schema on write“ bei dem bereits bei der Datenspeicherung eine Struktur vorgeben wird. Um den Nutzen der Plattform zu maximieren, ist der Zugriff auf die Inhalte für einen Großteil der Mitarbeiter verfügbar. Somit kann jeder Mitarbeiter, nach seinem Bedarf, individuelle und passende Analysen anfertigen. Ein Vorteil dieses Ansatzes ist es, dass der Data Lake mit jeder neuen Anwendung, die angebunden wird, und jeder Applikation und Analyse die von den Nutzern erstellt wird organisch und nach Bedarf wachsen kann. Dadurch, dass jede erstellte Applikation für alle Nutzer verfügbar ist, kann die gesamte Plattform mit der Zeit überproportional wachsen.

Ein alternativer Ansatz wurde von der Firma Hilti verfolgt. Anstelle eines offenen Data Lakes wurde ein Data Warehouse mit standardisierten Datenbausteinen für einen Data Stream erarbeitet. Ein Data Warehouse ist in Analogie zu einem Data Lake ein zentraler Aufbewahrungsort für aktuelle und historische Daten aus unterschiedlichen Quellen. Jedoch werden die Daten im Data Warehouse nach einer vordefinierten Logik gespeichert und in ein standardisiertes Datenformat formatiert. Somit arbeitet ein Data Warehouse nach dem zuvor erwähnten Prinzip des „schema on write“. [38] Die Bausteine vereinfachen anschließend die Interpretation der Daten. Zudem können Applikationen, welche mit diesen Bausteinen gebaut wurden, in einem besseren Maße skaliert werden und benötigen weniger Wartungsaufwand. Die Anpassung aller Datentypen und -quellen an die Struktur des Data Warehouse ist jedoch mit enormen Aufwendungen verbunden. [39]

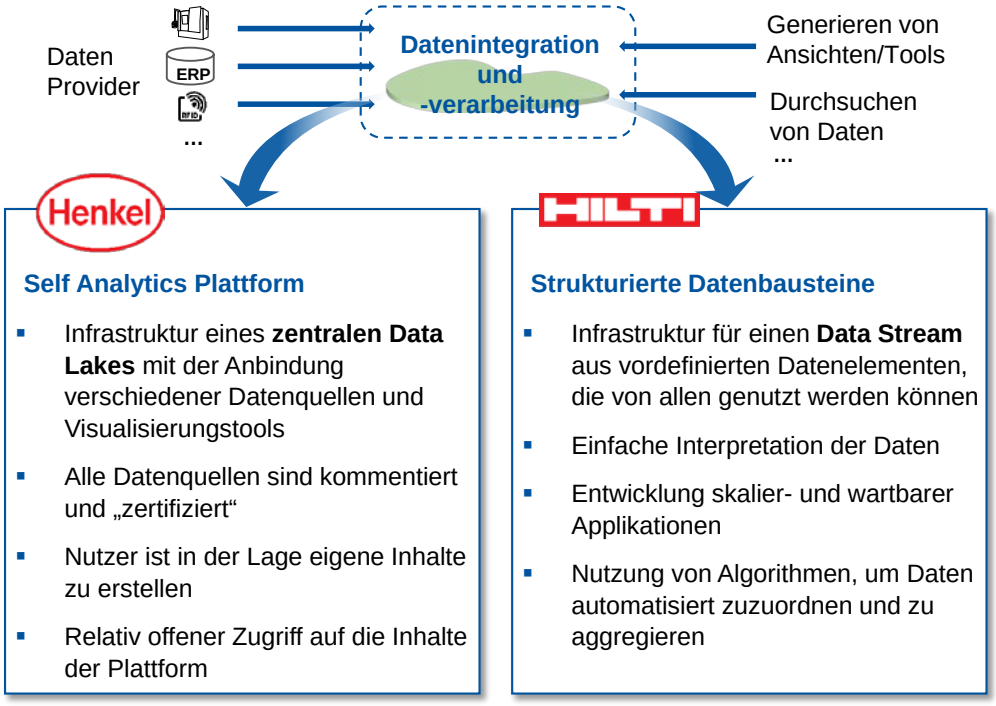


Bild 7: Unterschiedliche Ansätze der Firmen Henkel und Hilti zur Integration und Verarbeitung der weltweiten Produktionsdaten

Eine weitere alternative Option, um ein Global Control Center zu erschaffen, ist die Einführung von globalen Standards in der IT-Landschaft aller Produktionsstandorte. Der Einsatz von kongruenten Softwarelösungen an allen Produktionsstandorten erleichtert die Zusammenführung und Auswertung der Daten auf einem globalen Level. [34] Beispielhaft für ein solches Vorgehen ist die Firma GKN Powder Metallurgy, Inc., welche an allen Standorten weltweit das gleiche MES eingeführt hat. So können stets die gleichen KPIs

berechnet und identische Auswertungsanalysen durchgeführt werden. Dank dieser Vorgehensweise wird eine Transparenz zwischen den Standorten geschaffen und das standortübergreifende Management erleichtert. Ein weiteres, übergeordnetes Ziel dieser Vorgehensweise ist es, eine digitale Kultur zu schaffen. In einer solchen Kultur steht die standardisierte Echtzeitauswertung an der Stelle von bisherigen PowerPoint Analysen und Besprechungen zum Informationsaustausch. So werden bei GKN in allen Werken tägliche Austauschrunden in der Produktion mit den gleichen digitalen Tools und Kennzahlen durchgeführt. Der Vorteil dieses Ansatzes liegt darin, dass keine aufwendige Middleware Architektur entwickelt werden muss. Demgegenüber stehen jedoch die Aufwände eines standardisierten weltweiten Software-Rollout Projektes. [40]

4.2 Lernende Prozesse

Durch eine sinnvolle Vernetzung weltweit verfügbarer Felddaten ergeben sich neue Möglichkeiten des Lernens in Produktionsnetzwerken, wie das in Kapitel 2 erläuterte Worldwide Lab. Eine deutlich erhöhte Anzahl verfügbarer Felddaten erlaubt es, jeden Vorgang in der realen Produktion als ein mögliches Experiment zu betrachten. Experimente in den Ingenieurwissenschaften berücksichtigen meist eine Vielzahl möglicher Einflussfaktoren. Jedoch nimmt die Anzahl der benötigten Experimente mit einer steigenden Anzahl an zu beobachtenden Faktoren exponentiell zu [41]. Da die Anzahl gleichzeitig durchführbarer Experimente stets durch Ressourcenengpässe begrenzt und die Menge der verfügbaren Daten in der Regel limitiert ist, wird die Auflösung eines Experiments oftmals dadurch reduziert, dass weniger Einflussfaktoren berücksichtigt werden. Mit einer solchen Vorgehensweise können jedoch nur kleine Modelle experimentell bestätigt werden, die lediglich einen Teilbereich der Aktivitäten in globalen Produktionsnetzwerken abdecken. Für die Validierung von bereichsübergreifenden Modellen wird eine höhere Auflösung und somit eine größere Anzahl an Experimenten benötigt. Durch die Erhöhung der verfügbaren Felddaten kann jeder Vorgang in der realen Produktion als ein Experiment betrachtet werden. Auf diese Weise kann das gesamte Produktionsnetzwerk als ein Labor betrachtet werden, welches die notwendige Menge an Experimenten zur Verfügung stellt. Die Nutzung dieser Daten mit neuen explorativen Forschungsmethoden in Kombination mit konventionellen, axiomatischen Ansätzen bietet eine neue Stufe der Verbindung von Wissenschaft und Industrie.

Ein weiteres Ziel des Worldwide Labs ist die situationsspezifische Verknüpfung von Produktionsdaten und -wissen. [41] Je nach situativer Fragestellung können durch das Worldwide Lab die jeweils relevanten Daten für eine tiefergehende Analyse bereitgestellt werden. Für die Allokation von Baugruppen werden beispielsweise die folgenden Daten aus unterschiedlichen Systemen benötigt und zu Analysezwecken miteinander verbunden:

- Produktinformationen (PLM)
- Aktuelle Produktionsallokationen (ERP)
- Auslastung und Status der Produktionskapazitäten (MES)
- Warenflüsse und -bestände (WMS und SCM)
- Betriebswirtschaftliche und finanzielle Ausgangssituation der bisherigen Konfiguration (ERP, Controlling und Bloomberg)

Auf dieser Datenbasis kann eine umfangreiche Analyse und Visualisierung erfolgen. Die Funktionalitäten des Global Control Centers übersteigen dabei die klassischen Darstellungsmöglichkeiten für Kennzahlen. Bereits etablierte Software-Tools, wie z.B. Tableau und PowerBI, bieten für diese Aufgabe bereits passende Werkzeuge, können jedoch nicht eine automatisierte Weiterverarbeitung mit fortgeschrittenen Algorithmen bieten. Ein

Beispiel für Applikationen, die diese Art der Datenverarbeitung bieten sind die vom WZL der RWTH Aachen entwickelten Apps wie das „KI-Tool“ und „OptiWo“. Das „KI-Tool“ hilft Unternehmen dabei, das Potential von KI abzuschätzen und aufwandsarme KI-Verfahren anzuwenden. Dafür wurde das Tool auf einem Standardvorgehen der Datenanalyse aufgebaut und erleichtert somit die Zusammenarbeit von Experten aus den verschiedenen Domänen. Gegenüber konventionellen Software-Tools unterscheidet sich das „KI-Tool“ in folgenden Dimensionen: Integration von Expertenwissen, Reduzierung der Datenkomplexität, Identifikation von Einflussfaktoren und Interpretation von identifizierten Mustern. [42] Dabei profitieren sämtliche Machine-Learning-Algorithmen davon, dass die zu untersuchenden Daten schnell verfügbar sind und in der Regel auf eine aufwendige Datenaufbereitung verzichtet werden kann. Zudem liegt die Kontrollhoheit zu jedem Zeitpunkt beim Menschen, die künstliche Intelligenz unterstützt nur bei der Entscheidung. [43] Die App „OptiWo“ ermöglicht über die Verknüpfung von datenbezogenen Analysen und Expertenwissen die Entwicklung des Ziel-Footprints eines Produktionssystems in nachvollziehbarer Weise. Auf der Basis der Ermittlung von Total Landed Costs und verschiedener Optionen zur Visualisierung können Produktionsnetzwerk-Szenarien bewertet werden und als Entscheidungsgrundlage für die weitere Gestaltung herangezogen werden. Neben der Darstellung des weltweiten Warenaustausches des Unternehmens kann mit „OptiWo“ auch eine Prozessvisualisierung für die Wertschöpfung eines Produktes über die Standortgrenzen hinweg aufgezeigt werden. Zudem kann in einer Ressourcenansicht die grafische Darstellung der Ressourcenverfügbarkeit sowie deren Auslastung angezeigt werden. Dadurch lassen sich die Auswirkungen verschiedener Szenario Konfigurationen schnell miteinander vergleichen. [44]

Um das Ziel einer schnellen und tiefergehenden Datenanalyse zu erreichen, muss eine passende Architektur für die IT-Systeme des Internet of Production erstellt werden (siehe Kapitel 4.1). Die Architektur dafür sollte schrittweise aufgebaut werden, um das Ziel einer ganzheitlichen und datenbasierten Entscheidungs- und Handlungsunterstützung zu erreichen. Auf diese Weise soll insbesondere der nicht-wertschöpfende Teil der Entscheidungsvorbereitung, wie das Suchen und Warten auf Informationen, drastisch reduziert werden. Die verschiedenen Ausprägungen einer solchen Vorgehensweise sind in Bild 8 veranschaulicht. Die erste Ausprägung einer solchen IoP-Architektur besteht in der manuellen Extraktion von Daten aus unterschiedlichen IT-Systemen des Unternehmens in ein tabellarisches Format. Diese tabellarischen Auszüge müssen dann wiederum händisch zu einer einheitlichen Tabelle vereint werden, welche die Grundlage für individuelle Reports darstellt. Auch die Reports können meist nicht automatisiert angefertigt werden. Diese aufwendige und manuell geprägte Art der Datenanalyse und Entscheidungsvorbereitung entspricht in vielen Fällen der Praxis in produzierenden Unternehmen [45]. In den folgenden Ausbaustufen der IoP-Architektur sollen die einzelnen Vorgänge zunehmend automatisiert und erweitert werden. In der zweiten Ausprägungsstufe der IoP-Architektur werden die einzelnen Reports aus unterschiedlichen IT-Systemen bereits automatisiert in eine gemeinsame Datenbasis eingefügt. Anschließend werden die Reports ebenfalls automatisiert in funktionsspezifischen Apps zur jeweiligen Entscheidungsunterstützung zur Verfügung gestellt. In einer dritten Stufe wird die Architektur um einen automatisierten Datentransfer von den IT-Systemen in die gemeinsame Datenbasis erweitert. Zudem kann in dieser Stufe die Anzahl der miteinander vernetzten Apps erhöht werden. Mit dieser Erweiterung ist eine essenzielle Voraussetzung für die Echtzeitfähigkeit solcher Analyse-Apps gegeben. In der finalen Ausbaustufe werden alle Apps miteinander vernetzt, sodass sie die jeweiligen situativen und spezifischen Aggregationsebenen vollständig widerspiegeln.

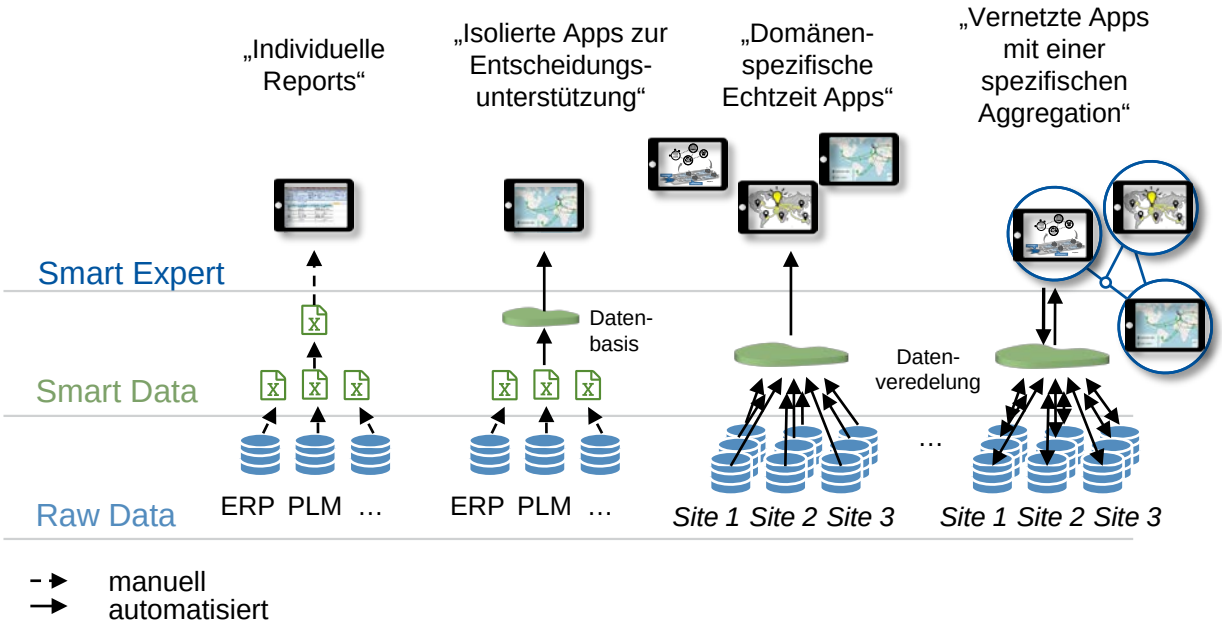


Bild 8: Vorgehensweise zur schrittweisen Implementierung einer Internet of Production Datenarchitektur

Welche Ausmaße ein solches digitales „Backbone“, wie es für das Worldwide Lab benötigt wird, annehmen kann, zeigt das Beispiel der Firma Henkel. Das Unternehmen strebt seit 2013 die Vernetzung aller produzierenden Standorte untereinander an. Seit dem initialen Start in 2013 sind im Produktionsnetzwerk von Henkel mittlerweile über 3.500 Sensoren miteinander vernetzt. Sie liefern gemeinsam mit den angebundenen Datensystemen Informationen für über 400 automatisierte Dashboards. Die Dashboards wurden von allen Nutzern entlang der Supply Chain auf einer Self Analytics Plattform erstellt. Bild 9 zeigt ein Beispiel derartiger Dashboards bei der Firma Henkel. Insgesamt arbeiten über 1.900 Nutzer mit dieser Art der Datenauswertung und greifen über 18.000 Mal am Tag auf die verfügbaren Reports zu. Die hohen Zugriffszahlen sind besonders durch die Aktualität der Informationen bedingt, da täglich über eine Million neue Datenpunkte auf der Plattform bereitgestellt werden. Die Vorteile einer solche Transparenz und der Einfluss auf die Handlungen im Unternehmen, zeigt z.B. die Überwachung der Energieeinsparung im Netzwerk. Bei Henkel wird der Energieverbrauch täglich getrackt und die Performance werksübergreifend analysiert. Die jeweiligen Werksleiter erhalten diese Auswertung anschließend als Push-Notification. Durch die Einführung eines online verfügbaren Energie-Monitorings konnten die Verbrauchswerte enorm verbessert werden, da durch die Transparenz bei allen Stakeholdern insgesamt ein gesteigertes Bewusstsein und Interesse für mögliche Verbesserungen erwirkt wurde. Insgesamt konnten die Einsparung dank der digitalen Überwachung um zusätzliche 14 Prozent gesteigert werden.

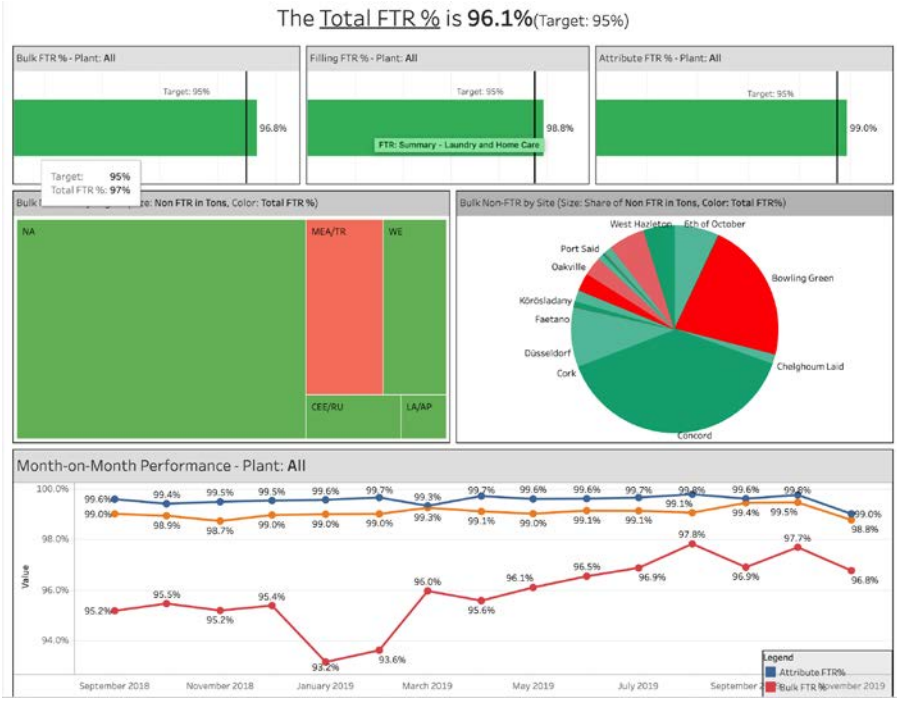


Bild 9: Beispielhaftes Dashboard auf der Self Analytics Plattform der Firma Henkel

4.3 Flexible Teams

Bei der Transformation zum Worldwide Lab ist neben dem Aufbau einer Datenarchitektur auch ein grundlegender Wandel der Organisationsstruktur erforderlich. Denn nur durch den Wandel von einer starren Hierarchie hin zu flexiblen Kollaborationsstrukturen kann mittels Datentransparenz ein übergreifendes Prozessverständnis erzielt werden, sodass verschiedene Lösungsansätze in einem Unternehmen oder sogar in einem Produktionsnetzwerk zeiteffizient im Sinne eines Worldwide Labs erprobt werden können. Dieser Wandel geht mit einer Reihe von technologischen und organisatorischen Anforderungen einher, die den Wandel der Organisationsstruktur ermöglichen.

Als eine solche Anforderung wird in diesem Zusammenhang die vollständige Datentransparenz identifiziert (vgl. Abschnitt 3.1 und 3.2). Die Datentransparenz und die vollständige globale Informationsverfügbarkeit ermöglicht die Auflösung lokaler Strukturen und gilt somit als Voraussetzung für ein globales Verständnis des Produktionsnetzwerks. Da in Extremfällen nur der Maschinen-Operator über ein allumfassendes Prozessverständnis verfügt, sind die benötigten Daten gegenwärtig nur lokal und personengebunden vorhanden (vgl. Abschnitt 4.1). [46] Dies erfordert eine top-down gerichtete Delegation von Entscheidungen von der obersten Hierarchieebene bis in die untersten Ebenen, da das für Entscheidungen notwendige Wissen in dem erforderlichen Umfang und in der entsprechenden Kontextsensitivität nicht auf Ebene der jeweilig befugten Entscheidungsinstanz vorliegt. Beispielsweise muss der Werksleiter aufgrund des fehlenden Prozessverständnisses die Verantwortung bzw. Entscheidungsbefugnis an seine Mitarbeiter auf den unteren Hierarchieebenen delegieren. Das Beispiel zeigt, dass durch den wachsenden Umfang und die Kontextsensitivität des notwendigen Wissens ein Zwang zur Delegation und Dezentralisation von Entscheidungen ausgelöst wird. [47] Somit sind aufgrund der fehlenden Datentransparenz und Informationsverfügbarkeit eindeutig zuordenbare Verantwortungsbereiche erforderlich und begründen die gegenwärtig starren Strukturen innerhalb einer Organisation (vgl. Bild 10 links). Diese zeichnen sich somit durch eine möglichst klare Verantwortungszuordnung (Single Accountability) und stark strukturierte Verhältnisse entlang der Prozesse aus. [48]

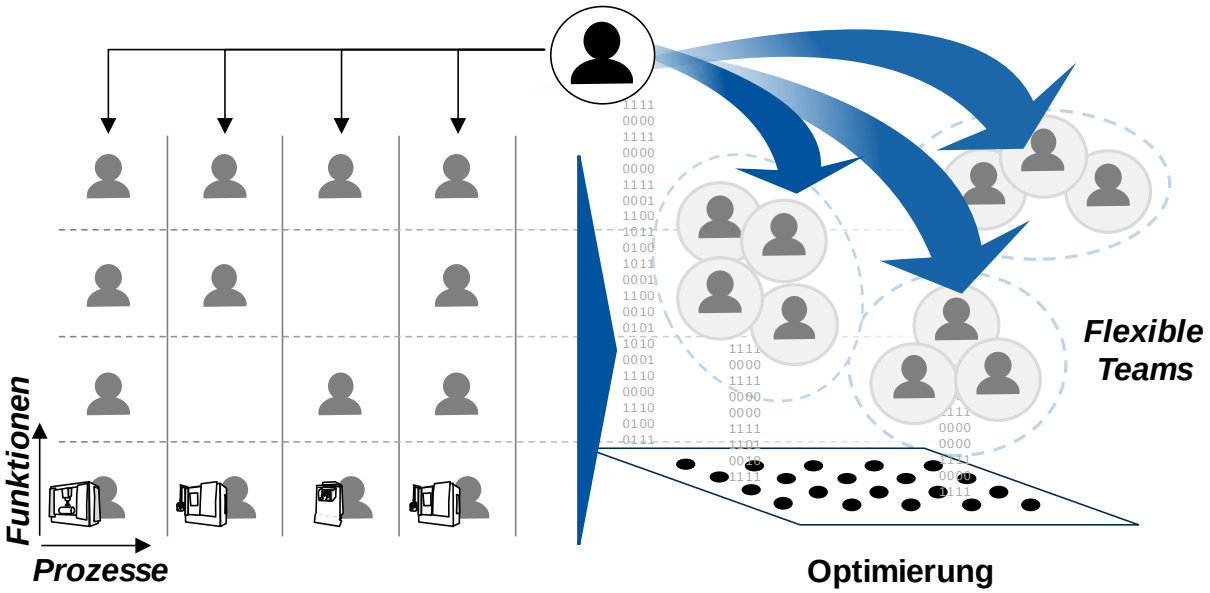


Bild 10: Auflösen von starren Strukturierungen zur Konfiguration flexibler Teams

Die in Abschnitt 3.1 und 3.2 vorgestellten Lösungsansätze zur domänenübergreifenden Vernetzung und Nutzung der Daten können im Sinne eines Optimization Centers als Befähiger zur Ermöglichung der notwendigen, hierarchieübergreifenden Datentransparenz genutzt werden. Das Optimization Center ermöglicht durch die Aufnahme und Aufarbeitung von Kennzahlen über eine rechnergestützte Plattform die automatische Bereitstellung von Prozessdaten und damit die erforderliche Datentransparenz, sodass eine vollständige Informationsverfügbarkeit personen- und ortsunabhängig erreicht wird. So wird jedem Mitarbeiter ermöglicht sich aus den zur Verfügung stehenden Informationen ein umfangreiches Prozessverständnis zu erarbeiten. Folglich dient das Optimization Center als eine datenbasierte Entscheidungs- und Handlungsunterstützung, sodass personen- und ortsunabhängig Entscheidungen basierend auf den erforderlichen Informationen getroffen werden können und die Entwicklung von Knowhow durch die Mitarbeiter vereinfacht wird. Die Ebene der Entscheidungsautonomie kann infolge dessen freier festgelegt werden, wodurch Entscheidungen nicht mehr top-down delegiert werden müssen und starre Strukturen zugunsten einer flexiblen Organisation aufgelöst werden können. Die Rollen und Funktionen lösen sich in diesem Sinne aus der Hierarchie heraus und verschwimmen zunehmend, sodass abteilungs- und funktionsübergreifende Zusammenschlüsse aus Mitarbeitern zu flexiblen Teams möglich sind, die sich für einen bestimmten Zeitraum zur Bearbeitung von spezifischen Fragestellungen konfigurieren können (vgl. Bild 10 rechts). Das Optimization Center befähigt zudem die Erweiterung der Führungsspanne der weisungsbefugten Instanz, da Aufgaben durch Zugriff auf die Datenebene kompetenzorientiert koordiniert und delegiert werden können. Denn durch die vollständige Informationsverfügbarkeit entfällt ein Teil der koordinierenden Arbeit der weisungsbefugten Instanz. So kann die Führungsspanne der weisungsbefugten Instanz erweitert werden, welches dazu führt, dass diese vermehrt als Systemarchitekt agieren kann.

Bei Betrachtung des gesamten Produktionsnetzwerks zeigt sich, dass Werke eines Wertschöpfungsnetzwerks in der Regel auf denselben Funktionen und Strukturen basieren, jedoch oftmals weder bereichs- noch werksübergreifend kommuniziert bzw. gehandelt wird. Die fehlende standortübergreifende Zusammenarbeit und Kommunikation stellt das gesamte Produktionsnetzwerk bzgl. des Handelns im Sinne des „globalen Optimums“ vor

eine große Herausforderung. [49] Für die Umsetzung von Innovationen müssen heutzutage die vorliegenden Daten zunächst lokal aufbereitet und analysiert werden, bevor Rückschlüsse auf die Produktion gezogen werden können. So werden Innovationen oftmals nicht großflächig, sondern lediglich inkrementell im Sinne von Projektpiloten vorangetrieben und nur in einem kleinen Rahmen lokal umgesetzt. [50] Dies hat zur Folge, dass entwickelte Verbesserungsideen häufig nur lokal und nicht im Sinne des „globalen Optimums“ des Produktionsverbunds umgesetzt werden, da die vorhandene Datenbasis zur Überprüfung der Auswirkungen auf das globale Optimum aufgrund der fehlenden Datentransparenz nur unzureichend ist. [49] Auch an dieser Stelle können die bereits beschriebenen Lösungsansätze in Form eines Optimization Centers zur Überbrückung dieses Defizits herangezogen werden. Im Rahmen einer werksübergreifenden Betrachtung stellt dieses die notwendigen Prozessdaten nicht nur personen- und orts-, sondern insbesondere auch werksunabhängig zur Verfügung, sodass lokal auf das vollständige Prozessverständnis zurückgegriffen werden kann (vgl. Bild 11).

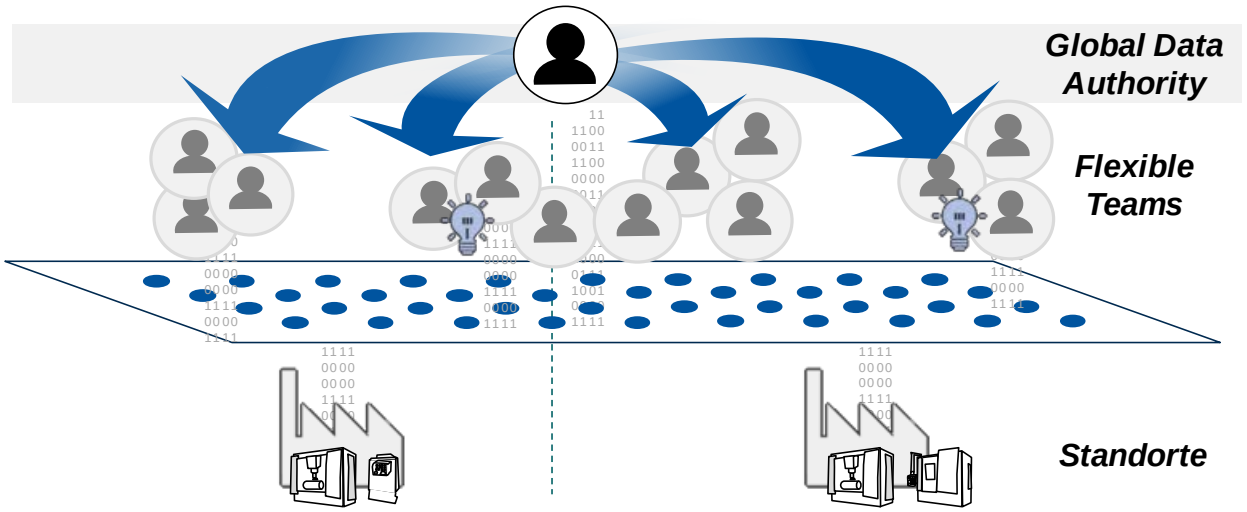


Bild 11: Standortübergreifende Konfiguration zu flexiblen Teams durch Datentransparenz

Dies ermöglicht, dass zukünftig nicht nur Rollen und Funktionen innerhalb der Hierarchien zunehmend verschwimmen, sondern auch, dass sich innerhalb eines Produktionsnetzwerks Mitarbeiter zu flexiblen Teams zusammenschließen können. Die Mitarbeiter können durch die Datentransparenz und vollständige Informationsverfügbarkeit auf das gesamte Prozesswissen standortübergreifend zurückgreifen und dieses als Unterstützung für Entscheidungen und Handlungen im Sinne des „globalen Optimums“ heranziehen. Trotz der Zusammenarbeit in flexiblen Strukturen ist bspw. im Fall einer Konfliktlösung bzw. zur Koordination eine übergeordnete, weisungsbefugte Instanz notwendig, um die flexiblen Teams werksübergreifend zielgerichtet zu steuern, effizient einzusetzen und das Einbringen von Verbesserungsideen zu fördern. In diesem Fall dient die weisungsgebefugte Instanz als Global Data Authority und gilt als Multiplikator zur gezielten Informationsweitergabe, als Übersetzer zur Ideenverbreitung und als Motivator, um das Lernen im Netzwerk zu fördern. So können die flexiblen Teams auf Basis der werksübergreifenden Datengrundlage die Verbesserungsideen entwickeln und hinsichtlich der globalen Effektivität erproben. Bei der Entwicklung von Verbesserungsideen sollte im Sinne des Scale-Gedankens auch eine globale Umsetzung der entwickelten Lösung berücksichtigt werden, sodass lokale Verbesserungsideen auf alle Produktionswerke vollständig ausgeweitet werden können.

Jedoch muss neben der Incentivierung eines jeden Werks, im Sinne des globalen Optimums zu handeln, auch die jeweilige Verantwortung für lokale Ergebnisse bestehen bleiben. Denn die Fokussierung und Priorisierung globaler Optimierungsansätze, könnte dazu führen, dass der Verantwortung für lokale Ergebnisse vernachlässigt wird. Die Hilti AG beabsichtigt in diesem Kontext durch die Entwicklung verschiedener Ansätze, dass einzelne Werke einerseits lokale Entscheidungen zu Gunsten des globalen Optimums priorisieren, ohne dass die Verantwortung zur Erreichung lokaler Ziele vernachlässigt wird.

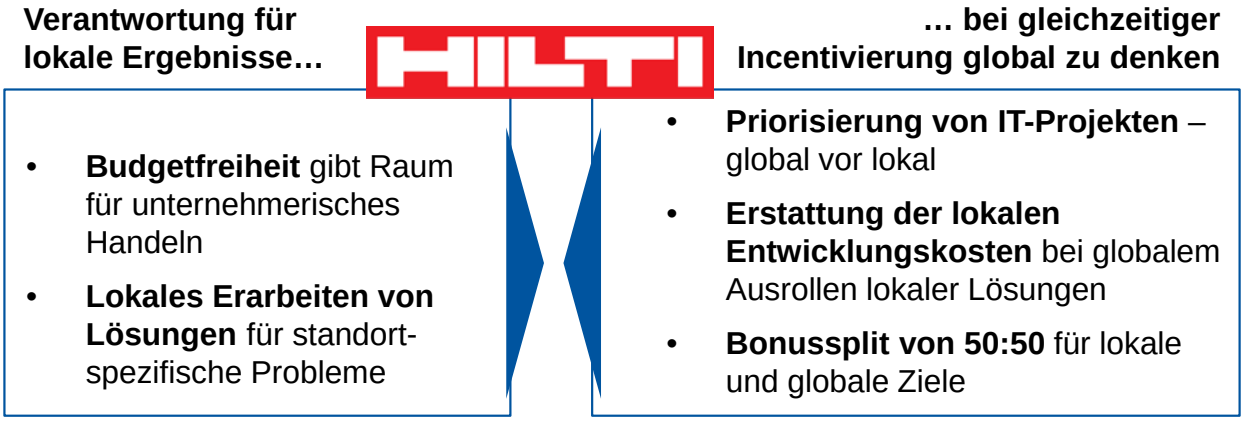


Bild 12: Erste Ansätze der Hilti AG

Getreu dem Motto „So viele Standards wie nötig, so wenig wie möglich." gewährt die Hilti AG den einzelnen Standorten Raum für unternehmerisches, freies Handeln. Durch eine Budgetfreiheit wird den Standorten jeweils die Möglichkeit gegeben, eigene lokale Lösungen für standortspezifische Probleme zu entwickeln, um so ihre lokalen Ziele zu erreichen. Da Probleme häufig nicht nur standortspezifisch, sondern vor allem auch werksübergreifend auftreten, soll bei der Erarbeitung lokaler Lösungen insbesondere auch eine globale Umsetzung dieser Lösung berücksichtigt werden. Um dies gezielt zu incentivieren, können die lokal aufgewandten Entwicklungskosten dem jeweiligen Standort im Falle eines globalen Ausrollens der Lösungen erstattet werden. Darüber hinaus wird jedem Standort die eigenständige Entscheidung zur Entwicklung kurzfristiger, standortspezifischer Einzellösungen für verschiedene Anwendungsfälle gewährt. Falls für denselben Anwendungsfall zu einem späteren Zeitpunkt eine Lösung global implementiert werden soll, muss diese auch in dem jeweiligen Standort übernommen und die lokal entwickelte Lösung ersetzt werden. Die Priorisierung von globalen Projekte, spiegelt sich somit auch in der Skalierungsstrategie von IT-Projekten wider. Neben den genannten Anreizen wird die notwendige Verantwortung für lokale Ergebnisse bei gleichzeitiger Priorisierung des globalen Optimums auch durch Messung der Leistung lokaler Einheiten anhand von cross-funktionalen KPIs, beispielsweise im Sinne eines Bonussplits von 50:50, erreicht. Die Hilti AG unterstreicht somit, dass trotz Priorisierung des globalen Optimums die Verantwortung für lokale Ergebnisse nicht vernachlässigt werden darf und zeigt durch die Entwicklung verschiedener Ansätze wie dies erfolgreich umgesetzt werden könnte (vgl. Bild 12).

Ein weiteres Beispiel zeigt das Unternehmen GKN Metallurgy. Es besitzt einen historisch gewachsenen Produktionsbetrieb mit einer hohen Anzahl an Schichtleitern zur Mitarbeiterkoordination. Zudem führt der globale Trend des Fachkräftemangels bereits heute zu Problemen bei der Maschinenbelegung, bei der Ausbildung und bei der Industrialisierung von Neuprojekten. Um dieser Herausforderung zu begegnen, wurde zur Aufweitung der Führungsspanne auf dem Shopfloor eine kompetenzbezogene Aufgabenzuteilung per

Smartwatch eingeführt. Hierzu wurde zunächst eine Plattform entwickelt, welche einerseits Daten bezüglich der Mitarbeiterkompetenzen, deren Verfügbarkeit und andererseits Daten bezüglich der zur Verfügung stehenden Maschinen und der jeweiligen Job Profile umfasst. So kann eine neue Aufgabe mithilfe der Plattform automatisiert und kompetenzorientiert einem Mitarbeiter zugewiesen werden. Der dadurch entstandene Prozess kann vereinfacht an folgendem Beispiel verdeutlicht werden: Eine Maschine befindet sich ungeplant im Stillstand oder benötigt einen Umrüstvorgang. Als Reaktion darauf sucht das neu eingeführte System auf Basis einer Matrix, in der jedem Mitarbeiter individuelle Kompetenzen zugewiesen sind, den adäquatesten der verfügbaren Mitarbeiter für die notwendige Tätigkeit. Das Projekt wurde zunächst im Rahmen einer Pilotphase mit 10-15 Mitarbeitern erprobt, um es anschließend auf Bereiche von 100 Mitarbeitern auszuweiten. Für 2020 strebt GKN eine globale Implementierung des Systems in 7 Werken an.

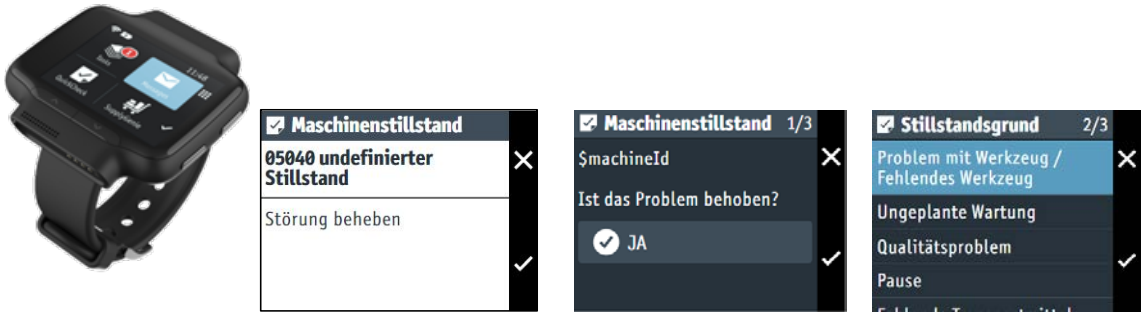


Bild 13: Auszug der Darstellung auf der Smartwatch

Durch diese organisatorische Umstrukturierung war es GKN möglich die Führungsspanne pro Schichtleiter zu erhöhen. Gleichzeitig wird der Schichtleiter mittels des Systems von koordinierenden Aufgaben entlastet, so dass mehr Zeit der Organisationsoptimierung (z.B. Schulungsbedarfe) widmen kann. Weiterhin können Arbeitsaufgaben individueller eingeteilt werden, so dass Kapazitäten besser nivelliert werden können und gleichzeitig die Mitarbeiterzufriedenheit durch individuelleres Arbeiten steigt. Die Implementierung des Systems und damit die Akzeptanz der Mitarbeiter wurde insbesondere durch die Smartwatch und somit durch einen Gamification-Ansatz ermöglicht (vgl. Bild 13).

Für ein drittes Beispiel in diesem Handlungsfeld kann auch die Beiersdorf AG herangezogen werden. Die Beiersdorf AG hat zur cross-funktionalen und zeiteffizienten Erprobung von Produkt- und Produktionsinnovationen eine physische Kick-Start Factory erbaut (vgl. Bild 14). In dieser Kick-Start Factory arbeiten Abteilungen des gesamten Unternehmens daran, neuartige (z.B. pulverbasierte) Produkte in Kleinserien zu verproben, um eine Produktionstauglichkeit mit bestehenden Anlagen zu testen. Gleichzeitig werden Produktionsinnovationen getestet, indem bislang manuelle Tätigkeiten einem Roboter übergeben werden. Insbesondere in der Prozessindustrie ist eine reibungslose Integration eines automatisierten Produktionsschritts essentiell für den Gesamtanlagen OEE. Dieser flexible und zielorientierte Zusammenschluss von Experten innerhalb der Kick-Start Factory unterstützt Beiersdorf dabei, Produkt- und Produktionsinnovationen in kleinem, aber realem Rahmen zu testen und eine globale Skalierung dieser Lösungen vorzubereiten.

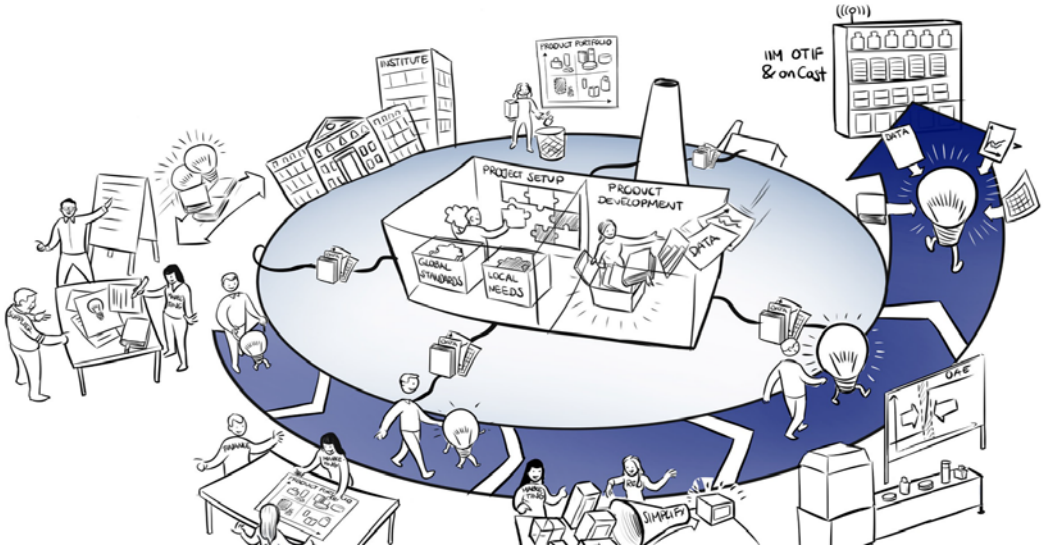


Bild 14: Schnelle Entwicklung und Verprobung von Innovationsideen im Netzwerk am Beispiel der Beiersdorf AG

5 Zusammenfassung

Das Umfeld der produzierenden Industrie ist weltweit einem starken Wandel ausgesetzt. Dieser Wandel ist unter anderem auf eine immer stärkere Vernetzung von Kunden-, Produkt- und Systemdaten zurückzuführen. Hieraus ergeben sich für die produzierende Industrie neue Möglichkeiten ihre globalen Produktionsnetzwerke effizienter zu nutzen und durch die Analyse bestehender Daten Lösungsansätze für konkrete Problemstellungen zeiteffizient anzuwenden. Das Konzept eines Worldwide Lab soll an dieser Stelle sämtliche Datenpunkte in globalen Produktionsnetzwerken verknüpfen und sie wie experimentelle Beobachtungsdaten behandeln. Durch solche Experimentaldaten könnten enorme Produktivitätssteigerungen erreichbar sein und Lösungsansätze für konkrete Problemstellungen zeiteffizient bewertet und ausgerollt werden. Aufgrund von intransparenten, starren Wertschöpfungsketten, lokalen IT-Standards und unterschiedlichen Prozessstandards ist es Unternehmen heute jedoch noch nicht möglich ihre Standorte im Netzwerk als Elemente eines globalen, experimentalen Labors zu nutzen. Eine Folge hiervon ist unter anderem, dass der Fokus vieler Projekte auf einer lokalen Verbesserung und nicht auf der effizienten Implementierung der Projekte im gesamten Produktionsnetzwerk liegt. Der vorliegende Beitrag hat daher einen Ansatz entwickelt, wie sowohl auf technischer als auch auf organisatorischer und prozessualer Ebene das Ziel eines Worldwide Labs erreicht werden kann und somit ein Mehrwert aus der neuen Datenlandschaft generiert wird (vgl. Bild 15). Dieser Ansatz besteht aus drei Säulen

- **Nutzbare Daten:** Verbindung und Analyse verschiedener, global verteilter Datenquellen und Sicherstellung der ad hoc Verfügbarkeit der resultierenden Informationen in aggregierter Form
- **Lernende Prozesse:** Betrachtung eines jeden Vorgangs im Produktionsnetzwerk als Felddaten eines Experiments sowie situationsspezifische Verknüpfung von Produktionsdaten und -wissen mittels funktionsspezifischer Apps
- **Flexible Teams:** Wandel von starren Hierarchien und Verantwortlichkeiten hin zu flexiblen Rollen und Strukturen

Mittels expliziter Beispiele aus der Industrie konnte gezeigt werden, dass bereits einige Etappenziele auf dem Weg zu einem Worldwide Lab erreicht wurden. In Zukunft werden sich die Handlungsfelder der Mitarbeiter global agierender Produktionsunternehmen noch stärker ausweiten. Hiermit stark verbunden ist die Weiterentwicklung von Kompetenzen in Richtung der Data Science. Durch die Neugestaltung von Organisationsstrukturen hin zu dynamischen Teams können diese Maßnahmen dazu verhelfen, dass ein global agierendes Unternehmen alle Standorte des Produktionsnetzwerks als Bestandteile ein und desselben Labs versteht. In diesem Zusammenhang hat der vorliegende Beitrag einen Ansatz aufgezeigt, mithilfe welcher Schritte eine Gestaltung eines Produktionsnetzwerks im Sinne eines Worldwide Lab erreicht werden kann, damit Mitarbeiter aus Daten und Ereignissen des Produktionsnetzwerks sowie voneinander lernen können. Dieser Labor-Gedanke kann dazu führen, die Produktivität des gesamten Netzwerks auch unter stark kundenzentrierten und änderungsbehafteten Rahmenbedingungen drastisch zu steigern.

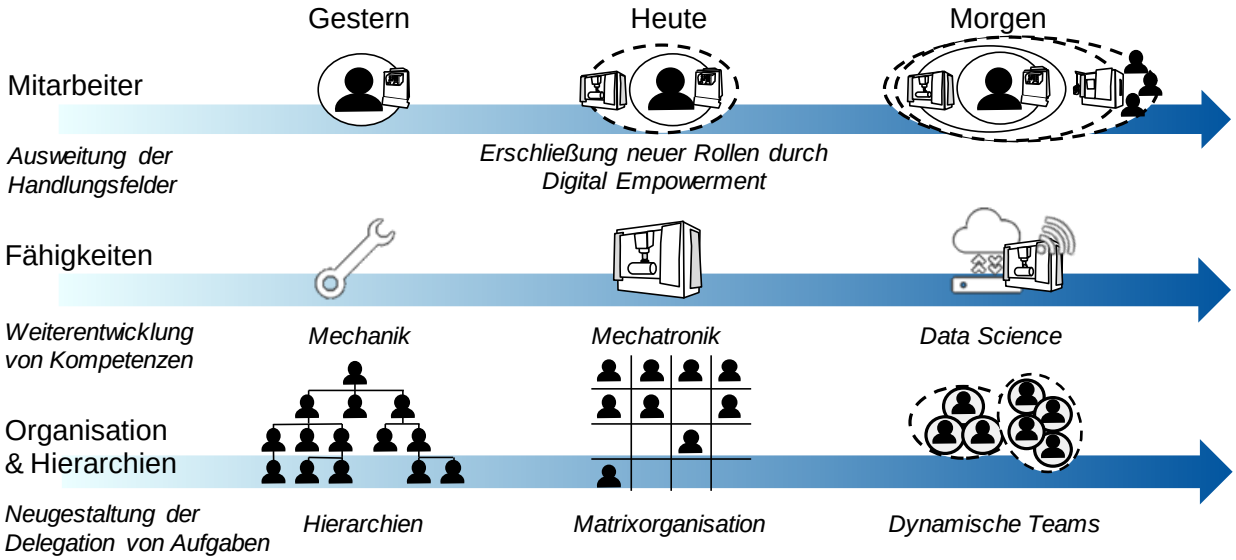


Bild 15: Durch technologische und organisatorische Änderungen können enorme Potenziale durch das Worldwide Lab genutzt und Erfolge nachhaltig erreicht werden

Literatur

[1] Haas, H.-D.: Internationalisierung. URL:https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/internationalisierung-53726/version-276794 [Stand: 27.02.2020].

[2] Suchanek, A.; Lin-Hi, N.; Feess, E.; Engelhard, J.: Globalisierung. URL:https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/globalisierung-35657/version-259135 [Stand: 27.02.2020].

[3] Ferdows, K.: Keeping up with growing complexity of managing global operations. In: International Journal of Operations & Production Management. 38. Jg., 2018, Nr. 2, S. 390–402.

[4] Mumme, T.: Unternehmen leiden unter Unberechenbarkeit der Politik. URL:https://www.tagesspiegel.de/wirtschaft/brexit-trump-und-russland-unternehmen-leiden-unter-unberechenbarkeit-der-politik/23209704.html [Stand: 27.02.2020].

[5] Hirschfeld, J.: Wie der Klimawandel indirekt die deutsche Wirtschaft trifft. URL:https://www.umweltbundesamt.de/themen/wie-der-klimawandel-indirekt-die-deutsche [Stand: 27.02.2020].

[6] Reinert, C.: Über die Herausforderungen der Produktindividualisierung. URL https://nachrichten.idw-online.de/2019/02/25/ueber-die-herausforderungen-der-produktindividualisierung/ [Stand: 27.02.2020].

[7] Schuh, G.; Reuter, C.; Prote, J.-P.; Stöwer, M.; Witthohn, C.; Fränken, B.: Konsortial-Benchmarking. Gestaltung von globalen Produktionsnetzwerken. Alsdorf: AWD, 2016.

[8] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Franken, B.; Ays, J.; Cremer, S.: Dedicated Agility: A New Approach for Designing Production Networks. In: 2018 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM) 2018. 16-19 Dec., Bangkok, Thailand. Piscataway: IEEE, 2018. DOI: https://doi.org/10.1109/IEEM.2018.8607608.

[9] Ioannou, L.: The Exponential Future of Finance. A decade to mass extinction event in S&P 500. URL:https://www.cnbc.com/2014/06/04/15-years-to-extinction-sp-500-companies.html [Stand: 27.02.2020].

[10] Tucker, R.: How Does Amazon Do It? Five Critical Factors That Explain Amazon's Incredible Success. URL:https://www.forbes.com/sites/robertbtucker/2018/11/01/how-does-amazon-do-it-five-critical-factors-that-explain-amazons-incredible-success/#dfea23641b9e [Stand: 27.02.2020].

[11] Selinger, D.: Data Driven: What Amazon's Jeff Bezos Taught Me About Running a Company. URL:https://www.entrepreneur.com/article/237326 [Stand: 27.02.2020].

[12] Bird, K.: 5 Lessons the B2B Supply Chain Can Learn from Amazon. URL:https://www.getconvey.com/blog/5-tips-b2b-supply-chain-amazon/ [Stand: 27.02.2020].

[13] Soper, S.: Got a Hot Seller on Amazon? Prepare for E-Tailer to Make One Too. URL:https://www.bloomberg.com/news/articles/2016-04-20/got-a-hot-seller-on-amazon-prepare-for-e-tailer-to-make-one-too [Stand: 27.02.2020].

[14] Bezos, J.: If you double the number of experiments you do per year you're going to double your inventiveness. URL:https://citatis.com/a8482/36d997/ [Stand:13.03.2020].

[15] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Gützlaff, A.; Thomas, K.; Sauermann, F.; Rodemann, N.: Internet of Production: Rethinking production management. In: Wulfsberg, J. P.; Hintze, W.; Behrens, B.-A. (Hrsg.): Production at the leading edge of technology. Proceedings of the 9th Congress of the German Academic Association for Production Technology (WGP), September 30th - October 2nd, Hamburg 2019. Berlin: Springer, 2019, S. 533-542.

[16] Box, G. E. P.; Hunter, J. S.; Hunter, W. G.: Statistics for experimenters. Design, innovation, and discovery. 2. ed. New York: Wiley, 2005.

[17] Schuh, G.; Potente, T.; Varandani, R.; Schmitz, T.: Global Footprint Design based on genetic algorithms – An “Industry 4.0” perspective. In: CIRP Annals. 63. Jg., 2014, Nr. 1, S. 433–436.

[18] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Gutzlaff, A.; Thomas, K.: Framework for Cross-Site Learning to Enable Knowledge Transfer in Production Networks. In: 2019 7th International Engineering, Sciences and Technology Conference. IESTEC 2019: 9-11 October 2019, Panama City, Panama. Piscataway: IEEE, 2019, S. 359-364.

[19] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Molitor, M.; Cremer, S.: Internet of Production – Steigerung des Wertschöpfungsanteils durch domänenübergreifende Kollaboration. In: Hompel, M. ten; Vogel-Heuser, B.; Bauernhansl, T. (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0. Berlin: Springer, 2020.

[20] Váncza, J.: Production Networks. In: Produ, T. I. A. f.; Laperrière, L.; Reinhart, G. (Hrsg.): CIRP Encyclopedia of Production Engineering. Berlin: Springer, 2016.

[21] O'Brien, J. A.; Marakas, G. M.: Management information systems. 10th ed. New York: McGraw-Hill, 2011.

[22] Shi, L.; Zhong, H.; Xie, T.; Li, M.: An Empirical Study on Evolution of API Documentation. In: Giannakopoulou, D.; Orejas, F. (Hrsg.): Fundamental Approaches to Software Engineering. 14th International Conference, FASE 2011, Held as Part of the Joint European Conferences on Theory and Practice of Software, ETAPS 2011, Saarbrücken, Germany, March 26–April 3, 2011. Proceedings. Berlin: Springer, 2011, S. 416-431.

[23] Holst, A.: Data storage supply and demand worldwide. URL: https:// www.statista.com/statistics/751749/worldwide-data-storage-capacity-and-demand/ [Stand: 26.02.2020].

[24] Wieczorrek, H. W.; Mertens, P.: Management von IT-Projekten. 2. Auflage. Berlin: Springer, 2007.

[25] Guerriero, A.; Kubicki, S.; Reiter, S.: Building Information Modeling in use: How to evaluate the Return on Investment? In: eWork and eBusiness in Architecture, Engineering and Construction: ECPPM 2016. Proceedings of the 11th European Conference on Product and Process Modelling (ECPPM 2016), Limassol, Cyprus, 7-9 September 2016. London: Taylor & Francis, 2016, S. 573-544.

[26] Aramayo-Prudencio, A.; Coxon, M.; de Boer, E.; De Ocampo, D.; Kadocsa, A.; Mühlreiter, B.; van Niel, J.: Digital manufacturing — escaping pilot purgatory. Cleveland: McKinsey, 2018.

[27] Osterhage, W. W.: ERP-Kompendium. Berlin: Springer, 2014.

[28] Rakowski, A.: Ansätze zur Optimierung der IT-Systemlandschaft. Eine Untersuchung von EA-Software am Beispiel von "MEGA Suite". Hamburg: Diplomica, 2013.

[29] Treber, S.; Lanza, G.: Transparency in Global Production Networks: Improving Disruption Management by Increased Information Exchange. In: Procedia CIRP. 72. Jg., 2018, Nr. 2, S. 898–903.

[30] Meyes, R.; Tercan, H.; Thiele, T.; Krämer, A.; Heinisch, J.; Liebenberg, M.; Hirt, G.; Hopmann, C.; Lakemeyer, G.; Meisen, T.; Jeschke, S.: Interdisciplinary Data Driven Production Process Analysis for the Internet of Production. In: Procedia Manufacturing. 26. Jg., 2018, S. 1065–1076.

[31] Schuh, G.; Walendzik, P.; Luckert, M.; Birkmeier, M.; Weber, A.; Blum, M.: Keine Industrie 4.0 ohne den Digitalen Schatten. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb. 111. Jg., 2016, Nr. 11, S. 745–748.

[32] Schuh, G.; Häfner, C.; Hopmann, C.; Rumpe, B.; Brockmann, M.; Wortmann, A.; Maibaum, J.; Dalibor, M.; Bibow, P.; Sapel, P.; Kröger, M.: Effizientere Produktion mit Digitalen Schatten. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb. 115. Jg., 2020, Special, S. 105-107.

[33] Etzkorn, L. H.: Introduction to Middleware. Web Services, Object Components, and Cloud Computing. Milton: CRC Press, 2017.

[34] Cui, Y.; Kara, S.; Chan, K. C.: Manufacturing big data ecosystem: A systematic literature review. In: Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. 62. Jg., 2020, April. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101861.

[35] Kozjek, D.; Vrabič, R.; Rihtaršič, B.; Lavrač, N.; Butala, P.: Advancing manufacturing systems with big-data analytics: A conceptual framework. In: International Journal of Computer Integrated Manufacturing. 33. Jg., 2020, Nr. 2, S. 169–188.

[36] Fang, H.: Managing data lakes in big data era: What's a data lake and why has it became popular in data management ecosystem. In: 2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER) 2015. 8 - 12 June 2015, Shenyang, China. Piscataway: IEEE, 2015, S. 820-824.

[37] Brackenbury, W.; Liu, R.; Mondal, M.; Elmore, A. J.; Ur, B.; Chard, K.; Franklin, M. J.: Draining the Data Swamp. In: Proceedings of the Workshop on Human-In-the-Loop Data Analytics - HILDA'18. New York: ACM, 2018. DOI: https://doi.org/10.1145/3209900.3209911.

[38] Bauer, A.; Günzel, H.: Data-Warehouse-Systeme. Architektur, Entwicklung, Anwendung. Heidelberg: dpunkt, 2013.

[39] Prakash, N.; Prakash, D.: Data Warehouse Requirements Engineering. A Decision Based Approach. Singapore: Springer, 2018.

[40] Laske, M.; Luxem, R.: Einführung der Prozesse — Prozess-Roll-out. In: Becker, J.; Kugeler, M.; Rosemann, M. (Hrsg.): Prozessmanagement: Ein Leitfaden zur prozessorientierten Organisationsgestaltung. Berlin: Springer, 2000, S. 233-261.

[41] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Molitor, M.; Sauermann, F.; Schmitz, S.: Databased learning of influencing factors in order specific transition times. In: Procedia Manufacturing. 31. Jg., 2019, S. 356–362.

[42] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Sauermann, F.; Schmitz, S.: Production Analytics. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb. 114. Jg., 2019, Nr. 9, S. 588–591.

[43] Khurana, U.; Turaga, D.; Samulowitz, H.; Parthasrathy, S.: Cognito: Automated Feature Engineering for Supervised Learning. In: 2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW) 2016. 12-15 December 2016, Barcelona, Catalonia, Spain. proceedings. Piscataway: IEEE, 2016, S. 1304-1307.

[44] Schuh, G.; Prote, J.-P.; Gützlaff, A.; Rodemann, N.: Gestaltung von Produktionsnetzwerken. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb. 114. Jg., 2019, Nr. 1-2, S. 7–10.

[45] Kaiser, A.; Tetzner, A.: Business Analytics mit SAP HANA Möglichkeiten und Grenzen. In: ERP Management. 13. Jg., 2017, Nr. 1, S. 52–54.

[46] Vogel-Heuser, B.; Karaseva, V.; Folmer, J.; Kirchen, I.: Operator Knowledge Inclusion in Data-Mining Approaches for Product Quality Assurance using Cause-Effect Graphs. In: IFAC-PapersOnLine. 50. Jg., 2017, Nr. 1, S. 1358–1365.

[47] Schlick, C.; Bruder, R.; Luczak, H.: Arbeitswissenschaft, 4. Auflage. Berlin: Springer, 2018.

[48] Bach, N.; Brehm, C.; Buchholz, W.; Petry, T.: Organisation. Gestaltung wertschöpfungsorientierter Architekturen, Prozesse und Strukturen, 2., vollständig überarbeitete und erweiterte Auflage. Wiesbaden: Springer, 2017.

[49] Thomas, S.; Mundt, A.; Friedli, T.: Management globaler Produktionsnetzwerke. Strategie. Konfiguration. Koordination. München: Hanser, 2013.

[50] Thomas, S.; Liebetrau, F.; Friedli, T.: Knowledge Exchange in Production Networks: Operational Excellence Multiplied. In: Friedli, T.; Basu, P.; Bellm, D.; Werani, J. (Hrsg.): Leading pharmaceutical operational excellence. Outstanding practices and cases. Berlin: Springer, 2013, S. 337-344.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 3.3:

Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt. Ing. G. Schuh, WZL der RWTH Aachen
Prof. Dr.-Ing. Peter Burggräf, Institut für Produktionstechnik, Universität Siegen
Dr.-Ing. C. Benninghaus, Hilti AG, Schaan
Dipl.-Ing. M. Dannapfel, WZL der RWTH Aachen
M. Ebade Esfahani, M.Sc., WZL der RWTH Aachen
S. Feike, Hilti AG, Schaan
C. Geukes, M.Sc., WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. S. Gottschalk, Beiersdorf AG, Hamburg
A. Gützlaff, M.Sc., WZL der RWTH Aachen
M. Henrichs, Miele & Cie. KG, Gütersloh
Dr.-Ing. J. Holtbrügge, Henkel AG & Co. KGaA, Düsseldorf
N. Hülsmann, M. Sc., ABB Ltd, Zürich
Dipl.-Ing. A. Klein, HMZ Europe GmbH, Osnabrück
P. Mairl, GKN Powder Metallurgy, Inc., Bolzano
K. Thomas, M.Sc., WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. S. Tschöpe, Miele & Cie. KG, Gütersloh
W. Weber, Henkel AG & Co. KGaA, Düsseldorf
M. Welsing, M.Sc., WZL der RWTH Aachen

SESSION 4

GESCHÄFTSMODELLE IM INTERNET OF PRODUCTION

4 Subskriptionsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau

G. Schuh, J. Boshof, C. Dölle, C. Kelzenberg, J. Tittel

Gliederung

1 Motivation und Herausforderung 284

2 Subskriptionsmodelle als Verbesserung der kundenseitigen Produktivität und der herstellerseitigen Gewinnentwicklung 286

3 Die Fusion von Business Model Canvas und Internet of Production 288

4 Fünf Interaktionen zur Realisierung von Subskriptionsmodellen 292

4.1 Usergesteuerte Entwicklung 292

4.2 Usergesteuerte Produktion 294

4.3 Produktionsgesteuerte Entwicklung und Entwicklungsgesteuerte Produktion 295

4.4 Usergesteuerte Abrechnung 296

5 Successful Practice Heidelberger Druckmaschinen AG 298

6 Zusammenfassung 299

Kurzfassung

Subskriptionsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau

Die Industrialisierung hat dazu geführt, dass eine signifikante Unterauslastung von Ressourcen über eine lange Zeit rentabel war. Fraglich ist jedoch, ob diese Ressourcenverschwendung auch weiterhin, insbesondere unter der Nachhaltigkeitsbetrachtung, möglich ist. Der deutsche Maschinen- und Anlagenbau ist eine Branche, die in der Vergangenheit von der Industrialisierung signifikant profitierte. Allerdings verliert der deutsche Maschinen- und Anlagenbau innerhalb der letzten Jahre weltweit Marktanteile, weshalb fraglich ist, ob die Branche mit ihren aktuellen Geschäftsmodellen zukunftsfähig aufgestellt ist.

Um dieses Problem zu adressieren, liegt aufgrund der zunehmenden Möglichkeiten der Digitalisierung ein besonderes Potenzial in der Neuinterpretation von industriellen Subskriptionsmodellen. Diese führen zu einer Angleichung der Interessen von Hersteller und Kunde, weil Überkapazitäten durch eine bedarfsgerechte Ressourcenbeanspruchung reduziert werden. Die Digitalisierung muss deshalb als ultimativer Nachhaltigkeitstreiber verstanden werden, um gleichzeitig die kundenseitige Produktivität und die herstellerseitige Marge zu verbessern.

Die Auslegung industrieller Subskriptionsmodelle erfordert die Fusion des Business Model Canvas als methodischer Befähiger zur ganzheitlichen Entwicklung von Geschäftsmodellen und des Internet of Production (IoP) als praktischen Befähiger zur Operationalisierung von Geschäftsmodellen. In diesem Beitrag werden fünf zentrale Interaktionen der beiden Ordnungsrahmen beschrieben, welche für eine erfolgreiche Umsetzung industrieller Subskriptionsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau zwingend erforderlich sind.

Abstract

Subscription Models in Machinery and Plant Engineering

Industrialization made it affordable to significantly underutilize resources for a longer period of time. However, it is questionable if this waste of resources will continue to be possible particularly in regard to sustainability. German machinery and plant engineering is an industry that has significantly benefited from industrialization in the past. Nevertheless, the German machinery and plant engineering loses global market share during the last years, and it is uncertain if the industry is able to afford their current business models must be raised.

To address this problem special potential lies in the reinterpretation of subscription models due to the opportunities of digitalization. These lead to an alignment of producer and customer interests since overcapacities are reduced by demand-based resource utilization. Therefore, digitalization must be understood as the ultimate driver of sustainability to simultaneously improve customer-side productivity and producer-side profit margin.

The design of industrial subscription models demands the fusion of the Business Model Canvas as methodical enabler for holistic development of business models as well as the Internet of Production (IoP) as practical enabler for the operationalization of business models. In this contribution, five central interactions of both regulatory frameworks are described which are mandatory for a successful design of industrial subscription models in machinery and plant engineering.

1 Motivation und Herausforderung

Die Entwicklung der Industrialisierung im 20. und 21. Jahrhundert führte zu einer fundamentalen Änderung des Konsumverhaltens. Zunächst führte die Industrialisierung im 20. Jahrhundert dazu, dass Wohlstand für jedermann erreichbar wurde. Eine industriell optimierte Massenproduktion von Gebrauchs- und Konsumgütern machte Produkte aufgrund von Skaleneffekten für breite Massen durch geringere Preise zugänglich. Technologische Fortschritte führen im 21. Jahrhundert zu einer perfektionierten Weiterentwicklung der Industrialisierung, welche auch das Kaufverhalten von Konsumenten verändert. Ein beispielhafter Blick auf den Onlinehandel von Konsumgütern verdeutlicht die durch die Industrialisierung geschaffene Überproduktion. Im Jahr 2018 lieferte die deutsche Post rund 1,5 Mrd. Pakete aus [1], welche in 532 Retouren pro Minute resultierten. Neben dem hierbei erzeugten CO_2-Verbrauch entstanden im Jahr 2018 zudem rund 11 Mio. verschrottete Retouren durch die Anbieter in Deutschland. [2] Diese und weitere Entwicklungen haben politisch reglementierte Gegenmaßnahmen, wie z. B. das Kreislaufwirtschaftsgesetz, ins Leben gerufen. Des Weiteren verdeutlicht diese Entwicklung die Aktualität der Thematik im Zuge der allgegenwärtigen Nachhaltigkeitsdebatte.

Ein Blick auf andere Bereiche der Industrie oder des alltäglichen Lebens verdeutlicht ebenfalls, dass die perfektionierte Industrialisierung Profitabilität trotz signifikanter Ressourcenverschwendungen ermöglicht (vgl. Bild 1).

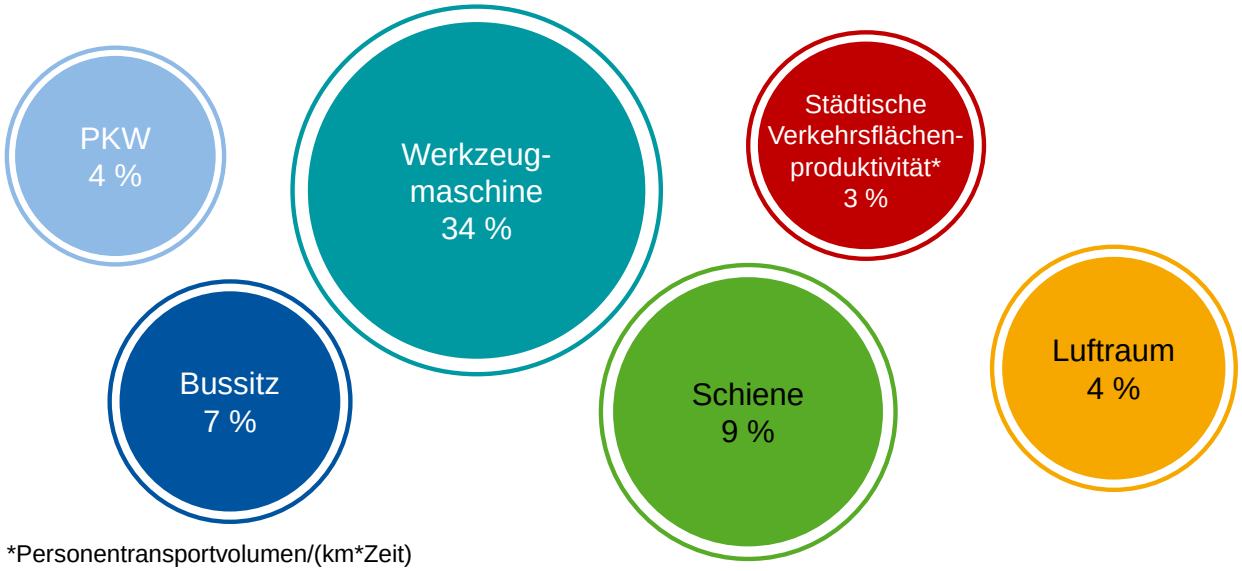


Bild 1: Die Auslastung alltäglich genutzter Ressourcen [3]

Eine Analyse des Werkzeugmaschinenlabors WZL der RWTH Aachen zeigt bspw., dass das deutsche Schienennetzt aktuell nur zu 9 % ausgelastet wird. Ein PKW wird von seinem Eigentümer sogar nur in 4 % der Besitzdauer verwendet. Eine Werkzeugmaschine ist mit 34 % zwar vergleichsweise gut ausgelastet, aber immer noch signifikant von einer Vollauslastung entfernt.

Es kann konstatiert werden, dass die Industrialisierung zu einer ökonomisch sinnvollen Überproduktion geführt hat. Hieraus resultiert jedoch die Frage, ob sich die Nutzer der Ressourcen diese Verschwendung zukünftig noch leisten können.

Ergänzend zu der beschriebenen Problematik der Ressourcenverschwendung wird im Folgenden die aktuelle Situation des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus als

Schlüsselindustrie der deutschen Wirtschaft beschrieben. Der deutsche Maschinen- und Anlagenbau beschäftigte im Jahr 2018 ca. 1,05 Millionen Mitarbeitende, die im Jahresverlauf einen historischen Rekordumsatz von 232,5 Milliarden Euro erwirtschaften konnten. Mit einem ebenfalls historischen Höchstwert der Exportquote von 79,0 % im Jahr 2018, ist der deutsche Maschinen- und Anlagenbau eng in die globalen Wertschöpfungsnetzwerke integriert. [4] Die Exportorientierung hat über viele Jahrzehnte eine überproportionale Partizipation an der internationalen Wertschöpfungssteigerung ermöglicht. Die grundsätzlich erfreulichen Kennzahlen dürfen jedoch nicht über anstehende Herausforderungen hinwegtäuschen. Diese ergeben sich gegenwärtig bspw. durch Unsicherheiten aufgrund der zunehmend restriktiven Handelspolitik zahlreicher Volkswirtschaften.

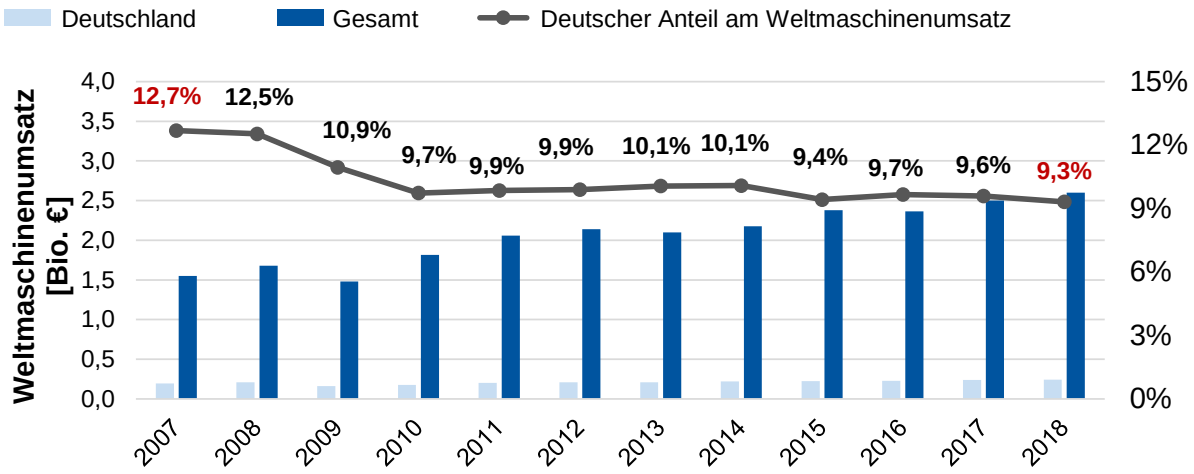


Bild 2: Der Deutsche Maschinen- und Anlagenbau im globalem Wettbewerb [4]

Unternehmen des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus haben im vergangenen Jahrzehnt nicht im zu erwartenden Maße vom rasanten Anstieg des Weltmaschinenumsatzes profitiert. So konnten bspw. chinesische und japanische Hersteller ihren Weltmaschinenumsatz zwischen den Jahren 2013 und 2018 um 41 % bzw. 25 % steigern, wohingegen deutsche Hersteller lediglich eine Steigerung von 20 % erwirtschaften konnten. Der globale Marktanteil des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus ist zwischen den Jahren 2007 und 2018 dementsprechend um 3,4 Prozentpunkt von 12,7 % auf 9,3 % gesunken (vgl. Bild 2). Im Jahr 2019 ist darüber hinaus sogar der absolute Auftragseingang des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus im Vergleich zum Vorjahr um ca. 9 % gesunken. [4]

Mit der zunehmenden Digitalisierung von Prozessen und Produkten ergeben sich den für Maschinen- und Anlagenbau große Hoffnungen in Form resultierender Wertschöpfungspotenziale. Diese konnten bis jetzt jedoch noch nicht erwirtschaftet werden. Im Verlauf der letzten zehn Jahre ist der Umsatz je Mitarbeitendem im deutschen Maschinen- und Anlagenbau sogar leicht rückläufig. [4]

Der beschriebene Status quo verdeutlicht die anstehenden Herausforderungen und den damit verbundenen Handlungsbedarf, um auch weiterhin die Vorreiterrolle als Schlüsselindustrie in Deutschland einnehmen zu können. Es ist fraglich, ob der deutsche Maschinen- und Anlagenbau gegenwärtig noch die richtigen Geschäftsmodelle betreibt.

2 Subskriptionsmodelle als Verbesserung der kundenseitigen Produktivität und der herstellerseitigen Gewinnentwicklung

Die kundenseitige Problematik der unzureichenden Nutzung bestehender Ressourcen sowie die herstellerseitige Problematik des abnehmenden Marktanteils des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus erfordern eine Lösung zur langfristig erfolgreichen und nachhaltigen Ausrichtung der wirtschaftlichen Tätigkeiten der Branche. Um beide Probleme adressieren zu können, ist eine Angleichung und Gleichrichtung der Interessen beider Parteien (Hersteller und Kunde) erforderlich. Dies bedeutet, dass dem Kunden eine effizientere Ressourcennutzung offeriert werden muss. Gleichzeitig muss der Hersteller direkt von der effizienteren Ressourcennutzung profitieren. Ein besonderes Potenzial zur Realisierung der Interessensangleichung liegt in sogenannten Subskriptionsmodellen.

Subskription repräsentiert nach GASSMANN ET AL. eins von 55 Geschäftsmodellmustern, auf die nahezu alle Geschäftsmodellinnovationen zurückgeführt werden können. Die Forscher erkannten, dass die „kreative Imitation und Rekombination“ [5] einer begrenzten Anzahl an Mustern, die Grundlage der meisten als neu bezeichneten Geschäftsmodelle bildet.

Beim Muster der Subskription, das auch unter dem Begriff Abonnement geläufig ist, bezieht der Kunde in regelmäßigen Abständen eine Leistung. GASSMANN ET AL. definieren weiterhin, dass die Nutzungsfrequenz und -dauer dabei vertraglich mit dem Unternehmen vereinbart und vom Kunden im Voraus oder in regelmäßigen Zeitabständen bezahlt werden. Während Kunden vor allem von geringeren Nutzungskosten und einer vereinfachten Wiederbeschaffung profitieren, erzielt das offerierende Unternehmen eine stetige Einnahmequelle. [5] Die Grundprinzipien heutiger Subskriptionsmodelle sind dabei keineswegs neu. Das Geschäftsmodellmuster wurde ursprünglich im 17. und 18. Jahrhundert im Rahmen des deutschen Buch-, Zeitschriften- und Zeitungshandels angewandt. Für Bücher, wie z. B. mehrbändige Enzyklopädien, existierten wiederkehrende Zahlungen für den Zugriff auf diese. Hierdurch wurde das Ziel verfolgt, die teuren Herstellungskosten zu decken und langfristige Kunden-Hersteller-Beziehungen aufzubauen. Die aktuell wohl bekanntesten Subskriptionsmodelle sind im Bereich der Unterhaltungsindustrie wie bspw. Netflix oder Spotify vorzufinden.

Die Grundzüge eines Subskriptionsmodells, d. h. eine kontinuierlich erbrachte Leistung gegen kontinuierliche Zahlungen, bleiben unverändert. Allerdings muss Subskription aufgrund sich ändernder technologischer Möglichkeiten gänzlich neu gedacht werden. Hersteller müssen nämlich das Ziel verfolgen, die gleichen Interessen wie ihre Kunden zu erreichen. Dies bedeutet, dass dem Kunden nicht nur ein Zugang zu einer Leistung, wie z. B. die Verfügbarkeit einer Maschine, gewährleistet wird, sondern der Hersteller darüber hinaus eine permanente Leistungssteigerung erreicht [6]. Die Neuinterpretation des Subskriptionsmodells stellt somit den Kundennutzen konsequent in den Fokus der Betrachtung und Handlungen (vgl. Bild 3).

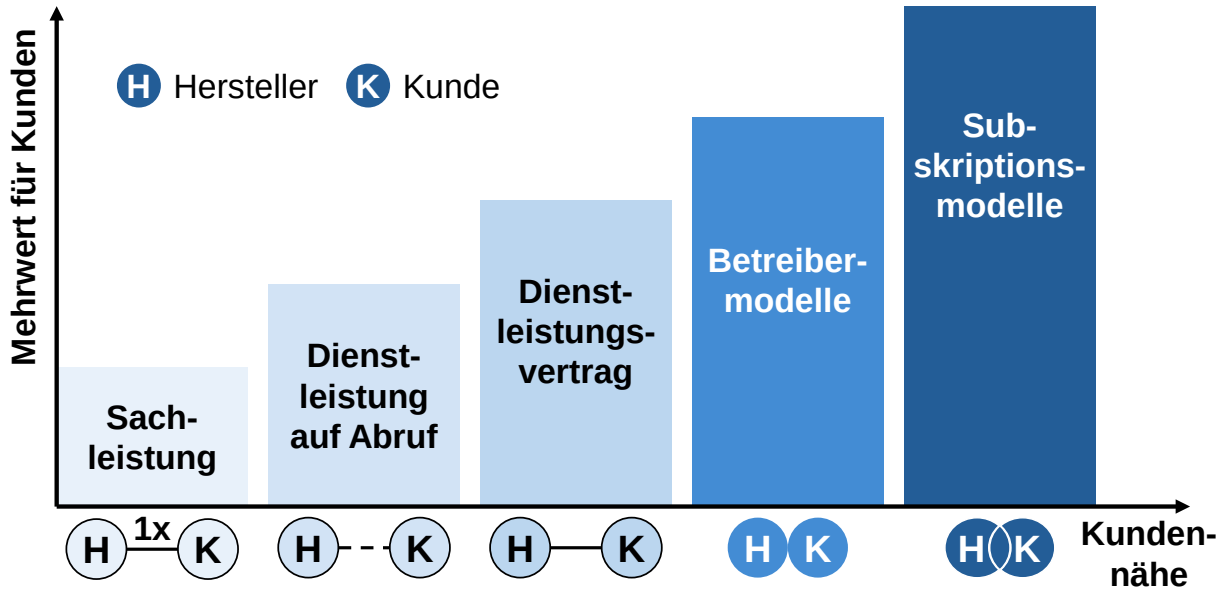


Bild 3: Subskription im Maschinen- und Anlagenbau zur Fokussierung des Kundennutzen

Subskription offeriert eine Leistungssteigerung, z. B. aufgrund einer höheren Ressourcenauslastung durch verbesserte Produktivität und führt zu einer Angleichung der Interessen von Hersteller und Kunde. Hierin liegt das zentrale Differenzierungskriterium zu anderen häufig verbreiteten Geschäftsaktivitäten im Maschinen- und Analgenbau. Beim reinen Verkauf einer Sachleistung, wie z. B. einer Maschine, findet lediglich eine einmalige Interaktion beim Übertrag der Leistung zwischen Hersteller und Kunde statt. Zudem liegt hierbei ein begrenzter Kundenmehrwert durch die reine Produktfokussierung vor. Die Dienstleistung auf Abruf sowie der Dienstleistungsvertrag erhöhen den Kundenmehrwert, da sie neben dem eigentlichen Kernprodukt zusätzliche Leistungen, wie z. B. Ersatzteile, Reparaturen oder Instandhaltungen, beinhalten. Jedoch liegt auch hier jeweils ein begrenzter Kundenmehrwert vor, da der Hersteller den Kundennutzen nicht vollständig ins Zentrum seiner Aktivitäten stellt. Betreibermodelle führen dagegen zu einer erhöhten Kundennähe, weil Hersteller eine direkte Verantwortung für die Prozesse und Aktivitäten beim Kunden übernehmen [7]. Eine Angleichung der Interessen zwischen Hersteller und Kunde liegt jedoch nicht vor, da Betreibermodelle nicht auf die Leistungssteigerung der Maschinen- und Anlage ausgelegt sind.

Durch die Gleichrichtung der Interessen zwischen Hersteller und Kunde ermöglichen Subskriptionsmodelle eine aktive Zusammenarbeit zwischen beiden Parteien mit dem Ziel der Produktivitätssteigerung. Subskription ermöglicht also über die aktive und incentivierte Einbindung von Hersteller und Kunde in die Leistungserstellung eine kontinuierliche Steigerung der Produktivität. Dies bedeutet, dass sich Hersteller und Kunde gemäß dem Grundverständnis von Subskription zunächst auf die kontinuierlich zu erbringende Leistung gegen die kontinuierliche Zahlung einigen müssen. Die Neuinterpretation des Subskriptionsmodells sieht jedoch vor, dass eine Leistungssteigerung angestrebt wird und der Hersteller als Betreiber der Anlage von der Produktivitätssteigerung durch eine Gewinnteilung mit dem Kunden profitiert. Gemäß dem ökonomischen Grundsatz der Gewinnmaximierung wird dadurch das Bestreben des Herstellers nach einer Produktivitätssteigerung und somit eine verbesserte Ressourcenauslastung beim Kunden garantiert. Der Hersteller erzeugt durch die neue Auslegung von Subskription einen nicht imitierbaren Kundenmehrwert. Dies ermöglicht einen langfristigen „Lock-In“ des Kunden im Ökosystem des Herstellers.

Voraussetzung für die Produktivitätssteigerung beim Kunden ist, dass der Hersteller seine Kunden genau kennt. Der Hersteller muss bspw. wissen, welche Leistungen der Kunde wann und in welcher Intensität benötigt. Hierzu ist ein vernetztes physisches Produkt sowie eine entsprechende technische Infrastruktur zur Integration verschiedener Datenquellen unabdingbar. Das Internet of Production (IoP) bildet hierfür die Grundlage und vernetzt Datenquellen auch über Funktionsbereiche in Unternehmen hinweg mit dem Ziel, einen digitalen Schatten zu erzeugen [6]. Eine Neuinterpretation des Subskriptionsmodells bedeutet also eine intelligente Vernetzung technischer Systeme als elementare Befähiger zur operativen Umsetzung. Dies ermöglicht eine Reduzierung von Überkapazitäten und führt somit zu einer bedarfsgerechten Ressourcenbeanspruchung. Die Digitalisierung muss deshalb als ultimativer Nachhaltigkeitstreiber verstanden werden, um die kundenseitige Produktivität und herstellerseitige Umsatzentwicklung zu verbessern.

3 Die Fusion von Business Model Canvas und Internet of Production

Konzeption und Implementierung industrieller Subskriptionsmodelle erfordern sowohl eine methodische Befähigung zur ganzheitlichen Geschäftsmodellentwicklung als auch eine praktische Befähigung zur Operationalisierung des Geschäftsmodells. Als methodischer Befähiger soll das Business Model Canvas (BMC) fungieren. Die praktische Befähigung erfolgt wie bereits angeführt durch das Internet of Production (IoP). Aus der Fusion der genannten Konzepte ergibt sich ein Zielbild für die methodische Umsetzung von Subskriptionsmodellen im Maschinen- und Anlagenbau. Im Folgenden werden daher sowohl die Bausteine BMC und IoP als auch das eigentliche hieraus resultierende Zielbild erläutert.

Business Model Canvas

Das BMC bietet einen Ordnungsrahmen für die Entwicklung und Beschreibung von Geschäftsmodellen. OSTERWALDER UND PIGNEUR definieren das Geschäftsmodell als die Logik, nach der eine Organisation Werte erschafft, diese Werte an seine Kunden bereitstellt und dabei Erträge erwirtschaftet [8]. Hieraus ergeben sich vier relevante Gestaltungsfelder (vgl. Bild 4):

- Value Proposition
- Value Creation
- Value Delivery
- Value Capture

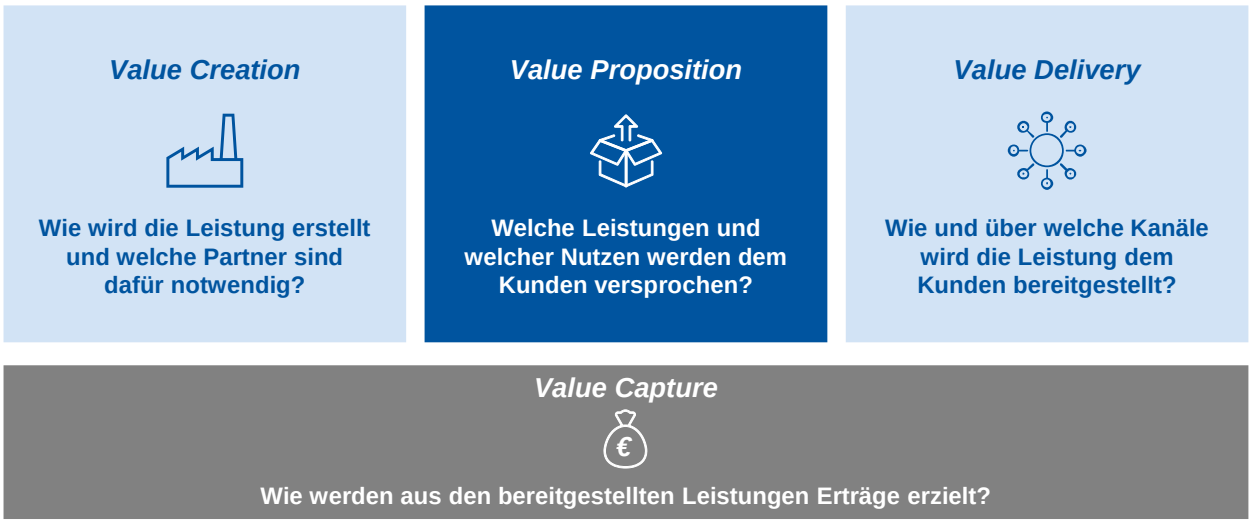


Bild 4: Das Business Model Canvas [8]

Value Proposition beschreibt das vom Unternehmen entwickelte Leistungsversprechen als Bündel aus Produkten und Dienstleistungen, die einen Wert für ein spezifisches Kundensegment darstellen. Es werden hierbei quantitative Werte, wie bspw. Preis oder Servicegeschwindigkeit, von qualitativen Werten, wie bspw. Design oder Kundenerlebnis, unterschieden. Übergeordnet beantwortet die Value Proposition die Fragstellung, welche Leistungen und welche Nutzen dem Kunden versprochen werden. [8]

Value Creation beschreibt die Infrastruktur der Leistungserstellung und beantwortet übergeordnet die Fragestellung, wie die Leistung erstellt wird und welche Partner dafür notwendig sind. Hierbei sind die Bausteine zu den Schlüsselaktivitäten, den Schlüsselpartnerschaften sowie den Schlüsselressourcen zu berücksichtigen. Schlüsselaktivitäten sind die für den Erfolg eines Geschäftsmodells entscheidenden Tätigkeiten. Schlüsselpartner sind in das für die Funktion und den Erfolg eines Geschäftsmodells entscheidende Netzwerk eingebundene Zulieferer und Partner. Das Netzwerk dient der Optimierung des Geschäftsmodells, der Risikoreduktion oder dem Erwerb von Ressourcen. Es werden vier verschiedene Arten von Partnerschaften unterschieden: Strategische Allianzen zwischen Non-Competitors, strategische Partnerschaften zwischen Wettbewerbern, Gemeinschaftsunternehmen für den Aufbau neuer Geschäfte sowie Käufer-Lieferanten-Beziehungen zur Sicherstellung einer zuverlässigen Lieferkette. Schlüsselressourcen sind die für die Funktion und den Erfolg eines Geschäftsmodells entscheidenden Ressourcen. Hierbei kann in Sachmittel, geistige Ressourcen, Humanressourcen und Finanzmittel unterteilt werden. Eine Firma kann ihre Schlüsselressourcen besitzen, leasen oder über Schlüsselpartner erwerben. [8]

Value Delivery beschreibt die Bereitstellung der Werte an die Kunden und beantwortet übergeordnet die Fragestellung, wie und über welche Kanäle die Leistung dem Kunden bereitgestellt wird. Relevant sind die Bausteine zu den Kundensegmenten, den Kundenbeziehungen und den Kundenkanälen. Kundensegmente sind unterschiedliche Gruppen von Konsumenten oder Organisationen, die durch gemeinsame Bedürfnisse und Verhaltensweisen gekennzeichnet sind. Unterschiedliche Segmente erfordern verschiedenartige Angebote, Vertriebskanäle und Kundenbeziehungen. Sie zeichnen sich dabei durch unterschiedlich hohe Profitabilität und Zahlungsbereitschaft für unterschiedliche Angebotsaspekte aus. Kundenbeziehungen sind die Beziehungen, die eine Firma mit dem Kunden eines jeden Segments unterhält. Diese Beziehungen können auf einer persönlichen Ebene oder automatisiert ablaufen und haben einen starken Einfluss auf das jewei-

lige Kundenerlebnis. Der Aufbau und die Pflege von Kundenbeziehungen dienen der Akquise und Bindung von Kunden sowie der Verkaufsförderung. Kundenkanäle ermöglichen einer Firma, mit den jeweiligen Kundensegmenten zu kommunizieren und diese zu erreichen, um darüber das jeweilige Leistungsversprechen zu liefern. Es wird zwischen Kommunikations-, Vertriebs- und Verkaufskanäle, die eigenständig oder über Partner umgesetzt sein können, unterschieden. Kundenkanäle erstrecken sich über insgesamt fünf Phasen, die das Erwecken der Aufmerksamkeit des Kunden, die Hilfe bei der Auswertung der Leistungsversprechen durch den Kunden, das Ermöglichen des gezielten Kaufs einzelner Produkte und Dienstleistungen, die eigentliche Lieferung des Leistungsversprechens an den Kunden sowie das Anbieten von After-Sales Unterstützung umfassen. [8]

Value Capture beschreibt die finanzielle Tragfähigkeit der Geschäftstätigkeit und beantwortet anhand der Bausteine zu den Umsatzströmen und der Kostenstruktur übergeordnet die Fragestellung, wie aus den bereitgestellten Leistungen Erträge erzielt werden. Umsatzströme beschreiben die Zahlungen, die ein Unternehmen durch die einzelnen Kundensegmente generiert. Es werden einmalige Umsatzströme aus abgegrenzten Transaktionen von wiederholenden Umsatzströmen aus fortlaufenden Zahlungen unterschieden. Nutzungsgebühren, Subskriptionsgebühren, Leasingzahlung und Lizenzgebühren sind beispielhafte Möglichkeiten, Umsatzströme zu erzielen. Der Umsatz wird darüber hinaus signifikant durch den jeweiligen Preisfindungsmechanismus bestimmt, woraus dessen enorme Bedeutung direkt ersichtlich ist. Die Kostenstruktur umfasst sämtliche Kostenpunkte des Betriebs eines Geschäftsmodells und resultiert aus den Umfängen, die innerhalb der Bausteine der Value Creation anfallen. Geschäftsmodelle unterscheiden sich in der Ausprägung ihres Fokus auf Kostenreduktion. Wertgetriebene Modelle tolerieren höhere Kosten zugunsten einer Verbesserung des Leistungsversprechens, wohingegen kostengetriebene Geschäftsmodelle sämtliche Bestandteile einer schlanken Kostenstruktur unterordnen. [8]

Internet of Production

Das IoP beschreibt die weitreichende Integration der folgenden, heutzutage oftmals separierten Bereiche:

- Produktentwicklung (Development Cycle)
- Produktion (Production Cycle)
- Nutzung (User Cycle)

Aufgrund des stark iterativen Prozesscharakters sowohl innerhalb der Bereiche als auch zwischen den Bereichen wird jeweils eine Zyklusdarstellung verwendet (vgl. Bild 5).

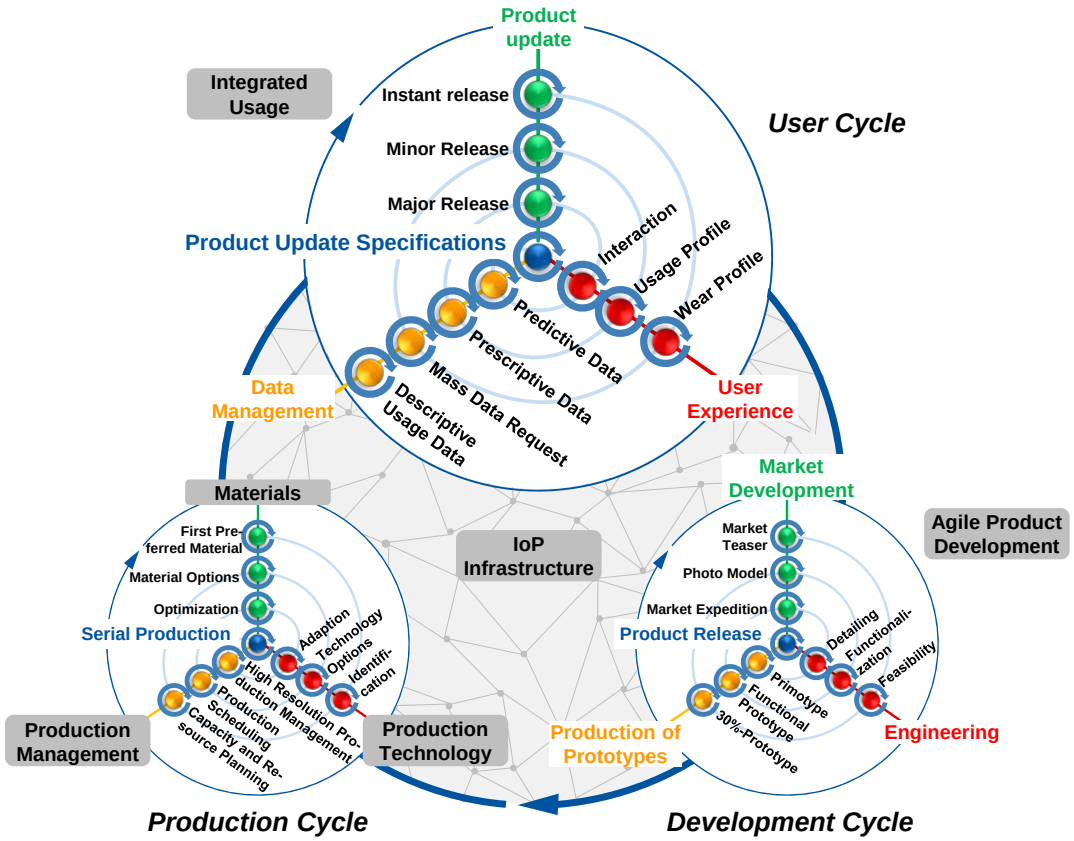


Bild 5: User Cycle, Development Cycle und Production Cycle im Internet of Production [9]

Der zentrale Aspekt für die Umsetzung von Subskriptionsmodellen im Maschinen- und Anlagenbau ist die Integration der drei Zyklen. Daten- und informationsbasiert wird diese Integration durch die IoP-Infrastruktur ermöglicht. Sie verwaltet die Generierung, die Synchronisation und den domänenübergreifenden Zugriff auf den digitalen Schatten der verschiedenen Bereiche. Somit kann das IoP proaktiv bei unterschiedlichsten Entscheidungsfindungen unterstützen und bspw. vorausschauende Maßnahmen ableiten. Ausgangspunkt ist die Identifizierung und Nutzung von tatsächlichen Kundenanforderungen, welche durch eine datenbasierte und bereichsübergreifende Zusammenarbeit effizient in neue Produkte umgesetzt und produziert werden können. [9]

Die Möglichkeiten der beschriebenen Vernetzung sind weitreichend. In letzter Konsequenz ermöglicht das IoP eine derart weitreichende Integration von Hersteller und Kunde, dass eine Ablösung des Gütesiegels „Made in Germany“ durch ein neues Gütesiegel „Operated by Germany“ ermöglicht wird. Der Hersteller wandelt sich somit vom reinen Produzenten einer Maschine oder Anlage zum partnerschaftlichen Unterstützer und Befähiger der kundenseitigen Produktion.

Zielbild

Damit industrielle Subskriptionsmodelle konzeptioniert und implementiert werden können, ist eine methodische Befähigung zur ganzheitlichen Entwicklung von Geschäftsmodellen sowie eine praktische Befähigung zur Operationalisierung des Geschäftsmodells erforderlich. Das BMC und das IoP wurden in diesem Zusammenhang eingeführt und sind im Zielbild für die Realisierung des Geschäftsmodells konsolidiert (vgl. Bild 6).

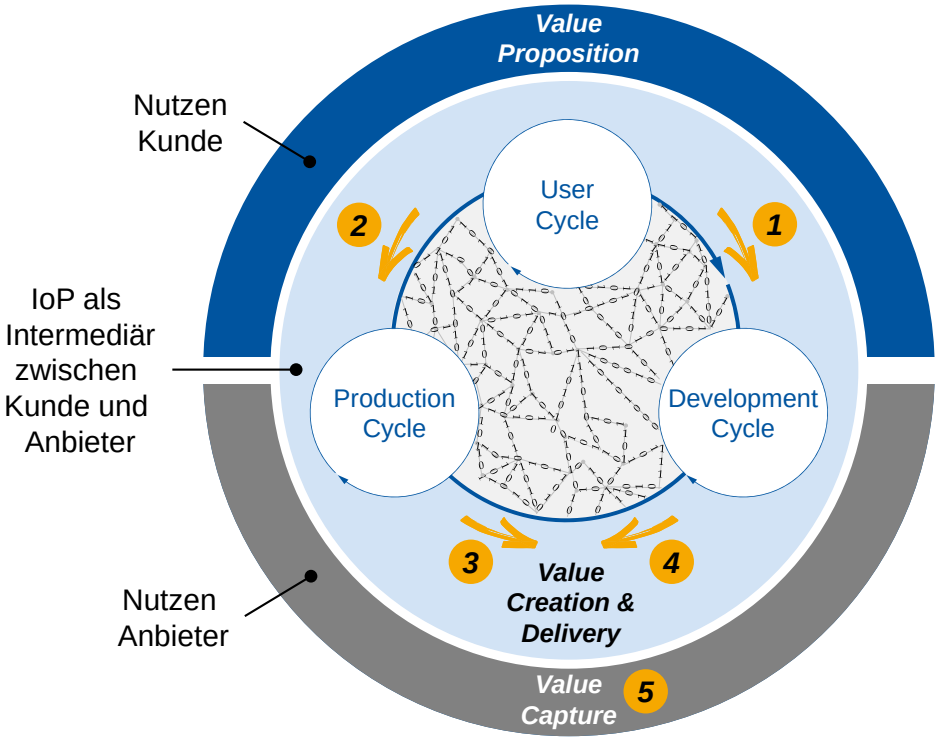


Bild 6: Zielbild der Implementierung von Subskriptionsmodellen

Der Kundennutzen ergibt sich direkt aus der Beschreibung der Value Proposition von industriellen Subskriptionsmodellen. Hersteller wiederum erzielen ihren Nutzen aus einer sinnvollen Gestaltung der Value Capture, die direkt an die eigentliche Nutzung der Produkte und Dienstleistungen durch den Kunden zu koppeln ist. Die IoP Infrastruktur ermöglicht eine enge Verknüpfung der Bereiche Value Creation und Value Delivery über sämtliche Zyklen im Produktlebenszyklus. Insgesamt ergeben sich die folgenden fünf relevanten Interaktionen (vgl. Bild 6):

- Usergesteuerte Entwicklung (1)
- Usergesteuerte Produktion (2)
- Produktionsgesteuerte Entwicklung (3) & Entwicklungsgesteuerte Produktion (4)
- Usergesteuerte Abrechnung (5)

4 Fünf Interaktionen zur Realisierung von Subskriptionsmodellen

Die zuvor genannten Interaktionen sind zentral für die Realisierung von industriellen Subskriptionsmodellen. Ohne diese Interaktionen ist eine erfolgreiche Umsetzung industrieller Subskriptionsmodelle nicht möglich, weshalb sie in diesem Kapitel detailliert beschrieben werden.

4.1 Usergesteuerte Entwicklung

Damit ein Geschäftsmodell erfolgreich vom Markt angenommen wird, ist es besonders wichtig, die Bedürfnisse der Kunden zu adressieren. Für diese Umsetzung fällt der nutzenzentrierten Ausrichtung der Value Proposition als Element des Business Model Canvas eine entscheidende Rolle zu.

Eine genauere Betrachtung der Value Proposition aktueller Geschäftsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau zeigt, dass die Branche von ihren Kunden, aber auch von ihrem eigenen Verständnis, oftmals als Auftragsfertiger wahrgenommen wird und entsprechend agiert. Die Produkte werden zwar häufig individuell auf ihre Kunden ausgerichtet, jedoch steht in den meisten Fällen lediglich der reine Produktverkauf im Fokus der Geschäftsaktivitäten zwischen Hersteller und Kunde. Die Hersteller im Maschinen- und Anlagenbau müssen sich jedoch vielmehr zu einem Anbieter von Lösungen entwickeln, welche die Bedürfnisse ihrer Kunden antizipieren. Es müssen also Leistungen angeboten werden, die anforderungsgerecht auf die jeweiligen Kunden ausgerichtet sind und einen nicht imitierbaren Nutzen für sie erzeugen. Dies gelingt insbesondere dann, wenn es der Hersteller schafft, anstelle von seinen Produkten, Lösungen im Sinne der Value Proposition zu verkaufen (vgl. Bild 7).

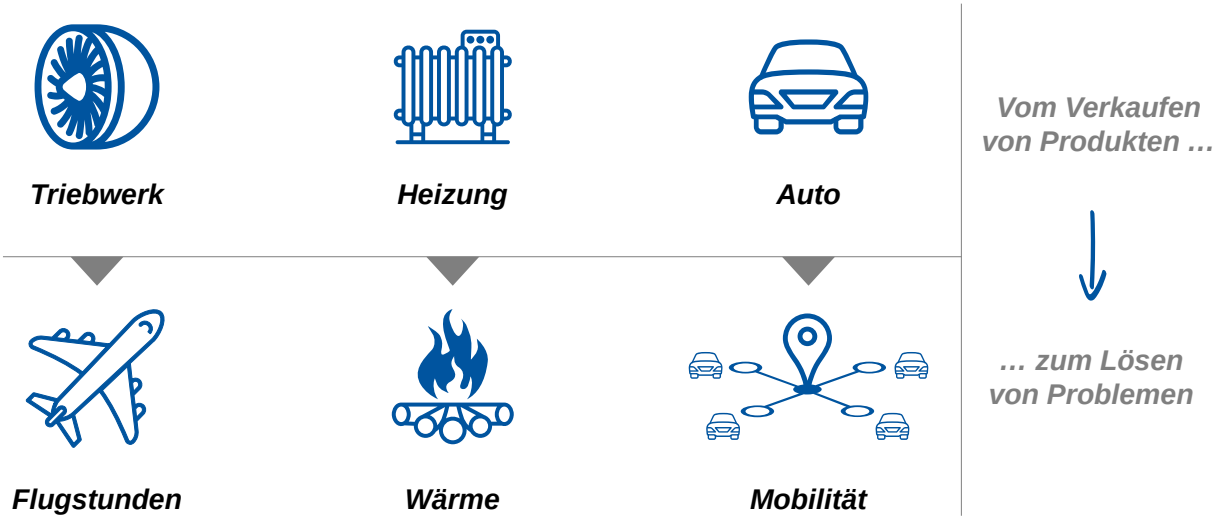


Bild 7: Ausgestaltung der Value Proposition

Einzelnen Unternehmen ist eine Transformation vom reinen Produktverkauf hin zum Lösen von Kundenproblemen gelungen. So bietet bspw. ein Hersteller von Flugzeugturbinen an, anstelle des Triebwerkverkaufs die Flugstunden zu verkaufen, die mit dem Triebwerk geleistet werden. Eine ähnliche Denkweise des Geschäftsmodells verfolgt ein Hersteller von Heiztechnik-Produkten. So kauft sich bspw. ein Kunde in der Regel keine Heizungsanlage, um diese als solche zu besitzen, sondern vielmehr, um mit ihr Wärme im eigenen Umfeld zu erzeugen. Deshalb wurde von dem Hersteller von Heiztechnik-Produkten ein Geschäftsmodell entwickelt, welches das Bedürfnis nach Wärme in den Fokus der Value Proposition rückt. Vergleichbares gilt für Car-Sharing Plattformen, welche in der Regel jüngere Zielgruppen erfolgreich ansprechen, weil ein Auto als früheres Statussymbol an Bedeutung verliert und das Bedürfnis nach flexibler Mobilität in den Vordergrund rückt.

Damit für Subskriptionsmodelle eine nutzenzentrierte Ausrichtung der Value Proposition gelingen kann, ist eine *Usergesteuerte Entwicklung* erforderlich. Diese beschreibt die Interaktion zwischen dem User Cycle und dem Development Cycle des IoP, um eine Produktentwicklung zu ermöglichen, die eine zielgerichtete Adressierung der tatsächlichen Kundenbedürfnisse ermöglicht. Eine erfolgreiche Produktentwicklung darf deshalb nur auf Basis des Kundennutzen ausgerichtet sein.

Für den Maschinen- und Anlagenbau bedeutet dies, dass dem Kunden als Value Proposition Leistungs- und Produktivitätssteigerungen durch die Geschäftsmodelle offeriert

werden müssen. Nicht das Produkt selbst, sondern die Produktivität der Maschine ist das Bedürfnis der meisten Kunden im Maschinen- und Anlagenbau. Die Usergesteuerte Entwicklung muss deshalb als eine Voraussetzung für eine nutzenzentrierte Ausrichtung der Value Proposition verstanden werden. Sie ist ein entscheidender Faktor für den Erfolg des Geschäftsmodells gegenüber den Kunden.

Um die nutzenzentrierte Ausrichtung der Value Proposition realisieren zu können, hilft das IoP. Durch das IoP können Maschinendaten während des Produktionsbetriebs beim Kunden aufgenommen werden. Eine Analyse dieser Daten ermöglicht den Herstellern ihre Kunden deutlich genauer zu verstehen. So ist es bspw. möglich zu erkennen, wie eine Maschinennutzung des Kunden verläuft, an welchen Zeitpunkten Wartungen durchgeführt werden und Störungen vorliegen. Das IoP hilft aber nicht nur bei diesen „vermeintlich simplen“ Erkenntnissen. Vielmehr ermöglicht es das IoP, die Kundenbedürfnisse „zwischen den Zeilen“ zu lesen. Dies bedeutet, dass Korrelationen und Wirkbeziehungen zwischen verschiedenen Parametern erkannt werden können. Hierdurch werden nicht nur direkte bzw. explizit geäußerte Kundenbedürfnisse abgeleitet, sondern vielmehr auch implizite vorhandene Kundenbedürfnisse identifiziert, welche der Kunde aktuell nicht als direktes Bedürfnis wahrnimmt. Der Maschinen- und Anlagenbau kann durch das IoP deshalb eine Usergesteuerte Entwicklung durchführen, bei der Leistungsangebote abgeleitet werden können, die der Kunde wollen sollte.

4.2 Usergesteuerte Produktion

Eine usergesteuerte Auslegung der Produktion unterstützt die Realisierung von Subskriptionsmodellen im Maschinen- und Anlagenbau. Unter *Usergesteuerte Produktion* ist die Planung und Steuerung der Produktion durch die Analyse der kundenseitigen Nutzungsdaten zu verstehen. Es geht somit um die Interaktion des User Cycles mit dem Production Cycle. Hiervon können sowohl die Produktion des Herstellers als auch die Produktion des Kunden profitieren.

Die Produktion des Herstellers profitiert von der mittel- bis langfristigen Prognose der zukünftigen Marktentwicklung und des Kundenbedarfs. Hierbei unterstützt bspw. die Verbindung von aktuellen Daten zur kundenseitigen Maschinenauslastung, Fehleranfälligkeit und Verfügbarkeit mit branchenspezifischen Konjunkturdaten sowie historischen Daten zum Kaufverhalten der Kunden. Auf diese Art und Weise können Nachfrageschwankungen besser prognostiziert und erforderliche Maßnahmen abgeleitet werden. Amazon experimentiert mit antizipativen Produktlieferungen in kundennahe Lagerhäuser auf Basis der Analyse des Kaufverhaltens der Kunden [10]. So können Produkte ausgeliefert werden bevor die eigentliche Bestellung durch den Kunden überhaupt ausgeführt worden ist. Eine derart weitreichende Anwendung ist aufgrund der Produktkomplexität im Maschinen- und Anlagenbau nicht denkbar. Die Sondierung von Potenzialen alternativer Anwendungen basierend auf vergleichbaren Analysemethoden ist jedoch durch die Möglichkeiten des IoP angebracht.

Die Produktion des Kunden profitiert ebenfalls, da zusätzliche Produktionskapazitäten, bspw. aufgrund von kurzfristig erhöhter Produktnachfrage durch den Endabnehmer, flexibel bereitgestellt werden können. So können bspw. in Zeiten hoher Auslastung erforderliche Wartungsumfänge auf absehbare Zeiträume mit einer geringeren Auslastung der Produktionsanlagen verschoben werden. Hierfür ist jedoch eine nutzungsdatenbasierte Kenntnis des aktuellen Maschinen- bzw. Anlagenzustands erforderlich. Auf Basis dieser Kenntnis kann der Hersteller seinem Kunden den Aufschub der Wartungsumfänge gestatten oder bestenfalls sogar proaktiv anbieten. Ein weiteres denkbares Szenario ist eine kurzzeitige Verschiebung der Belastungsgrenzen von Produktionsanlagen. Basis dafür

sind eine Analyse der aufgezeichneten Nutzungsdaten sowie eine kontinuierliche Überwachung des kritischen Produktionszeitraums durch den Hersteller.

Zur Umsetzung einer Usergesteuerten Produktion sind einige Voraussetzungen zu schaffen. Zum einen ist die technische Realisierung der Vernetzung durch das IoP eine notwendige Bedingung zur herstellerseitigen Erfassung der erforderlichen Datenumfänge. Zum anderen sind zahlreiche juristische Fragestellungen der Datenerfassung und Datenauswertung zu beantworten. Das vermeintlich größte Hindernis ist jedoch die Gewinnung der kundenseitigen Bereitschaft zur Datenweitergabe. Die Kernkompetenz vieler Kunden des Maschinen- und Anlagenbaus liegt im operativen Betrieb der Maschinen und Anlagen. Sie sind deshalb in Sorge, dass das dabei aufgebaute Wissen über den Hersteller auch an mögliche Konkurrenten weitergegeben wird. Darüber hinaus sorgen sich die Kunden um die Garantien und Gewährleistungen auf ihre Maschinen und Anlagen im Falle einer Nutzung außerhalb der Grenzbetriebsbedingungen. Des Weiteren bestehen mögliche Gefahren durch die Cyberkriminalität. Hier werden Produktionsausfälle und Know-how-Verlust infolge von Cyberattacken befürchtet. Um als Anbieter eines Subskriptionsmodells dennoch Zugang zu den relevanten Daten zu erhalten, ist den beschriebenen kundenseitigen Bedenken mit verlässlichen und sicheren Lösungen durch das IoP zu begegnen. Gleichzeitig gilt es, Potenziale aufzuzeigen, welche direkt und notwendiger Weise an die Analyse der gewünschten Daten gekoppelt sind.

4.3 Produktionsgesteuerte Entwicklung und Entwicklungsgesteuerte Produktion

Die dritte und vierte Interaktion der Elemente des Zielbilds betrifft die *Produktionsgesteuerte Entwicklung* und die *Entwicklungsgesteuerte Produktion*, die aufgrund ihrer wechselseitigen Abhängigkeiten gemeinsam betrachtet sind.

Die Produktionsgesteuerte Entwicklung beinhaltet eine frühzeitige datenbasierte Gewährleistung eines möglichst reibungslosen Produktionsablaufs. Hierbei werden zum einen bereits in frühen Entwicklungsphasen eine simultane und automatisierte Bewertung der Produktionsfähigkeit des aktuellen Konstruktionsstands simulationsbasiert durchgeführt und Optimierungen abgeleitet. Entwicklungsrisiken können somit frühzeitig vermieden werden. Fertigungs-, montage- und transporttechnische Produktionsanforderungen können unter Berücksichtigung der vorhandenen und geplanten Produktionsanlagen überprüft werden. Zum anderen werden Produktionsdaten verwendet, um Bauteile produktionsgerecht weiterentwickeln zu können. So können bspw. aus der Kombination von Produktionsdaten und Entwicklungsdaten die Ursachen eines Maschinen- bzw. Anlagenversagens identifiziert und anschließend behoben werden. Das Resultat ist eine Verlängerung der Standzeiten einzelner Maschinen- sowie Anlagenkomponenten und eine damit verbundene Steigerung der Produktionseffizienz.

Die Entwicklungsgesteuerte Produktion sichert die produktionsseitige Umsetzung der Ergebnisse der Produktentwicklung und ermöglicht somit größere Freiheitsgrade auch für iterative und kreative Entwürfe. Auf diese Art und Weise können kurzzyklische Produktreleases produktionsseitig umgesetzt werden. Die Produktion ist dementsprechend flexibel auszulegen, sodass konstruktive Änderungen kurzfristig in der Produktion berücksichtigt werden können. Ein zentraler Aspekt zur Vergrößerung der Flexibilität ist die Bestimmung eines geeigneten Automatisierungsgrads der Produktionsanlage. Ein verringerter Automatisierungsgrad kann sich durchaus als sinnvoll erweisen, wenn dadurch an Flexibilität in der Produktionsanlage gewonnen wird. Die informationstechnische Vernetzung im IoP ermöglicht hierbei eine belastbare Entscheidung der ansonsten oftmals qualitativ zu treffenden Entscheidungen.

Die beschriebenen Wechselwirkungen von Entwicklung und Produktion verdeutlichen die enorme Bedeutung einer integrierten Produkt- und Prozessplanung, deren Qualität durch die Infrastruktur des IoP entscheidend gesteigert wird.

4.4 Usergesteuerte Abrechnung

Die fünfte Interaktion der Elemente des Zielbilds beschreibt die *Usergesteuerte Abrechnung*. Um einen maximalen Erfolg des Subskriptionsmodells zu erzielen, muss die Value Capture als Element des Business Model Canvas so ausgelegt werden, dass es zu einer Interessensangleichung zwischen Kunde und Hersteller kommt. Um diese Interessensangleichung realisieren zu können, müssen die Abrechnungsmodelle so ausgestaltet werden, dass Hersteller und Kunde jeweils maximale Profite erwirtschaften können und diese sich gegenseitig bedingen.

Aktuelle Ertragsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau berücksichtigen dies revolutionäre Denkweise oftmals jedoch nicht. Es wird das traditionelle Ertragsmodell des vollständigen Produktverkaufs verfolgt. Beide Geschäftsparteien haben hierbei getrennte Ziele. Der Maschinenhersteller verkauft sein Produkt oberhalb der Maschinenherstellkosten, wobei das Delta zwischen Maschinenpreis und Maschinenherstellkosten die Marge des Herstellers repräsentiert. Der Kunde hingegen erwirtschaftet seine Marge durch die Nutzung der Maschine indem z. B. Artikel hergestellt werden, deren Kosten über die Nutzungsdauer der Maschine durch Skaleneffekte sinken. Hierdurch fallen die Artikelkosten pro Stück unterhalb des Artikelverkaufspreises.

Die Margen beider Parteien fallen hierbei vergleichsweise klein aus. Dies liegt aus der Perspektive des Herstellers daran, dass ein zu hoher Maschinenpreis nicht verlangt werden kann, um im internationalen Markt wettbewerbsfähig zu bleiben. Aus der Perspektive der Kunden werden hohe Margen dadurch verhindert, dass einerseits keine optimale Maschinenproduktivität erreicht wird. Dies bedingt andererseits auch höhere Kosten für Reparaturen und Instandhaltungen über die Nutzungsdauer, die sich negativ auf die Marge auswirken (vgl. Bild 8).

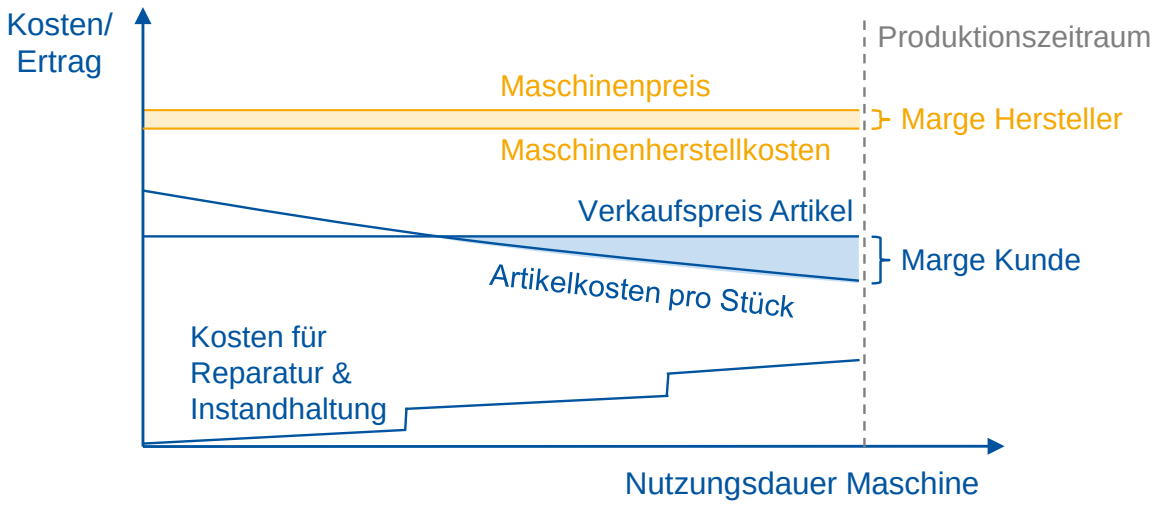


Bild 8: Traditionelle Ertragsmodelle im Maschinen- und Anlagenbau

Um die Nachteile traditioneller Ertragsmodelle zu adressieren, muss es im Sinne der Usergesteuerten Abrechnung zu einer Angleichung der Interessen zwischen Hersteller und Kunde kommen. Dies würde im Zuge eines Subskriptionsmodells dann erreicht werden, wenn die Bezahlung des Herstellers auf Basis der erzielten Maschinenproduktivität

erfolgt. Ein solcher subskriptiver Ansatz zur Usergesteuerten Abrechnung wird im Folgenden beschrieben.

Ein zentrales Handlungsfeld für die Usergesteuerte Abrechnung ist die vertragliche Ausgestaltung der nutzungsbasierten Leistungsabrechnung. So wird im Subskriptionsmodell vertraglich festgeschrieben, wie hoch die monatlichen Nutzungskosten der Leistungsinanspruchnahme für den Kunden sind. Durch die vertraglich festgeschriebenen monatlichen Erlösströme des Herstellers ist dieser in der Lage, den Maschinenpreis unterhalb der Maschinenherstellkosten anzubieten. Dies hat bspw. den Vorteil, dass das Produkt gegenüber der kostengünstigeren Konkurrenz aus der Preisperspektive an Attraktivität für den Kunden gewinnt. Der Maschinenpreis muss hierbei nicht als Verkaufspreis angesehen werden, sondern kann bspw. auch den Aufstellpreis beim Kunden repräsentieren. Dies bedeutet, dass der Besitzübertrag beim Subskriptionsmodell zwischen Hersteller und Kunde nicht erfolgen muss und die Maschine Eigentum des Herstellers bleibt.

Durch die nutzungsbasierte Vertragsgestaltung wird insbesondere der Effekt der Gleichrichtung der Interessen beider Parteien erzeugt. Der Hersteller verdient nämlich über die Nutzungsdauer nur dann Geld, wenn der Kunde die vertraglich vereinbarte Maschinenleistung abrufen kann. Demnach besitzt der Hersteller, als logische Konsequenz, das permanente Interesse, die Leistungsfähigkeit und damit die Produktivität der Maschine zu erhöhen. Es wird also nicht nur die Gewährleistung einer bestimmten Produktivität fokussiert. Vielmehr soll die erste Ableitung der Produktivität, also eine Produktivitätssteigerung, erreicht werden. Dieser Anreiz der Produktivitätssteigerung wird zudem verstärkt, wenn sich Hersteller und Kunde den durch die Produktivitätssteigerung erzielten Gewinn teilen (z. B. im Verhältnis 50:50). Eine Gewinnbeteiligung garantiert somit dem Kunden eine Produktivitätssteigerung über die Nutzungsdauer. Gleichzeitig ermöglichen diese Gewinnbeteiligung und die monatlich erzielten Erlösströme dem Maschinenersteller, dass er über die gesamte Nutzungsdauer einen höheren kumulierten Ertrag als beim traditionellen Geschäftsmodell erwirtschaftet (vgl. Bild 9).

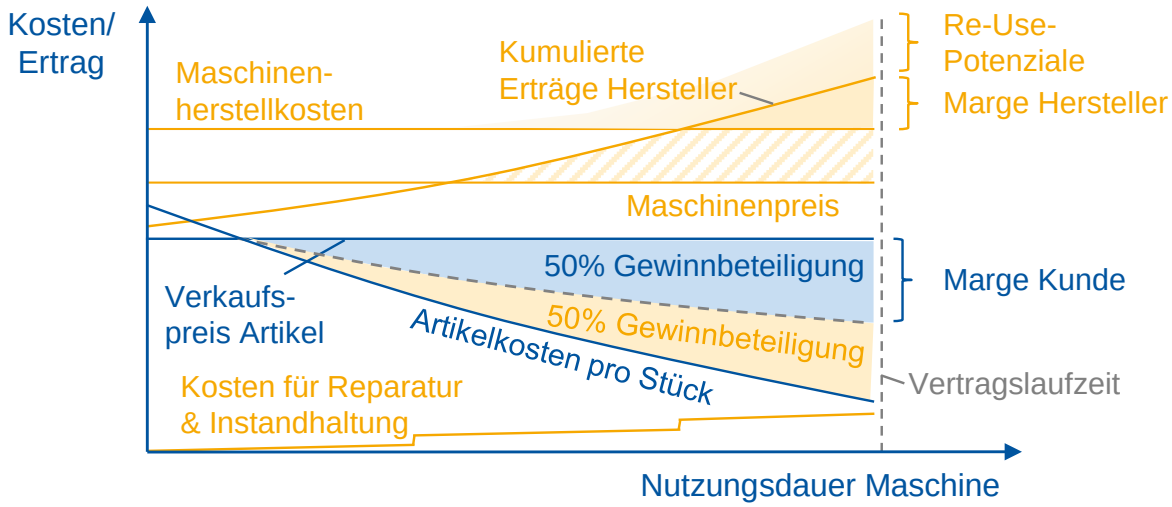


Bild 9: Möglicher subskriptiver Ansatz zur Usergesteuerten Abrechnung

Das Geschäftsmodell erfordert, dass sich der Hersteller um die Reparaturen und Instandhaltungen kümmert und die Kosten hierfür übernimmt. Damit das Produktivitätsmaximum erzielt werden kann, benötigt der Hersteller das IoP. Nur durch die permanente Erfassung, Analyse und Bewertung von Produktionsdaten, können die richtigen Entscheidungen zum Maschinenbetrieb gewährleistet werden. Durch den permanenten Überblick über die

tatsächliche Maschinennutzung und die sachgerechte Instandhaltung der Maschine, besitzt der Hersteller zudem das langfristige Potenzial, die Maschine nach Ablauf der Vertragslaufzeit bei einem anderen Kunden als Re-Use zu verwenden. Dies ist insbesondere dann für den Hersteller von Relevanz, wenn die Maschine in seinem Besitz bleibt.

Auch wenn das beschriebene Subskriptionsmodell zu einer langfristigen Win-Win-Situation bei Hersteller und Kunde führt, darf nicht vernachlässigt werden, dass für den Hersteller diverse Risikofaktoren entstehen. Hierbei ist insbesondere zu betonen, dass es erst später zu einer Amortisation des Produkts kommt als beim traditionellen Ertragsmodell. Folglich muss der Hersteller zu Beginn eine eigenständige Finanzierung verwirklichen, die sich bilanziell negativ auswirkt. Hinzu kommt, dass der Hersteller mit Hilfe des IoP realisieren muss, dass nicht fälschbare Daten für den kundenseitigen Produktivitätsnachweis erzeugt werden, um eine sichere Abrechnungsbasis zu gewährleisten. Ohne diese technologische Voraussetzung ist die Usergesteuerte Abrechnung nicht umsetzbar.

Zusammenfassend wird konstatiert, dass die Usergesteuerte Abrechnung zu einer Interessensangleichung zwischen Kunde und Hersteller führt und somit ein elementares Ziel der Value Capture ist.

5 Successful Practice Heidelberger Druckmaschinen AG

Die Firma Heidelberger Druckmaschinen AG betreibt unter dem Namen Heidelberg Subscription die konsequente Umsetzung eines industriellen Subskriptionsmodells im Maschinen- und Anlagenbau. Kunden von Heidelberg Subscription kaufen keine Druckmaschine, sondern das eigentlich beabsichtigte funktionale Ergebnis in Form von bedruckten Bögen, wodurch sich der Kunde auf sein eigentliches Kerngeschäft konzentrieren kann. Hierfür wird dem Kunden ein gesamtes Produktionssystem für die industrialisierte Druckproduktion zur Verfügung gestellt. Dieses System umfasst die eigentlichen Maschinen, aber auch Serviceleistungen, die Auswahl und Bereitstellung von abgestimmten Verbrauchsmaterialien und Ersatzteilen, das Heidelberger Druckmaschinen Know-how zum optimalen Betrieb der Maschinen sowie die kontinuierliche Weiterbildung der kundenseitigen Mitarbeiter. Das Ergebnis ist ein effektiver und effizienter Druckprozess bei höchster Anlagenverfügbarkeit. Durch das umfangreiche und abgestimmte Produktionssystem von Heidelberg Subscription liegt die erreichbare Produktivität über der in konventionellen Geschäftsmodellen erreichbaren Produktivität. [11]

Bei Heidelberg Subscription kaufen die Kunden das Produktionssystem nicht, sondern bezahlen einen monatlichen Betrag für ein vorab vereinbartes Druckvolumen. Die umfangreiche und kapitalbindende Anfangsinvestition für den Kunden ist deutlich reduziert und dadurch unterhalb der Kaufpreise von Konkurrenzprodukten angesetzt. Heidelberger Druckmaschinen erhält jedoch darüber hinaus Zahlungen in Abhängigkeit der beim Kunden erzielten Produktivität. Als entscheidende Kenngröße fungiert hier das erreichte Druckvolumen je Zeiteinheit. Auf diese Weise können die Interessen von Heidelberger Druckmaschinen und seinen Kunden gleichgerichtet werden. Die hieraus resultierenden Gewinne kommen sowohl Heidelberger Druckmaschinen als auch seinen Kunden zugute.

Eine besondere finanzielle Herausforderung für Heidelberger Druckmaschinen ist, dass die Druckmaschinen beim Geschäftsmodell Heidelberg Subscription in der Bilanz des Unternehmens verbleiben. Der Zahlungseigang nach Lieferung der Maschinen an die Kunden ist deutlich geringer. Hier könnte zukünftig jedoch über Finanzierungspartner und Zwischengesellschaften Abhilfe geschaffen werden.

Heidelberger Druckmaschinen hat nicht nur aufgrund der kontinuierlichen Zahlungseingänge im Zuge des Subskriptionsmodells ein besonderes Interesse an einer langfristigen

Kundenbindung. Hierdurch kann nämlich außerdem ein kontinuierlicher Datenfluss von zahlreichen Maschinen an Heidelberger Druckmaschinen sichergestellt werden. Mithilfe dieser Daten kann Heidelberger Druckmaschinen die Produktivität und die Effizienz der Maschinen fortlaufend verbessern und somit Verbesserungen für sämtliche Kunden erzielen. Die Sinnhaftigkeit der Übertragung von ehemals kundenseitig durchgeführten Aktivitäten auf den Maschinenhersteller, spiegelt sich in erfolgreichen betriebswirtschaftlichen Kennzahlen und vertraglich vereinbarten Zielgrößen wider. Innerhalb eines Jahres konnte die Gesamtanalageneffektivität (OEE) bei der Universitätsdruckerei Klampfer GmbH um 13 % gesteigert werden. Das vertraglich vereinbarte Produktionsvolumen bei der Lensing Druck GmbH & Co. KG wurde bereits nach kurzer Zeit um 20 % übertroffen. Darüber hinaus wurde eine Verdoppelung der Gesamtanlageneffektivität bei der Burke Group vertraglich vereinbart. [12]

6 Zusammenfassung

Eine perfektionierte Industrialisierung innerhalb der letzten Jahrzehnte führte durch Skalen- und Verbundeffekten zu einer enormen Profitabilität, wobei bis heute signifikante Ressourcenverschwendungen das Resultat sind. Dies äußert sich in vielen Sektoren wie z. B. der Industrie (Unterauslastung von Produktionsmaschinen) oder dem alltäglichen Leben (Unterauslastung von PKW). Unter Berücksichtigung begrenzter Ressourcen und einer notwendigen Neuinterpretation der Bedeutung von Nachhaltigkeit, ist es äußerst fraglich, ob sich die Nutzer diese Verschwendung weiterhin leisten können.

Hinzu kommt, dass der deutsche Maschinen- und Anlagenbau als eine zentrale Säule der deutschen Wirtschaft weltweit an Marktanteilen verliert. Aktuell existiert eine Vielzahl an globalen wirtschaftlichen Störfaktoren, wie z. B. protektionistische Tendenzen einiger Wirtschaftsnationen. Trotz dieser grundsätzlichen Markteinflüsse ist fraglich, ob der deutsche Maschinen- und Anlagenbau im globalen Wettbewerb mit den richtigen Geschäftsmodellen agiert.

Um diese Herausforderungen zu begegnen, liegt ein besonderes Potenzial in einer Neuauslegung von Subskriptionsmodellen. Dies bedeutet, dass dem Kunden nicht nur ein Zugang zu einer Leistung, wie z. B. die Verfügbarkeit einer Maschine, gewährleistet wird, sondern der Hersteller darüber hinaus eine permanente Leistungssteigerung erreicht. Voraussetzung hierfür ist eine intelligente Vernetzung im Subskriptionsmodell. Durch die Offerierung einer Leistungssteigerung, z. B. aufgrund einer erhöhten Ressourcenauslastung durch verbesserte Produktivität, erreicht Subskription eine Angleichung der Interessen zwischen Hersteller und Kunde. Dies ermöglicht eine Reduzierung von Überkapazitäten und führt somit zu einer bedarfsgerechten Ressourcenbeanspruchung. Die Digitalisierung, als Voraussetzung für die Neuinterpretation von Subskriptionsmodellen, muss deshalb als ultimativer Nachhaltigkeitstreiber verstanden werden, um die kundenseitige Produktivität und herstellerseitige Umsatzentwicklung zu verbessern.

Das Internet of Production (IoP) ist der praktische Befähiger zur Operationalisierung von industriellen Subskriptionsmodellen. Das Business Model Canvas (BMC) bildet dagegen einen methodischen Befähiger, um ein Geschäftsmodell ganzheitlich auszulegen. Hierfür muss eine systematische Entwicklung der vier Gestaltungsfelder Value Proposition, Value Creation, Value Delivery sowie Value Capture erfolgen. Werden beide Ordnungsrahmen miteinander vereint, dient das IoP als Intermediär zur Verknüpfung zwischen Value Proposition und Value Capture. Hieraus wurden fünf zentrale Interaktionen abgeleitet, die bei einer erfolgreichen Ausgestaltung von Subskriptionsmodellen berücksichtig werden müssen.

Die erste Interaktion zwischen dem User Cycle und dem Development Cycle beschreibt die **Usergesteuerte Entwicklung**. Sie führt zu einer nutzerzentrierten Ausrichtung der Value Proposition und ist elementar für ein erfolgreiches Subskriptionsmodell, da eine zielgerichtete Adressierung der Kundenbedürfnisse erfolgt. Die **Usergesteuerte Produktion** beschreibt die Interaktion zwischen dem User Cycle und dem Production Cycle. Sie verfolgt das Ziel einer nachfragebasierten Produktionsplanung, indem langfristige und kurzfristige Marktentwicklungen analysiert und prognostiziert werden. Die **Produktionsgesteuerte Entwicklung** und die **Entwicklungsgesteuerte Produktion** beinhalten die wechselseitige Interaktion zwischen dem Production Cycle und dem Development Cycle. Beide Interaktionen beeinflussen sich gegenseitig, da sie jeweils eine zeit- und kostenoptimierte Adressierung der sich ändernden Kundenbedürfnisse fokussieren. Während für die Produktionsgesteuerte Entwicklung Produktionsdaten zur Steuerung der Produktentwicklung verwendet werden, steht bei der Entwicklungsgesteuerten Produktion die Nutzung von Entwicklungsdaten zur Steuerung der Produktion im Vordergrund. Die wechselseitige Interaktion optimiert das Gesamtsystem. Die **Usergesteuerte Abrechnung** dient schließlich zur Interessensangleichung zwischen Kunde und Hersteller als elementares Ziel der Value Capture, indem die Bezahlung des Herstellers auf Basis der erzielten Produktivität erfolgt. Durch eine angestrebte Produktivitätssteigerung erhöhen sich die Margen bei Kunde und Hersteller.

Literatur

[1] Keller, S.: Anzahl der beförderten Pakete durch die Deutsche Post in Deutschland von 2016 bis 2018. URL: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/476935/umfrage/anzahl-der-befoerderten-pakete-durch-die-deutsche-post/ [Stand: 31.03.2020].

[2] Jauernig, H.; Braun, K.: Die Retourenrepublik. URL: https://www.spiegel.de/wirtschaft/soziales/amazon-zalando-otto-die-retouren-republik-deutschland-a-1271975.html [Stand: 31.03.2020].

[3] Schuh, G.: Mobilitätswende: Transformation von Metropolitan Cities. Konferenzbeitrag METROPOLITAN CITIES MC2032 – Designing Ecosystems for Innovation. Aachen, 16.-17 Juli 2019.

[4] VDMA: Statistisches Handbuch für den Maschinenbau. Frankfurt/M.: VDMA Verlag, 2019.

[5] Gassmann, O.; Frankenberger, K.; Csik, M.: Geschäftsmodelle entwickeln. 55 innovative Konzepte mit dem St. Galler Business Model Navigator. München: Hanser, 2017.

[6] Jussen, P.; Frank, J.: Mit Industrie 4.0 Beute machen – Nur verbunden mit Subscription-Geschäftsmodellen führt Industrie 4.0 zu langfristigem unternehmerischen Erfolg. In: Unternehmen der Zukunft. Magazin für Betriebsorganisation in der digital vernetzten Wirtschaft. 20. Jg., 2019, Nr. 1, S. 7-11.

[7] Schuh, G.; Gudergan, G.; Thomassen, P.; Brenken, B.: Strategisches Management industrieller Dienstleistungen. In: Schuh, G.; Gudergan, G.; Kampker, A. (Hrsg.): Management industrieller Dienstleistungen. Handbuch Produktion und Management 8. 2. Aufl. Berlin: Springer, 2016, S. 31-63.

[8] Osterwalder, A.; Pigneur, Y.: Business Model Generation: Ein Handbuch für Visionäre, Spielveränderer und Herausforderer. Frankfurt: Campus, 2011.

[9] Schuh, G.; Prote, J.; Gützlaff, A.; Thomas, K.; Sauermann, F.; Rodemann, N.: Internet of Production: Rethinking Production Management. In: Wulfsberg, J.; Hintze, W.; Behrens, B. (Hrsg.): Production at the leading edge of technology. Berlin: Springer, 2019, S. 533-542.

[10] Amazon.com, Inc.: Anticipatory Shipping. URL: https://www.amazon-watch blog.de/technik/1939-anticipatory-shipping-stoppt-amazon-vorausschauenden-versand.html [Stand: 08.04.2020].

[11] Heidelberger Druckmaschinen AG: Subscribe to a Smart Future. Heidelberg Subscription. URL: https://www.heidelberg.com/global/de/services_and_consumables/subscription_1/subscription_1.jsp [Stand: 31.03.2020].

[12] Heidelberger Druckmaschinen AG: Heidelberg Subscription. URL: https:// heidelberg-subscription.com/ [Stand: 03.04.2020].

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 4:

Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt. Ing. Günther Schuh, WZL der RWTH Aachen, Fraunhofer IPT
Julian Boshof, M.Sc. RWTH, WZL der RWTH Aachen
Dr.-Ing. Cristian Dölle, WZL der RWTH Aachen
Christoph Kelzenberg, M.Sc. RWTH, WZL der RWTH Aachen
Jonas Tittel, M.Sc. RWTH, M.Sc. RWTH, WZL der RWTH Aachen

4.1 Looking 4.0-ward: Wie das Internet of Production die Beschäftigungsfähigkeit in der Zukunft der Arbeit beeinflusst

A. I. Metzmacher, T. Hellebrandt, I. Heine, M. Bergholz, B. Döbbeler, S. Hatfield, C. Kieper, M. Plutz, R. Varandani, R. H. Schmitt

Gliederung

1 Einleitung 304
1.1 Soziotechnologisches Spannungsfeld 304
1.2 Industrielle Beschäftigungsfähigkeit 306
2 Methodisches Vorgehen 308
2.1 Szenarioentwicklung 308
2.2 Personaentwicklung 312
3 Szenario der Produktionsarbeit 2030 313
3.1 Ausgangssituation 313
3.2 Schlüsselfaktoren 314
3.3 Szenario 316
4 Beschäftigungsfähigkeit im Zukunftsszenario 319
4.1 Fallbeispiel 1: KOSTAL Kontakt Systeme GmbH 319
4.2 Fallbeispiel 2: Henkel AG & Co. KGaA 322
4.3 Implikationen für die zukünftige Beschäftigungsfähigkeit 324
5 Handlungsempfehlungen 326
6 Fazit und Ausblick 330

Kurzfassung

Looking 4.0-ward: Wie das Internet of Production die Beschäftigungsfähigkeit in der Zukunft der Arbeit beeinflusst

Die Entwicklung neuartiger Technologien, eine zunehmend global vernetzte Wertschöpfung und gesellschaftspolitische Entwicklungen sind nur drei der Schlüsselfaktoren, die unsere Arbeitswelt langfristig fundamental verändern. Die echtzeitfähige Daten- und Informationsverfügbarkeit im Internet of Production (IoP) ermöglicht durch die erhöhte Prognosefähigkeit eine kontrollierte und effizientere Produktion. Hierdurch werden Potenziale für Geschäftsmodellinnovationen entfaltet, welche z. B. in datenbasierte X-as-a-Service-Modellen bestehen. Diese Entwicklungen implizieren veränderte Anforderungen an die KSAOs (Knowledge, Skills, Abilities, Other characteristics) von Beschäftigten. Der Beitrag adressiert, welche KSAOs benötigt werden, um im IoP-geprägten Arbeitsumfeld beschäftigungsfähig zu bleiben. Es werden Strategien aufgezeigt, wie Beschäftigte perspektivisch für dieses zukünftige Arbeitsumfeld vorbereitet werden können. Auf Basis einer wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit dem Konstrukt „Industrielle Beschäftigungsfähigkeit“ wird gemeinsam mit sechs Industrieexpertinnen und -experten ein Zukunftsszenario für die Produktionsarbeit im IoP abgeleitet. Anhand zweier Use Cases aus den Unternehmen KOSTAL Kontakt Systeme GmbH und Henkel AG & Co. KGaA (Bereich Laundry & Home Care) wird aufgezeigt, wie sich die Produktionsarbeit im Jahr 2030 voraussichtlich verändert haben wird und welchen Einfluss diese Veränderungen auf die Unternehmen haben. Aus diesen Erkenntnissen werden strategische Handlungsempfehlungen für den langfristigen Erfolg von Beschäftigten und Unternehmen am Industriestandort Deutschland abgeleitet.

Abstract

Looking 4.0-ward: What the Internet of Production will mean to employability and the future of work

The development of novel technologies, an increasingly globally networked value creation and socio-political developments are only three of the key factors that will fundamentally change our working environment in the long term. The real-time availability of data and information in the Internet of Production (IoP) enables controlled and more efficient production through increased forecasting capabilities. This unleashes potential for business model innovation, which can be found, for example, in data-based X-as-a-Service models. These developments imply changed requirements for the KSAOs (Knowledge, Skills, Abilities, Other characteristics) of employees. The article addresses which KSAOs are needed to remain employable in the IoP-influenced work environment. Strategies are shown how employees can be prepared for this future working environment. Based on a scientific examination of the construct "industrial employability" and together with six industry experts, a future scenario for production work in the IoP is deduced. Two use cases from the companies KOSTAL Kontakt Systeme GmbH and Henkel AG & Co. KGaA (Laundry & Home Care division) will be provided to show how production work is likely to have changed in 2030 and what effects these changes derived from the future scenario will have on the companies. Based on these findings, recommendations for action for the long-term success of employees and companies in Germany as an industrial location will be derived.

1 Einleitung

Durch Industrie 4.0 erreichen produzierende Unternehmen neue Dimensionen der Flexibilität und Produktivität, die über das Ausmaß bekannter Produktionsansätze weit hinausgehen. Die Basis dafür sind die echtzeitfähige und multimodale Kommunikation und Vernetzung zwischen cyber-physischen Systemen und Menschen in nahezu allen Bereichen produzierender Unternehmen [1]. Mit dem Internet of Production (IoP) wird die notwendige Infrastruktur entwickelt, um eine Integration entlang des gesamten Produktlebenszyklus zu realisieren. Durch die Bereitstellung semantisch adäquater und kontextbezogener Daten aus Produktion, Entwicklung und Nutzung in Echtzeit und angepasster Granularität, ermöglicht das IoP eine neue Ebene der domänenübergreifenden Kollaboration [2]. Die technologische Vision dieser Infrastruktur ist detailliert skizziert und wird gemeinsam durch Forschungspartner und Industrieunternehmen in den kommenden Jahren umgesetzt und in die Praxis transferiert. Weitestgehend offen ist dagegen die Antizipation und Gestaltung des sozialen Teilsystems zukünftiger Produktion. Das IoP stellt den daten- und informationsbasierten Wegbereiter für eine konsequente Umsetzung von Industrie 4.0 dar. Die Sicherung der Wettbewerbsfähigkeit und die Erschließung neuer Wertschöpfungspotenziale lassen sich am Industriestandort Deutschland langfristig jedoch nur durch Menschen realisieren, da diese u. a. über nicht von Maschinen abbildbare Problemlösefähigkeiten und intuitives Reaktionsvermögen verfügen [3].

Industrielle Beschäftigungsfähigkeit: Mit welchen Kompetenzen schaffen wir 2030 Werte? Der vorliegende Beitrag adressiert diese zentrale Fragstellung direkt und praxisnah, aus wissenschaftlicher und praxisorientierter Perspektive. Ziel ist es, einen anwendungsbezogenen Beitrag zur Gestaltung der Produktionsarbeit 2030 zu leisten, indem ein realistisches Zukunftsszenario abgeleitet und auf zwei Fallbeispiele der Unternehmen KOSTAL Kontakt Systeme GmbH und Henkel AG & Co. KGaA (Bereich Laundry & Home Care) angewandt wird.[1] Aus den Erkenntnissen der Fallbeispiele werden strategische Handlungsempfehlungen abgeleitet, um den langfristigen Erfolg von Beschäftigten und Unternehmen am Industriestandort Deutschland, besonders auch in Krisen wie bedingt durch die COVID-19-Pandemie 2020, sicherzustellen.

1.1 Soziotechnologisches Spannungsfeld

Produzierende Unternehmen und die dort Beschäftigten stehen aufgrund des demografischen Wandels, des Fachkräftemangels und der fortschreitenden Digitalisierung und Vernetzung vor neuen tiefgreifenden Veränderungen der industriellen Arbeitswelt. Mit der technologischen Umsetzung von Industrie 4.0 wird eine Verschmelzung der Informations- und Kommunikationssysteme innerhalb der Unternehmen und z. T. auch über Organisationsgrenzen hinaus erwartet [4]. In Folge der zunehmenden Informatisierung von Prozessen werden Arbeitsabläufe medienbruchfrei; Strukturen in der Produktion sind gekennzeichnet durch Dezentralisierung und Selbstorganisation [5]. Ermöglicht wird dieser Wandel durch eine Vielzahl von digitalen Technologien, z. B. cyber-physikalische Systeme, Cloud Computing und Augmented Reality [6]. Zusätzlich nehmen die Anwendungsgebiete der Auswertung großer unstrukturierter Datenmengen mit Methoden aus dem Gebiet der Künstlichen Intelligenz für produzierende Unternehmen zu [7]. Die Integration dieser digitalen Technologien und der wichtigsten Unternehmensbereiche erfolgt mit der

[1] Vereinfachend wird die KOSTALl Kontakt Systeme GmbH im weiteren Verlauf mit „KKS“ und die Henkel AG & Co. KGaA (Bereich Laundry & Home Care) mit „Henkel“ abgekürzt.

infrastrukturellen Umsetzung der Vision eines echtzeitfähigen Abbilds eines Produktionsunternehmens im IoP. Darüber hinaus liefern verschiedene Beiträge aus Wissenschaft und Praxis Handlungsempfehlungen für die technologische Gestaltung zukünftiger Produktionsunternehmen sowie für die Steuerung der zugehörigen Transformationsprozesse (z. B. [8,9,10]).

Diese Entwicklungen werden allesamt als technologische Befähiger verstanden, die u. a. Potenziale in Hinblick auf signifikante Steigerungen der Produktivität durch fundamental neue Arten der Wertschöpfung und neue Geschäftsmodelle bieten. Die Realisierung dieser Potenziale kann allerdings nur gelingen, wenn in dem Diskurs ebenfalls die Wechselwirkungen mit sozialen Aspekten (d. h. der Mensch und dessen Rolle) beachtet werden. Gegenwärtig gibt es zwar unterschiedliche Annahmen darüber, welche Rolle der Mensch im zukünftigen Produktionsumfeld einnehmen wird – eine menschenleere Fabrik entspricht dabei aber nicht der vorherrschenden Meinung [11]. Insbesondere die Problemlösefähigkeit, Spontanität und Expertise des Menschen werden auf absehbare Zeit nicht vollständig durch digitale Technologien ersetzbar sein [12]. Vielmehr noch ist der Mensch die flexibelste und intelligenteste Komponente in Produktionssystemen. Trotz der technologischen Fortschritte wird die menschliche Arbeit ein integraler und unverzichtbarer Bestandteil von Produktion und Wertschöpfung bleiben [13]. Daraus folgt, dass eine ganzheitliche Betrachtung zukünftiger Produktion eine soziotechnische Perspektive erfordert [14].

Im Vordergrund dieser Betrachtung stehen die grundlegenden Veränderungen der Arbeitswelt, die zu einem großen Teil technologieinduziert sind. Die sich daraus ergebenden Konsequenzen für Arbeitsaufgaben und -umfeld umfassen den Wegfall heutiger Tätigkeitsfelder und gleichzeitig die Entstehung gänzlich neuer Tätigkeitsfelder. Allerdings ist noch nicht abzusehen, ob diese veränderten Tätigkeitsfelder bspw. abwechslungsreicher, interessanter oder schwieriger werden als bisher. Beschäftigte werden somit nicht zwangsläufig mehr Kompetenzen bzw. KSAOs (Knowledge, Skills, Abilities, and Other characteristics; dt. Wissen, Fertigkeiten, Fähigkeiten und andere Merkmale) aufweisen müssen, sondern andere als heute [3]. In diesem Zusammenhang stehen grundlegende Gestaltungsfragen der Organisationsstruktur (zentral vs. dezentral) und dem Bild der zukünftigen Arbeit (Nutzer vs. Bediener). Neben den technologieinduzierten Anforderungen durch die Umsetzung von Industrie 4.0, steht insbesondere das soziale Teilsystem gesellschaftspolitischen und ökonomischen Herausforderungen gegenüber. Als Beispiele hierfür seien der demographische Wandel, Urbanisierung oder Verschiebungen der globalen Wirtschaftskraft induziert durch entsprechende Handelpolitiken (z. B. Freihandel vs. Protektionismus) genannt [15].

Unternehmen und Beschäftigte sollten sich der Frage stellen, welche Kompetenzen notwendig sind, um in der zukünftigen Arbeitswelt zu agieren, dauerhaft einer Beschäftigung im industriellen Sektor nachzugehen und damit zur langfristigen Wettbewerbsfähigkeit der deutschen Wirtschaft beizutragen. Dieser zukunftsorientierten Frage liegt die Problematik zugrunde, dass jegliche Antworten zum heutigen Zeitpunkt notwendigerweise spekulativ sind. Dennoch können wahrscheinliche Entwicklungen von wesentlichen Faktoren für die zukünftige Beschäftigung in der Produktion mittels der Szenariotechnik erarbeitet, analysiert und für das strategische Management eingesetzt werden. Für diesen Zweck wird hierzu nachfolgend zunächst der Begriff der industriellen Beschäftigungsfähigkeit definiert und operationalisiert.

1.2 Industrielle Beschäftigungsfähigkeit

Zur Identifikation zukünftig relevanter Kompetenzen, welche die industrielle Beschäftigungsfähigkeit sicherstellen, werden zunächst bestehende allgemeine Tätigkeitsprofile in der Produktion betrachtet.

Als Basiskompetenzen werden meist fachliche Grundkenntnisse genannt. Diese umfassen naturwissenschaftliche, physikalische Grundkenntnisse [16–18], handwerkliches Geschick [16,17] sowie grundlegende PC-Kenntnisse mit dem Fokus auf gängige Hardware und Betriebssysteme [16]. Ebenso sind Kenntnisse der Betriebs- und Produktionsabläufe sowie Prozess- und Anlageverständnis von hoher Relevanz [16]. Besonders bei anspruchsvolleren Tätigkeiten in der Fertigung im Bereich Maschinen- und Anlagenbau und in der Automobilindustrie, bspw. in der Elektromontage, müssen die Beschäftigten häufig in der Lage sein, technische Zeichnungen oder Schaltpläne lesen und verstehen zu können [16]. Branchenunabhängig sind Kenntnis und Einhaltung von Sicherheits- und Umweltstandards essentiell [16,17]. Zusätzlich zu den fachlichen Kompetenzen werden bestimmte Soft Skills erwartet. Neben Kommunikations- und Teamfähigkeit [16,18], sollten Beschäftigte auch die Fähigkeit haben, anderen KollegInnen Wissen zu vermitteln [18]. Ebenso wird häufig eine vorwiegend selbstständige Arbeitsweise erwartet [16,18].

Es ist anzunehmen, dass zukünftig viele dieser Kompetenzen weiterhin relevant sind. Allerdings werden sich mit hoher Wahrscheinlichkeit die Schwerpunktsetzung ändern und weitere Kompetenzen hinzukommen, welche für den kompetenten Umgang mit den neuen Technologien und Arbeitsbedingungen erforderlich sind. Beispielsweise ist zu erwarten, dass eine Reihe von Routinetätigkeiten von Maschinen und Robotern übernommen werden [19]. Dementsprechend verschieben sich die Zuständigkeiten der Beschäftigten von reinen Ausführungs- zu Kontroll- und Steueraufgaben und erfordern das technologische Verständnis komplexer Systeme [20–22]. Damit einher gehen Problemlösungs- und Optimierungskompetenzen [20,22–24]. Ebenso wichtig erscheint die Fähigkeit des analytischen Denkens [21,22]. Für den Umgang mit autonom agierenden Maschinen und Robotern sind Technikakzeptanz und -vertrauen essentiell [25,26]. Die zunehmende Schnelligkeit von technologischen Innovationen erfordert die Bereitschaft zu lebenslangem Lernen und eine hohe Anpassungsfähigkeit [20–22,25,26].

Neben Flexibilität [25] bleibt auch eine selbstständige Arbeitsweise zentral für die Produktionsarbeit der Zukunft. Entscheidungskompetenz und Eigenverantwortlichkeit werden an Bedeutung gewinnen [23,24,27]. Wichtige soziale Kompetenzen bleiben weiterhin Kommunikationsfähigkeit und die Fähigkeit im Team kooperativ zu arbeiten [21,25,27]. Fachlich ist es für Produktionsmitarbeitende weiterhin relevant das Unternehmen zu kennen, also sowohl Kenntnisse über Betriebs- und Produktionsabläufe zu haben [25,27] als auch über Prozessverständnis zu verfügen [20–23]. Zusätzlich werden interdisziplinäre Kenntnisse aufgrund der zunehmenden Komplexität der Technik wichtiger [20,21,23]. Mit zunehmender Digitalisierung werden auch bei Produktionsmitarbeitenden IT-Kompetenzen und die Fähigkeit, mit neuen Technologien umzugehen, erwartet [20,25,28]. Dazu gehören zum einen die Bedienung von neuen Anlagen und Robotern, vor allem aber auch der Umgang mit neuen technischen Hilfsmitteln in der Produktion wie bspw. Virtual- oder Augmented-Reality-Anwendungen. Programmierkenntnisse sind nicht für jeden Facharbeiter in der Produktion erforderlich, werden jedoch zunehmend wichtiger [21,25,26].

Die Einführung von Industrie 4.0 und des IoP resultieren insgesamt in einer Verschiebung der Tätigkeiten unter verstärkter Einbindung von Daten, die eine stärkere Digital- und Datenkompetenz der Beschäftigten erfordern. Außerdem wird der Handlungsspielraum höher qualifizierter Produktionsmitarbeitender erweitert, da sie zunehmend eigenverantwortlich agieren und selbst Entscheidungen treffen.

Weder die Definition noch die Prognose industrieller Beschäftigungsfähigkeit sind bisher ausreichend erforscht. Daher wird im laufenden Forschungsprojekt PreModIE (Predictive Model of Industrial Employability, gefördert durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft DFG) die Frage nach der „Industriellen Beschäftigungsfähigkeit" aus wissenschaftlicher Perspektive untersucht. Das Ziel des Forschungsprojekts ist, ein Modell zur Vorhersage industrieller Beschäftigungsfähigkeit zu entwickeln, welches die Ableitung von Maßnahmen zur Steigerung der Beschäftigungsfähigkeit für Individuen, Organisationen und Politik ermöglicht. Das Modell umfasst, welche Kompetenzen zukünftig notwendig sind, um im industriellen Umfeld eine Beschäftigung zu erlangen und langfristig zu sichern. Industrielle Beschäftigungsfähigkeit wird wie folgt definiert [29,30]:

„Industrielle Beschäftigungsfähigkeit stellt eine Reihe von Kenntnissen, Fertigkeiten, Fähigkeiten und anderen Merkmalen dar, die in vier Dimensionen unterteilt werden können: Berufs- und technologisches Fachwissen (1), Anpassungsfähigkeit (2), soziale Fähigkeiten (3) und Selbstmanagement (4). Diese befähigen ein Individuum, eine Beschäftigung im industriellen Sektor zu erlangen und langfristig zu sichern."

Das Konstrukt „Industrielle Beschäftigungsfähigkeit" setzt sich demnach aus vier Dimensionen zusammen. Diese enthalten sowohl aus der Literatur hergeleitete als auch durch Experteninterviews identifizierte KSAOs. Die Integration der Expertenmeinungen stellt sicher, dass für die Industrie praxisrelevante Kompetenzen erfasst werden [30]. Die Definitionen der vier Dimensionen sind im Folgenden wiedergegeben [28,30]:

(1) Berufs- und technologisches Fachwissen *umfasst neben berufsspezifischen Fachkenntnissen, sowohl IKT-Kenntnisse (Informations- und Kommunikationstechnologie), inklusive Datenkompetenz, als auch lebenslanges Lernen, um erfolgreich mit sich schnell entwickelnden Technologien umzugehen.*

(2) Anpassungsfähigkeit *enthält die Fähigkeit, sich leicht an Änderungen des internen und externen Arbeitsmarktes anpassen zu können. Diese Dimension beinhaltet Flexibilität und die Kombination von Offenheit, Gewissenhaftigkeit und Adaptionsvermögen im Arbeitsumfeld. Zudem verweist sie auf die Fähigkeit mit gegensätzlichen (An-)Forderungen seitens der Arbeitgeber oder mit unterschiedlichen Interessen von Arbeitgebern und Arbeitnehmern umzugehen.*

(3) Soziale Fähigkeiten *beschreibt das Vermögen, sich sozialkompetent zu verhalten, um mit anderen zu interagieren. Diese Dimension zeichnet sich durch Beteiligung und Leistung in verschiedenen Arbeitsgruppen aus, was soziales Kapital, soziale Fähigkeiten und emotionale Intelligenz voraussetzt.*

(4) Selbstmanagement beschreibt einen selbstinitiierten, proaktiven Prozess eines Individuums, persönlich auf aktuelle und zukünftige Anforderungen in der Arbeitswelt vorbereitet zu sein. Selbstmanagement umfasst […] Zeitmanagement, kritisches Denken, Kreativität und die Fähigkeit zur Problemlösung.

Das Konstrukt „Industrielle Beschäftigungsfähigkeit" bezieht sich auf die Beschäftigungsfähigkeit eines Individuums zum aktuellen Betrachtungszeitpunkt. Die Beschäftigungsfähigkeit ist zunächst unabhängig von spezifischen Unternehmen und basiert auf generellen Kompetenzprofilen für Industrie 4.0. Um aufzuzeigen, welchen Einfluss der Arbeitgeber, andere individuelle Faktoren und weitere soziopolitische Rahmenbedingungen auf die individuelle Beschäftigungsfähigkeit haben, sind diese Einflussfaktoren bzw. Antezedenten identifiziert und untersucht worden. Das entwickelte Modell wurde um die Antezedenten der Kategorien „Einflussfaktoren auf Arbeitnehmerseite", „Einflussfaktoren auf Arbeitgeberseite" und „Soziopolitische Einflussfaktoren" ergänzt [30].

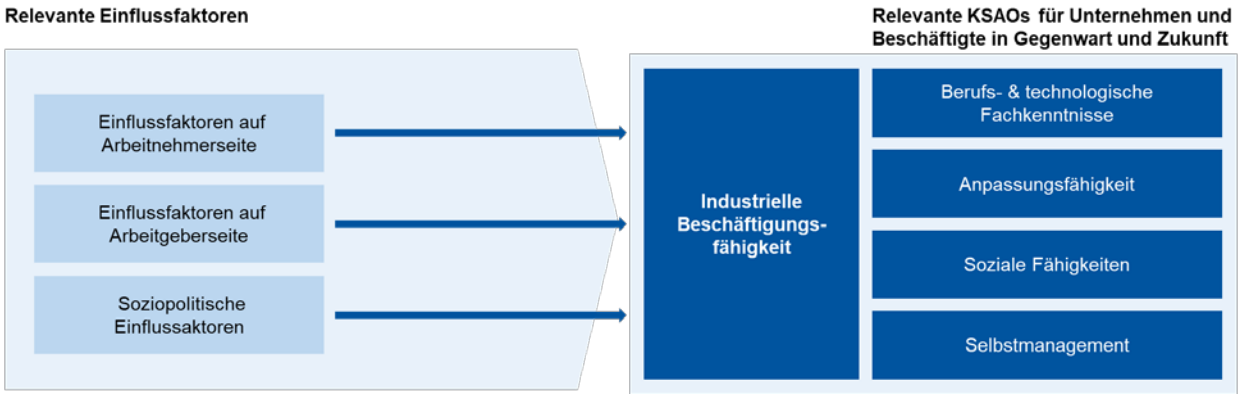


Bild 1: Modell der Industriellen Beschäftigungsfähigkeit (angelehnt an [31]).

Im Jahr 2030 werden sich die Einflussfaktoren auf allen Ebenen erheblich ändern. Das IoP wird besonders auf die Arbeitnehmer- und Arbeitgeberebenen in produzierenden Unternehmen einwirken. Demnach fragen sich Unternehmen schon heute, (1) wie sie diese Veränderungen gestalten können, (2) welche Auswirkungen sie auf ihren Betrieb haben werden und (3) wie sie sich darauf vorbereiten können.

2 Methodisches Vorgehen

Zur Beantwortung der im vorherigen Kapitel dargelegten Fragestellungen wird eine Methodenkombination verschiedener Fachdisziplinen angewandt. Um die Veränderungen für Beschäftigte und Unternehmen im Jahr 2030 abzuschätzen, wird zunächst ein wahrscheinliches Zukunftsbild der Produktionsarbeit benötigt. Aus diesem können wiederum Rahmenbedingungen für eine hohe Beschäftigungsfähigkeit abgeleitet werden. Für die Entwicklung eines solchen Zukunftsbildes wird die *Szenariotechnik* (Kap. 2.1) als etablierte Methode im strategischen Management genutzt. Die Methode umfasst die systematische und methodische Entwicklung mehrerer in sich konsistenter Zukunftsszenarien [32,33]. Durch die Integration von Expertenwissen, welches die Objektivität und Glaubwürdigkeit des generierten Szenarios zusätzlich erhöhen, wurde hier die Form der expertenbasierten Szenariotechnik eingesetzt [34]. Um mögliche Auswirkungen auf Produktionsunternehmen am Industriestandort Deutschland zu veranschaulichen, wird das abgeleitete Zukunftsszenario auf die Fallbeispiele der Unternehmen KKS und Henkel übertragen. Hierbei findet die *Persona-Methode* (Kap. 2.2) Anwendung, um die notwendigen Kompetenzen der Beschäftigten in 2020 und 2030 anhand prototypischer Beschäftigtenprofile aufzuzeigen und aus dem resultierenden Skill-Gap Handlungsempfehlungen ableiten zu können. In den beiden nachfolgenden Teilkapiteln wird das methodische Vorgehen dieses Beitrags unter Anwendung der genannten Methoden beschrieben.

2.1 Szenarioentwicklung

Das methodische Vorgehen bei der Szenarioentwicklung umfasst die fünf Phasen der Szenariotechnik [32,33,35,36]. Diese sind im Phasenmodell in Bild 2 zusammenfassend dargestellt und werden nachfolgend kurz vorgestellt.

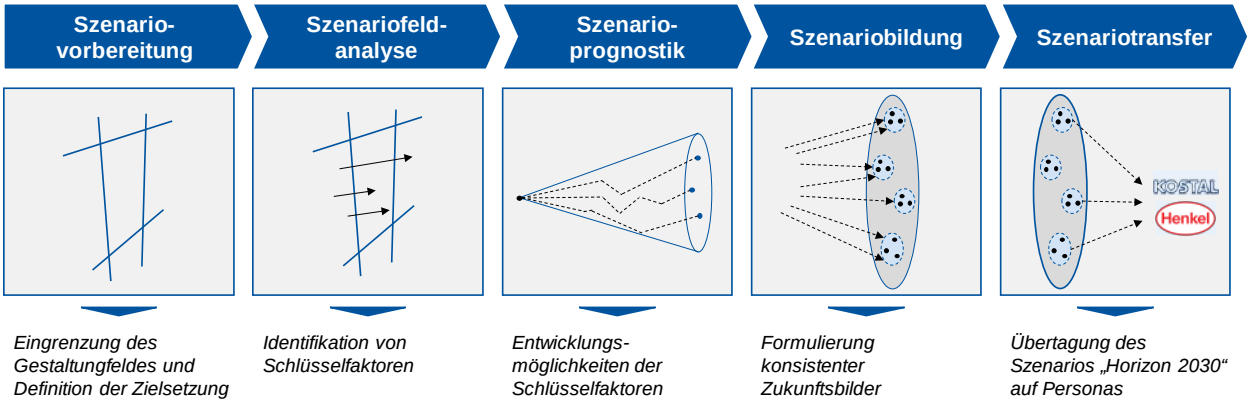


Bild 2: Vorgehensweise Szenariotechnik (i. A. a. [37])

(1) *Szenariovorbereitung.* In der Szenariovorbereitung wird die Zielsetzung bestimmt und festgehalten. Dabei werden das Gestaltungsfeld sowie das Ziel der Untersuchung definiert und möglichst präzise formuliert [36]. Das Gestaltungsfeld kann beispielsweise ein Unternehmen, Produkte, Branchen oder Technologien sein [37].

(2) *Szenariofeldanalyse.* Ziel der Szenariofeldanalyse ist die Identifikation von Schlüsselfaktoren, die den größten Einfluss auf das festgelegte Gestaltungsfeld haben. Zu diesem Zweck werden u. a. kreative Methoden wie Brainstormings- und writings, Design Thinking Workshops oder auch Methoden des Desk Research angewendet [36,37]. Nach der Ermittlung grundsätzlich relevanter Einflussfaktoren werden diese nach thematischen Bereichen gruppiert (z. B. mittels PESTEL-Methodik) und zu übergeordneten Schlüsselfaktoren konsolidiert.

(3) *Szenarioprognostik.* Die Szenarioprognostik dient der Untersuchung der Schlüsselfaktoren hinsichtlich ihrer zukünftigen Entwicklungsmöglichkeiten. Das Ergebnis sind realistische Zukunftsprojektionen der jeweiligen Schlüsselfaktoren. Die Prognostik beruht dabei auf der grundlegenden Annahme, dass es keine exakte Zukunftsvorhersage geben und sich die Zukunft immer in verschiedene Richtungen entwickeln kann. Aus diesem Grund wird von der sogenannten multiplen Zukunft gesprochen [37]. Zur Projektion der Schlüsselfaktoren werden ausgehend vom Ist-Zustand der Schlüsselfaktoren die möglichen Entwicklungen abgeleitet. Diese Projektionen werden durch fortschreiben und simulieren, Überzeichnung, bewusster Beschleunigung und unter Einbeziehung des Umfeldes entwickelt [37]. Die Projektionen müssen dabei immer auf Fakten der Gegenwart beruhen [36] und es sollte zu jedem Schlüsselfaktor mehr als eine Projektion geben, um eine breite Zukunft abbilden zu können [36].

(4) *Szenariobildung.* Aus den entwickelten Zukunftsprojektionen der einzelnen Schlüsselfaktoren werden anschließend in sich konsistente Zukunftsbündel (Szenarien) gebildet. Hierzu werden die jeweiligen Ausprägungen der Projektionen miteinander verknüpft und in textueller Form beschrieben [36,37]. Schließlich erfolgt die Auswahl der Szenarien für das jeweilige Gestaltungsfeld anhand der Kriterien Konsistenz, Unterschiedlichkeit und Wahrscheinlichkeit [36].

(5) *Szenariotransfer.* Die Szenarioentwicklung wird mit dem Szenariotransfer abgeschlossen. Dabei wird das Szenario bzw. u. U. auch mehrere Szenarien auf das festgelegte Gestaltungsfeld und hinsichtlich der zugrundeliegenden Zielstellung angewendet, um Chancen und Gefahren oder auch strategische

Stoßrichtungen zu ermitteln [35]. Der Szenariotransfer stellt somit die Verknüpfung zwischen den Szenarien und dem Gestaltungsfeld her [35].

Wie einleitend beschrieben, wurde eine expertenbasierte Szenarioentwicklung durchgeführt. Hierzu wurden Experten herangezogen, von denen angenommen wird, zukünftige Ereignisse, Trends und Entwicklungen aufgrund ihrer Erfahrung gut einschätzen zu können. Die befragten Experten sind Mitglieder der Arbeitsgruppe dieses Beitrages und kommen aus Industrie und Forschung. Insgesamt wurden vier Befragungsrunden zwischen September und Dezember 2019 durchgeführt. Die generierten Ergebnisse wurden dabei insbesondere für die Szenariovorbereitung, Szenariofeldanalyse und die Validierung der Szenarioprognostik genutzt.

Szenariovorbereitung

Zu Beginn des Entwicklungsprozesses wurden in der Vorbereitungsphase das Gestaltungsfeld und die Zielstellung festgelegt. Das Gestaltungsfeld umfasst dabei die Produktionsarbeit im Jahr 2030 in Deutschland. Eine weitere Eingrenzung auf bestimmte Branchen, Produktionsarten oder Geschäftstypen wurde nicht vorgenommen, um ein möglichst allgemeingültiges Bild der Produktionsarbeit 2030 zeichnen zu können. Im Expertenkreis wurden einige Grundannahmen in Bezug auf die Zukunft getroffen, welche die Entwicklungsmöglichkeiten dennoch eingrenzen (vgl. Kap. 4.1). Die mit dem Gestaltungsfeld korrespondierende Zielstellung ist die Entwicklung eines realistischen Szenarios anhand dessen Konsequenzen sowie relevante Einflussfaktoren für die zukünftige Beschäftigungsfähigkeit abgeleitet werden können. Mit diesem Ergebnis wird zur Beantwortung der übergeordneten Fragestellung beigetragen – der Identifikation notwendiger Kompetenzen in der zukünftigen Produktionsarbeit und schließlich der Vorbereitung von Beschäftigen und Unternehmen auf das neue Arbeitsumfeld in der Produktion.

Szenariofeldanalyse

Für die Szenariofeldanalyse wurde zunächst die Kreativitätstechnik Brainwriting angewendet, um die aus Expertensicht relevanten Einflussfaktoren auf die Produktionsarbeit zu identifizieren. Insgesamt wurden auf diese Weise 42 unterschiedliche Faktoren identifiziert, welche anschließend entsprechend eines Bottom-up Ansatzes zu Schlüsselfaktoren konsolidiert worden sind. Im ersten Schritt wurde hierzu eine strukturelle Grundlage geschaffen, indem die notierten Faktoren gemäß des PESTEL-Schemas (englisches Akronym für *Political, Economical, Social, Technological, Ecological, Legal*; Deutsch: politisch, ökonomisch, sozio-kulturell, technologisch, ökologisch, rechtlich) einsortiert wurden. Darauf aufbauend wurde innerhalb des Expertenteams die Relevanz der Faktoren für die Arbeitswelt 2030 untersucht. Zur Einschätzung der Relevanz wurden sowohl der aktive und der passive Einfluss wie auch Wechselbeziehungen zwischen den Faktoren diskutiert. Basierend auf dieser Relevanzbewertung folgte eine Priorisierung der Faktoren. Darauf aufbauend wurden schließlich Einflussfaktoren zu insgesamt acht Schlüsselfaktoren konsolidiert [32,37], welche als zentrales Zwischenergebnis in Kap. 3.2 beschrieben sind.

Szenarioprognostik

Die Basis der Szenarioprognostik in diesem Beitrag bildet eine umfassende Analyse aktueller Literatur. Die gesichtete Literatur umfasst vorwiegend aktuelle Studien zu Trends, Prognosen und Zukunftsszenarien (u. a. [38,39] in der Produktionstechnik sowie benachbarten Fachdisziplinen (z. B. Betriebs- und Wirtschaftswissenschaften). Die Erkenntnisse wurden dabei den konsolidierten Schlüsselfaktoren des vorliegenden Gestaltungsfelds

zugeordnet und auf dieses übertragen. Hierdurch wurden vier Projektionen je Faktor entwickelt, die entsprechend einer ausreichenden Trennschärfe ausgewählt und textuell beschrieben wurden.

Szenariobildung

Als Grundlage für die Szenariobildung dient der Strukturierungsvorschlag der Unternehmensberatung PricewaterhouseCoopers [40][2]. Dieser basiert auf der Annahme, dass Megatrends den Kontext zukünftiger Arbeitswelten prägen, jedoch nicht ihre Form oder Charakteristik determinieren. Vielmehr ist es die menschliche Dynamik, bspw. die Art und Weise, wie Menschen auf Herausforderungen und Chancen von Megatrends reagieren, welche die Zukunft der Arbeit bestimmen. Diese menschliche Dynamik wird durch diametrale Entwicklungsrichtungen ausgedrückt: Dezentralisierung vs. Zentralisierung und Individualismus vs. Kollektivismus. Die Entwicklungsrichtungen sind wie folgt definiert:

- Dezentralisierung: Große Unternehmen werden weniger relevant. Kleinere Organisationen, die sich auf einzelne Themengebiete spezialisiert haben, nehmen an Bedeutung zu. Digitale Plattformen bilden die Grundlage vieler unternehmerischer Aktivitäten.
- Zentralisierung: Die Macht von Großkonzernen nimmt stetig zu, sodass deren Einfluss über denen einiger Nationen steht. Neue Geschäftsfelder werden bspw. durch den Aufkauf von Startups abgedeckt.
- Individualismus: Individuelle Bedürfnisse der Kunden – insbesondere die der Endverbraucher – bestimmen das Angebot auf dem Markt und bilden die Basis unternehmerischer Aktivitäten. Ebenso setzen Beschäftige ihre eigenen Bedürfnisse an erste Stelle.
- Kollektivismus: Das Gemeinwohl hat Vorrang vor persönlichen Präferenzen. Soziale Verantwortung und Umweltverträglichkeit bestimmen individuelles Handeln sowie Unternehmensaktivitäten.

Mit diesen Entwicklungsrichtungen wurde eine Vier-Felder-Matrix aufgespannt (vgl. Bild 3), anhand derer die Entwicklung der Zukunftsbündel je Schlüsselfaktor abgebildet wurde. Insgesamt ergeben sich demnach für die acht Schlüsselfaktoren 32 Projektionen. Während der Erstellung wurde gemäß dem methodischen Vorgehen der Szenariotechnik berücksichtigt, dass die Projektionen konsistent und frei von wechselseitigem Einfluss sind.

Die Projektionen wurden anschließend zur Bewertung ihrer Eintrittswahrscheinlichkeit in ein Online-Umfragetool überführt. Darin wurden die Probanden gebeten, die Eintrittswahrscheinlichkeit in Prozent abzuschätzen. Die einzelnen Projektionen wurden dabei unabhängig voneinander bewertet. Um eine objektivere Einschätzung zu erhalten, nahmen an der Befragung neben dem Expertenteam, weitere Experten aus Industrie und Forschung teil. Voraussetzung war, dass diese entweder im produzierenden Gewerbe oder im Bereich der produktionstechnischen Forschung (Fokus Organisationsentwicklung in der Industrie 4.0) tätig sind. Insgesamt wurden 16 vollständig ausgefüllte Bewer-

[2] Im Gegensatz zu den von PricewaterhouseCoopers z. T. stark positiv oder negativ konnotierten Ausprägungen sind die hier gewählten Entwicklungsrichtungen neutral zu betrachten.

tungen erfasst, davon stammen sieben Teilnehmende aus der Industrie und neun Teilnehmende aus der Forschung. Das Ergebnis der Befragung stellten die 32 bzgl. ihrer Eintrittswahrscheinlichkeit bewerteten Projektionen dar.

Zur Bildung des finalen Szenarios wurden die Ergebnisse zunächst analysiert. Dabei zeigte sich, dass je Schlüsselfaktor ein bis zwei widerspruchsfreie Projektionen von den Teilnehmenden durchschnittlich als wahrscheinlich (d. h. Eintrittswahrscheinlichkeit > 50 %) bewertet wurden. Auf dieser Grundlage wurde das finale Szenario 2030 mittels ein oder zweier Projektionen pro Schlüsselfaktor entsprechend ihrer abgeschätzten Eintrittswahrscheinlichkeit gebildet. Das finale Ergebnis ist in Kap. 3.3 dargestellt.

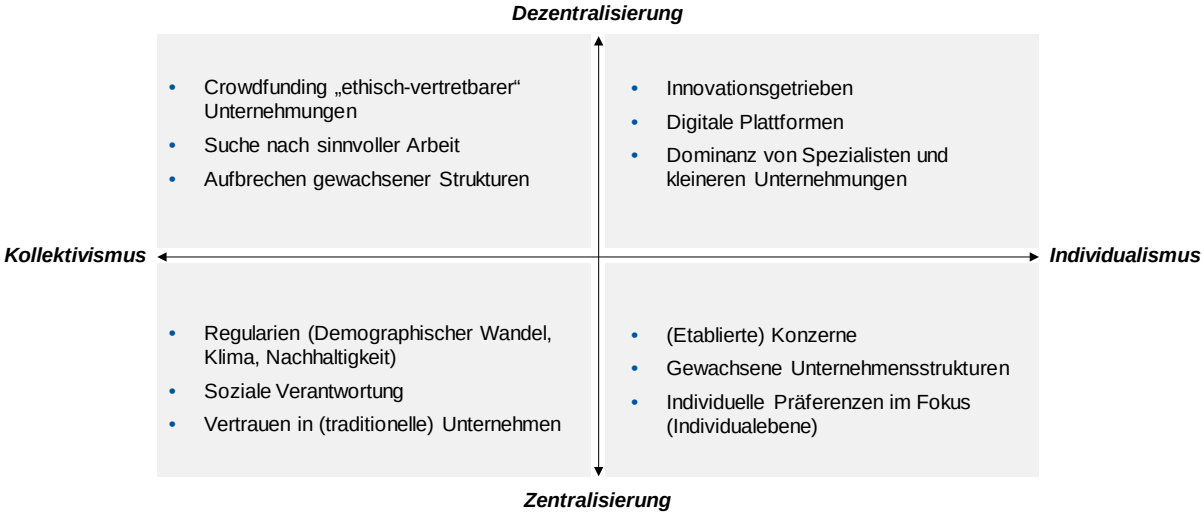


Bild 3: Matrix zur Entwicklung der Zukunftsbündel 2030 (i. A. a. [40])

Szenariotransfer

In diesem Beitrag hat der Szenariotransfer das Ziel, Chancen und Herausforderungen des entwickelten Zukunftsszenarios im Hinblick auf die Beschäftigungsfähigkeit am Industriestandort Deutschland zu identifizieren. Hierzu werden die Unternehmen KKS und Henkel als Repräsentanten des produzierenden Gewerbes herangezogen. Die ausgewählten Unternehmen unterscheiden sich in Bezug auf diverse Charakteristika, z. B. Unternehmensgröße, Standort, Rechtsform, sodass mit dem Szenariotransfer eine Übertragbarkeit auf ein möglichst breites Unternehmensspektrum ermöglicht wird. Ferner werden auf dieser Basis Strategien in Form von Handlungsempfehlungen abgeleitet. Diese Empfehlungen adressieren, wie die industrielle Beschäftigungsfähigkeit und somit der langfristige Erfolg von Beschäftigten und Unternehmen sichergestellt werden kann. Für den Transfer des entwickelten Szenarios wurde die Methodik der Personaentwicklung verwendet. Die Beschreibung der Methode und deren Anwendung ist im nachfolgenden Teilkapitel beschrieben.

2.2 Personaentwicklung

Personas sind fiktive, archetypische Personen, die repräsentativ für Gruppen mit ähnlichen Anforderungen, Bedürfnissen und Zielen stehen [41]. Bei der Gestaltung der Personas lässt sich zwischen dem Ansatz der „realen Personas“ und der „realistischen Personas“ unterscheiden [42]. Die realen Personas basieren auf qualitativen und quantitativen Daten, die in Untersuchungen zur Zielgruppe gewonnen werden [43]. Die datenorientierte Generierung ermöglicht eine detaillierte Beschreibung der Zielgruppe [42]. Rea-

listische Personas werden in Expertengesprächen generiert. Dieser Typ spiegelt mit kurzen Beschreibungen die subjektive Wahrnehmung der Zielgruppe wider und beschreibt meist Stereotypen [42].

Zur Entwicklung der Personas für die beiden Unternehmen KKS und Henkel wurde der Typ der „realistischen Personas“ gewählt. Die Informationen wurden in leitfadengestützten Interviews mit Experten aus dem Personalbereich und der Fertigung generiert. Das Ziel der Interviews war die Entwicklung des „stereotypischen Produktionsmitarbeitendens“ bei KKS und Henkel. Die Entwicklung der Personas für die beiden Unternehmen orientiert sich am Vorgehen nach [44]. Zur möglichst realitätsnahen Entwicklung werden die Personen dabei über folgende Merkmale beschrieben [42]:

- *Soziodemografisch:* Alter, Geschlecht, Beruf, Bildungsstand, Erfahrung, Kenntnisstand, Einkommen, Familienstand
- *Psychografisch:* Einstellung, Motive, Wünsche, Werte, Bedürfnisse und Erwartungen, Zufriedenheit, Lebensstil
- *Technografisch:* Einstellung, Nutzungshäufigkeit digitaler Technologien (mobile Endgeräte)
- *Geographisch:* Wohnort, -größe, Land, Kultur
- *Verhaltensorientiert:* Nutzung bestimmter Medien, Produkte und Services, Art des Zugriffs und der Nutzung (Zeitpunkt, Dauer, Häufigkeit), berufliche oder private Nutzung, Freizeit- und Konsumverhalten, zukünftige Absichten

Zusätzlich zu diesen häufig erfassten Merkmalen werden zur Entwicklung der Unternehmenspersonas weitere Spezifika zum Job abgefragt. Diese umfassen Stellenbezeichnung, Vertragsspezifika, Stellenziel, Aufgaben, Arbeitshilfsmittel, Kompetenzen, Anforderungen, Weiterbildungs- und Weiterentwicklungsmöglichkeiten.

Typischerweise werden Personas mit ihren Merkmalen und einem Szenario beschrieben, das ihre Arbeitsaufgaben, Ziele und ihre Interessen am Produkt bzw. ihre Interessen in Bezug zur jeweiligen Fragestellung beinhaltet. Für die Personaentwicklung 2020 wird zunächst das aktuelle Arbeitsszenario durch Experten aus dem Personalwesen und der Fertigung der beiden Unternehmen beschrieben. Anschließend wird das entwickelte Zukunftsszenario herangezogen und mit denselben Experten auf die jeweiligen Unternehmen übertragen, um daraus Personas für das Jahr 2030 abzuleiten.

3 Szenario der Produktionsarbeit 2030

Ein mögliches Szenario der Produktionsarbeit im Jahr 2030 als Ergebnis der Szenarioentwicklung umfasst die getroffenen Grundannahmen (Kap. 3.1), die Schlüsselfaktoren als Grundlage für mögliche Projektionen zur Szenarioentwicklung (Kap. 3.2) und die Beschreibung des konsolidierten Szenarios (Kap. 3.3).

3.1 Ausgangssituation

Für dieses Szenario der Produktionsarbeit 2030 wurden einige Grundannahmen getroffen, die nachfolgend beschrieben werden. Das IoP als neues Produktionsparadigma ist in deutschen Produktionsunternehmen technisch umgesetzt. Dies bedeutet, dass eine vollständige Digitalisierung und Vernetzung der Unternehmensprozesse vorausgesetzt und zumindest in bestimmten Bereichen eine Fokussierung auf datenzentrierte Ge-

schäftsmodelle erfolgt ist. Die Fertigung ist darüber hinaus durch die Vernetzung digitalisierter Produkte und Produktionsmittel auf Basis cyber-physischer Systeme in Echtzeit geprägt [2]. Weiterhin wird angenommen, dass die politische Lage in Deutschland und Europa weitestgehend stabil ist. In diesem Zusammenhang ist es zwar möglich, dass sich Machtverhältnisse einzelner Parteien verändern und die politische Orientierung der Bevölkerung Schwankungen unterliegt, es werden aber keine Ausnahmesituationen angenommen, die bspw. zu Ausnahmezuständen, wie bspw. 2020 durch die COVID-19-Pandemie hervorgerufen, oder zu einem Aussetzen der Gewaltenteilung führen könnten.

3.2 Schlüsselfaktoren

Insgesamt wurden acht Schlüsselfaktoren identifiziert, von denen angenommen wird, dass sie einen wesentlichen Einfluss auf die Produktionsarbeit haben. Die Schlüsselfaktoren werden nachfolgend definiert und dienen als inhaltliche Grundlage für die Entwicklung des Szenarios 2030.

Arbeitsmarkt

„Der Arbeitsmarkt hat die Funktion, Arbeitskräfte und Arbeitsplätze in einer optimalen Weise zusammenzuführen […]“ [45, S.4]. Darüber hinaus ist der Arbeitsmarkt aus verschiedenen Perspektiven zu betrachten. Aus ökonomischer Sicht geht es um einen Ausgleich zwischen Angebot und Nachfrage. Beschäftigungs-, Steuer-, Familien- sowie Rentenpolitik fließen ebenso in den Arbeitsmarkt ein, da sie Schnittstellen ökonomischer und sozialpolitischer Zielsetzungen darstellen [46]. Bei dem Ausgleich zwischen Angebot und Nachfrage gilt es, die Entwicklungen des Arbeitsangebots durch neue Technologien und Automatisierung zu betrachten. Nachhaltige, politische Zielsetzungen spielen ebenfalls eine wichtige Rolle bei der Zusammensetzung des Arbeitsmarktes.

Arbeitsrecht

„Das Arbeitsrecht dient der Regelung der Rechtsbeziehungen zwischen Arbeitnehmer und Arbeitgeber sowie deren jeweiligen Zusammenschlüssen“ [47, S. 8]. Da beim Interessensausgleich meist ein Machtgefälle zugrunde liegt, muss der Gesetzgeber Mindeststandards zum Schutz der Beschäftigten setzen [47]. Das Arbeitsrecht ist unmöglich zu verallgemeinern und muss in einem fortlaufenden Prozess im Kontext der Kompetenz der Handelnden interpretiert werden [48]. So muss Recht sowie dessen Auslegung, aufgrund wandelnder Rahmenbedingungen von Wirtschaft und Industrie, kontinuierlich angepasst werden [47]. Beispiele von Anpassung rechtlicher Bedingungen durch technologische Entwicklungen sind Anpassungen bezüglich Zeit und Ort der Leistungserbringung, genauso wie Richtlinien bezüglich Datenschutz und Privatsphäre. Weiterhin ist die Rolle von Gewerkschaften und Betriebsräten miteinzubeziehen, die einen Einfluss bei der Ausarbeitung des Arbeitsrechts haben.

Arbeitsorganisation/ -bedingungen

Die Arbeitsorganisation ist ein Teilgebiet der Arbeitssystemgestaltung und umfasst dabei die Planung und Gestaltung menschlicher Arbeit. Sie unterscheidet sich von der technischen Arbeitssystemgestaltung darin, dass besonders die Aspekte Arbeitsteilung und Kooperation im Vordergrund stehen. Die Arbeitsorganisation koordiniert die Arbeitssystemgestaltung auf Makro-Ebene. Die Mikro-Ebene, wie z. B. ergonomische Arbeitsfaktoren, sind nicht Teil ihres Systembereichs. Die Arbeitsorganisation zielt ab auf eine produktive, effiziente und gleichzeitig menschengerechte Arbeitsgestaltung. Wirtschaftliche Zielgrößen wie Betriebsmittelauslastung werden genauso zur Bewertung der Arbeitsgestaltung herangezogen wie humanorientierte Zielgrößen [49]. Die Makro-Ebene der Systemgestaltung betrifft die Organisation der Arbeitsleistenden, sowohl strukturell als auch zeitlich.

Humanorientierung spiegelt sich im Begriff der Arbeitsqualität wider, in welchem die Art und der Erfüllungsgrad der Arbeit eine Rolle spielen.

Gesellschaftsstruktur

„Der Begriff Gesellschaftsstruktur bezeichnet die sozialen Differenzierungsformen von Gesellschaften. Er bezieht sich demnach auf die kontingente Form der sozialen Differenzierung der Gesellschaft, die im Kontext sozialen Wandels variieren kann." [50, S.15] Struktur einer Gesellschaft oder Sozialstruktur dient als Einteilung der Gesellschaft in Teilbereiche und untersucht Wechselbeziehungen und Wirkzusammenhänge dieser [51]. „Die Sozialstruktur [umfasst] Wirkzusammenhänge in einer mehrdimensionalen Gliederung der Gesamtgesellschaft in unterschiedliche Gruppen nach wichtigen sozial relevanten Merkmalen sowie in den relativ dauerhaften sozialen Beziehungen dieser Gruppen untereinander." [51, S. 3] Wirtschaftswachstum und Einkommensunterschiede spielen eine zentrale Rolle in der Gliederung der Gesamtgesellschaft nach finanziellen Kriterien. Als weitere Kriterien können auch Migrationshintergründe oder politische Orientierung herangezogen werden.

Gesellschaftliches Wertesystem

„[Werte sind…] Vorstellungen des Wünschbaren, die nicht unmittelbar beobachtet werden können, die jedoch im moralischen Diskurs sichtbar werden und Bedeutung für die Strukturierung von Einstellungen besitzen" [52, S. 46]. Ein Wertesystem kann definiert werden als ein globales Regelungssystem, das nicht vollkommen aus lokalen Nützlichkeitsüberlegungen besteht und dennoch verbindliche und nachvollziehbare Regeln schafft. Diese Regelungen muss das Individuum nicht nur respektieren, sondern auch aus intrinsischer Motivation einhalten. Das Wertesystem besteht dabei aus der kleinsten Übereinstimmung der Werte aller Individuen einer Gesellschaft [53, S. 88]. Werte einer Gesellschaft spiegeln sich in den Verbrauchsentscheidungen der Konsumenten wider, wo z. B. die Individualisierung einer Gesellschaft der „Sharing-Kultur" entgegenwirken könnte. In der Wirtschaft entscheiden die Werte über die Akzeptanz von Beschäftigten gegenüber neuen Technologien und auch der Einstellung gegenüber ihrem Arbeitgeber.

Bildung

Bildung beschreibt die Fähigkeit des Menschen, sich kritisch mit sich selbst und seiner Umwelt auseinanderzusetzen. Sie spiegelt das Selbst- und Weltverständnis des Individuums (seiner Zeit) wider [54]. Bildung bezeichnet die kulturelle Formung des Individuums in einem aus drei Grundsteinen bestehenden Gesamtkonzept. Das Bildungsziel (objektiv), die Art der Aneignung der Bildung des sich Bildenden (subjektiv) und zuletzt die Institutionen und Personen, die andere bilden [54]. Besonders die Rolle der Institutionen in diesem Prozess kann sich einem Wandel unterziehen. Im Zusammenhang mit der Digitalisierung des Lernens und anforderungsspezifischen Lehrinhalten wird die Rolle traditioneller Institutionen neu bewertet.

Technologische Disruption

Als Disruption wird ein Prozess einer außergewöhnlich schnellen Marktdurchdringung einer Innovation, die bestehende Produkte oder Geschäftsmodelle ersetzt, bezeichnet [56]. Die Idee der „Disruptiven Innovation" beruht darauf, dass etablierte Anbieter von Diensten oder Produkten die unteren, preissensiblen Marktsegmente vernachlässigen und dort einen Freiraum für neue Anbieter lassen. Neue Markteinsteiger, z. B. Anbieter von Plattform-Lösungen zum Management der Energieinfrastruktur, setzen hier an, verbessern die Leistung ihres Produktes und erobern somit den Markt „von unten" [57,58].

Ökologische Nachhaltigkeit

„Ökologische Nachhaltigkeit bedeutet, natürliche Ressourcen nur in dem Ausmaß zu nutzen, wie ein Nachwachsen möglich ist.“ [59, S. 48]. Ökologische Nachhaltigkeit rückt durch den fortschreitenden Klimawandel, bestehende Ressourcenknappheit und zunehmender Ungleichheit und Armut immer weiter in den Fokus der Gesellschaft. Ökologisch nachhaltiges Verhalten bezieht daher alle drei Säulen der Nachhaltigkeit– Ökologie, Ökonomie und Soziales – mit ein und ist auf Langfristigkeit ausgelegt [59]. So werden bspw. sensible Ökosysteme durch Ansätze der Effizienzsteigerung in der Energie- und Rohstoffnutzung in Kombination mit verändertem Verbrauchverhalten von Industrie und Privatpersonen geschützt. Bestehende Energieinfrastrukturen werden infrage gestellt und Änderungen mit festgelegten Klimazielen abgeglichen.

3.3 Szenario

Das entwickelte Szenario 2030 setzt sich aus den oben definierten Schlüsselfaktoren zusammen und wurde aus den bewerteten Projektionsbündeln abgeleitet. Das Ergebnis ist in Bild 4 dargestellt. Dabei wird deutlich, dass sich viele Projektionsbündel besonders im Quadranten links oben einordnen lassen. Dieser Quadrant steht für „sinnstiftende Arbeit“, ethische Belange und sieht die Gesellschaft als Gemeinschaft. Demnach sehen die Befragten zukünftig die Bedürfnisse und Anforderungen der Beschäftigten noch stärker in den Fokus gerückt. Die Auswahl der auszuübenden Tätigkeiten bezieht sowohl wirtschaftliche wie auch soziale Aspekte, z. B. die Motivation und Zufriedenheit der Beschäftigten mit ein. Gesellschaftlich wird verstärkt auf das „Miteinander“ geachtet, wodurch nach Ansicht der Befragten zwar weiterhin die Interessen Einzelner Beachtung finden, jedoch weniger auf Kosten der Gemeinschaft. Dieses verstärkte Gemeinschaftsgefühl wird von einem hohen Stellenwert von Umwelt und Nachhaltigkeit begleitet – Entwicklungen die bspw. durch die „Fridays for Future“-Bewegung bereits 2019 eingeleitet wurden.

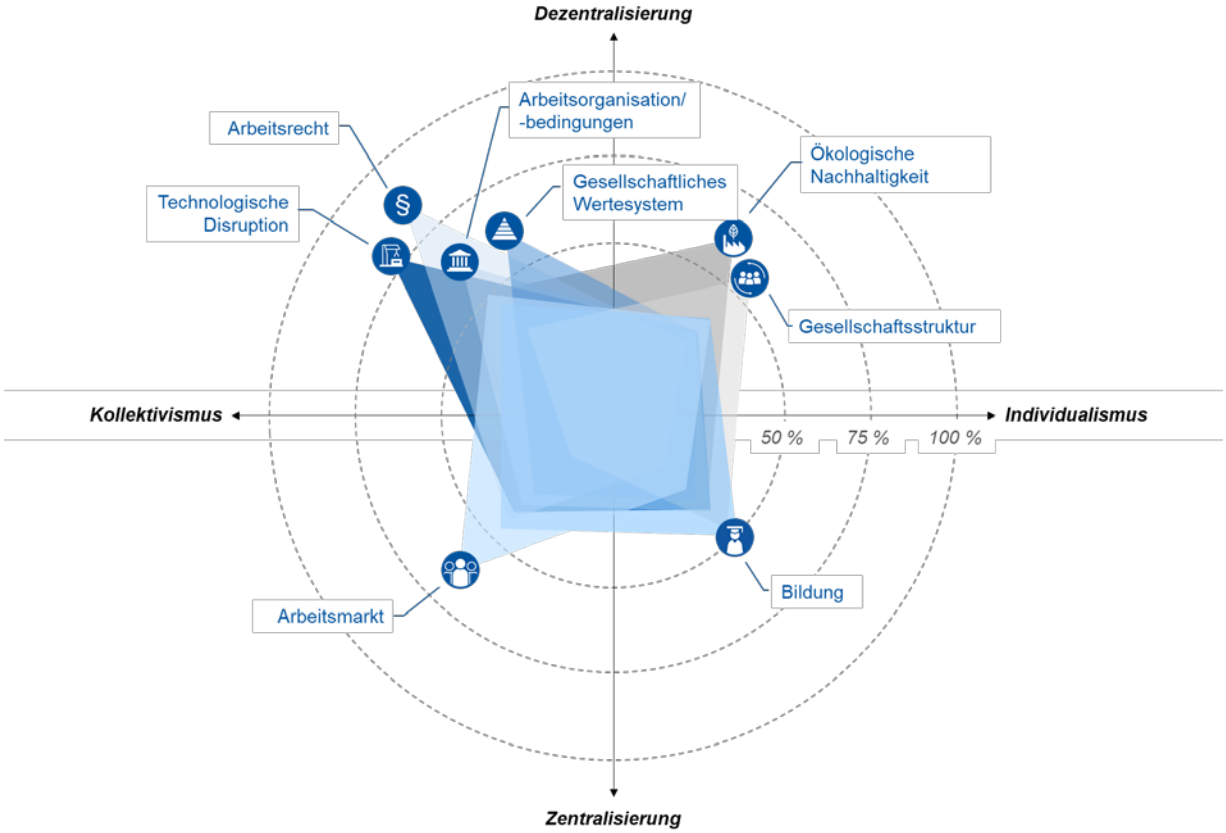


Bild 4: Graphische Darstellung des Szenarios 2030 (anhand der projizierten Ausprägungen der Schlüsselfaktoren)

Im entwickelten Szenario 2030 fördern nach Ansicht der Befragten digitale Technologien die Flexibilisierung der Arbeit, die durch einen Vertrauensvorschuss ermöglicht wird [60]. Die zunehmende Flexibilisierung der Arbeit ist akzeptiert und eine zeit- und ortsunabhängige Leistungserbringung wird immer häufiger zur Norm [39]. Konzerne ermöglichen die wachsende Flexibilisierung teilweise durch die Transformation zu Schwarmorganisationen, die sich aus selbstorganisierten Gruppen mit hoher struktureller Offenheit zusammensetzen [38]. „Arbeit“ wird zu einem dynamischen Konzept, in welchem die Grenzen zwischen Arbeit und Freizeit zunehmend verschwimmen [40]. Die Work-Life-Balance wird verbessert, da bspw. Automatisierung belastende Einfacharbeiten übernimmt.

Aktive Gewerkschaften wirken einer Verschlechterung der Arbeitsbedingungen, welche potenziell durch günstigere Plattform-Geschäftsmodelle entstehen könnten, entgegen und begrenzen die Rationalisierung von Arbeitstätigkeiten durch digitale Technologien [39,61]. Die Politik hat die Gefahr von Plattform-Geschäftsmodellen und wachsender Zeitarbeit erkannt, sodass Regulierungen wie eine Diversitätsquote und verpflichtende Maßnahmen zum Schutz und zur sozialen Absicherung der Beschäftigten etabliert werden [40]. In den Organisationen wird die Bedeutung des Menschen erkannt und hervorgehoben. Gewerkschaften und Betriebsräten wird eine hohe Relevanz zugesprochen und ihr Einfluss wächst bis in die Geschäftsführung. Gewerkschaften integrieren sich in die Personalabteilungen und machen soziale Verantwortung zu einem Kerninhalt ihres Arbeitsbereichs [40].

Das Ergebnis der Befragung zeigt die Annahme auf, dass im Jahre 2030 große Teile der Produktion automatisiert sein werden. Ebenso schreiten Entwicklungen in der KI-For-

schung rasant voran und führen dazu, dass KI-Systeme Menschen in nahezu allen Sinnen (Sehen, Hören, Sprache, allgemeine Kognition) [62], bspw. in der Verarbeitung großer Datenmengen und der darauf fundierten Entscheidungsfindung überlegen sind [61]. Es ist jedoch unwahrscheinlich, dass KI-Systeme die vollständige Kontrolle übernehmen, da Menschen besonders in unvorhersehbaren Situationen z. B. auf Basis ihrer Erfahrungen schneller reagieren können. Ebenso wird der Mensch weiterhin als letzte Instanz die Verantwortung übernehmen. Somit verändern disruptive Innovationen in der KI und Automatisierung zwar viele Tätigkeitsprofile, eine vollständige Rationalisierung ist aber nicht zu erwarten [63]. Daraus resultiert eine stark gestiegene Anzahl an Tätigkeiten mit Mensch-Maschine-Interaktion. Die Verbreitung von IoT-Geräten führt zu einem Produktivitätszuwachs und steigender Lebensqualität [61].

Der fortschreitende Klimawandel und die wachsende Zustimmung der Bevölkerung zur Bekämpfung globaler Erwärmung führen zu einem Zuwachs an Beschäftigung in „Grünen Jobs“, allen voran den Erneuerbaren Energien [64]. Dieser erwartete Trend geht damit einher, dass eine globale, nachhaltige Wohlstandssicherung an Bedeutung gewinnt [65]. Insbesondere die Industrie treibt nachhaltige Lösungen voran [66]. Aus demselben Grund wird angenommen, dass sich Plattformen zum Management der globalen Energieinfrastruktur durchsetzen.

Nach Annahme der Befragten bestimmt sich die Qualifikation der Beschäftigten nicht mehr (ausschließlich) nach Berufsausbildung oder Universitätsabschluss [40,67], sondern nach individuellen Fähigkeiten und Kenntnissen [40]. Generell kommt es zu einer Polarisierung im Bildungssektor [63,68]. Einerseits finden sich viele hochgebildete Spezialisten bspw. für Forschung und Entwicklung oder umfassend ausgebildete Personen zur Wartung und Instandhaltung der komplexen Produktionsanlagen. Andererseits gibt es weiterhin einige Beschäftigte für Einfacharbeiten, die sich nur schwer automatisieren lassen, z. B. Reinigungskräfte. Durch diese unternehmensspezifischen Berufsbilder kommt es zu einer starken Verbindung von Industrie und Bildungssektor, die gleichsam zu einer Privatisierung des Bildungssektors führen kann [69]. Da sich die Unternehmen ständig weiterentwickeln, ist lebenslanges Lernen auch für Beschäftigte essentiell [65,68,70,71]. Die Unternehmen unterstützen dies bspw. durch Personal Learning Accounts. Dabei hat jeder Beschäftigte ein jährliches Budget zur persönlichen Weiterbildung [60]. Eine weitere Möglichkeit zur Mitarbeitendenbildung sind Lernfabriken, welche die komplexen Zusammenhänge in der Produktion anschaulich darstellen [72,73].

Ebenso wie im Bildungssektor erwartet, ist eine Polarisierung der Gesellschaft anzunehmen, wodurch es schwierig wird, die Mittelschicht in ihrer aktuellen Stärke zu erhalten. Der demographische Wandel setzt sich in Deutschland fort; die Gesellschaft wird bis zum Jahr 2030 zunehmend älter [74]. Durch fortlaufende Migration wird die Alterung der Bevölkerung jedoch etwas verlangsamt. Zugleich erhöht sich die Diversität [75].

Die Befragten halten es für wahrscheinlich, dass die gesellschaftlichen Unterschiede zwischen Arm und Reich sich durch im Kollektiv umgesetzte Investitionen verringern [65]. Gleichzeit wird erwartet, dass die Loyalität bei der Wahl der Tätigkeit oder des Arbeitgebers wieder zunimmt [40]. Eng verwoben ist dies mit dem Wunsch nach „sinnstiftender Arbeit“. Weit verbreitet ist die Sharing-Kultur, die individuellen Besitz vermeidet und bedarfsbezogen Güter und Dienstleistungen zur Verfügung stellt [39]. Obgleich sich viele Aktivitäten auf gemeinsame Ziele und den Erhalt der Gemeinschaft konzentrieren, wird ein Streben nach Individualismus weiterhin angenommen.

4 Beschäftigungsfähigkeit im Zukunftsszenario

Um die Auswirkungen des entwickelten Zukunftsszenarios auf die Unternehmen KKS und Henkel zu identifizieren und aufzuzeigen, wie Unternehmen sich strategisch darauf vorbereiten können, wird die Methodik der Persona-Entwicklung angewandt (siehe Kap. 2.2). Zunächst wurden für das Jahr 2020 repräsentative Personas erarbeitet. Diese vereinen für die jeweiligen Tätigkeitsprofile relevante Kompetenzen zum aktuellen Zeitpunkt. Danach werden dieselben Personas und deren Arbeitsalltag zehn Jahre später betrachtet. Basierend auf dem Szenario 2030 (siehe Kap. 3) werden exemplarische Tätigkeiten in den beiden Unternehmen vorgestellt, aus denen idealtypische Kompetenzprofile abgeleitet werden. Die Beschreibungen der Szenarien 2030 in den Unternehmen KKS und Henkel sind rein fiktiv und spiegeln nicht notwendigerweise fixe Unternehmensziele wider. Darauffolgend wird aufgezeigt, welche Handlungsmöglichkeiten bestehen, um die aktuellen Beschäftigten für dieses Ideal zu befähigen.

4.1 Fallbeispiel 1: KOSTAL Kontakt Systeme GmbH

Ein internationales Familienunternehmen

Die KOSTAL Kontakt Systeme GmbH wurde 2004 als unabhängiges Unternehmen innerhalb der seit 1912 bestehenden KOSTAL-Gruppe, welche als international agierendes Familienunternehmen alle weltweit führenden Automobilunternehmen zu seinen Kunden zählt, gegründet. Das Kerngeschäft ist die Entwicklung, Produktion und der Vertrieb von Steckverbindersystemen für die Automobilindustrie. KKS ist an neun Standorten in acht Ländern mit über 1.400 Beschäftigten präsent. Der Hauptsitz liegt in Lüdenscheid im Sauerland in Nordrhein-Westfalen. Aktuell bildet die gesamte KOSTAL-Gruppe in acht Berufen aus. [76]

Beschäftigung in der Produktion

Marco Marcovic 2020

Die Persona Marco Marcovic arbeitet seit der Ausbildung als Stanz- und Umformmechaniker am Standort Lüdenscheid. Herr Marcovic ist im Sauerland aufgewachsen und seine Eltern, die ursprünglich aus Serbien stammen, leben in der Nähe seiner Mietwohnung, in der er mit seiner Frau und zwei Kindern lebt.

Nach dem Realschulabschluss hat der 34-Jährige seine dreijährige Ausbildung gemäß IHK-Vorgaben bei der Firma KKS begonnen. Seinen damaligen Ausbildungsleiter schätzt er neben seiner Familie als Vertrauensperson. Während seiner Ausbildung wurde Herr Markovic gut auf die ganzheitliche Bedienung, Steuerung und Einrichtung der Stanzmaschinen vorbereitet. Er arbeitet im Schichtbetrieb, jeweils zwei Tage in Früh-, Spät- und Nachtschicht. Seine Tätigkeiten bestehen aus ca. zwei Drittel manueller Arbeit.

Neben seiner mehrjährigen Erfahrung sind seine selbstständige und sorgfältige Arbeitsweise Grundvoraussetzungen für den Beruf, sodass er in der Lage ist, Prozessabläufe zu optimieren und regelmäßige Prüfungen an Produkten und Materialien durchzuführen und zu dokumentieren. In den letzten Jahren hat sich der Elektrik-Anteil in den Anlagen sukzessive erhöht. Daher hat Herr Markovic bereits einen Elektronik-Grundkurs absolviert, in dem ihm das für seine Tätigkeiten notwendige Grundwissen vermittelt wurde. Sofern jedoch Störungsmeldungen mit Bezug zur Elektronik auftreten, ist er auf die Teamfähigkeit in der Belegschaft angewiesen. Bei Fehlern mit Elektronikkomponenten hat er keine Handlungsbefugnis und ist auf seine KollegInnen mit Elektriker-Ausbildung angewiesen.

Obgleich Herr Markovic privat mit verschiedenen mobilen Endgeräten mehrere Informations- und Kommunikationskanäle nutzt, bestehen seine Arbeitshilfsmittel aus eher traditionellen Geräten wie einem Desktop-PC und klassischen Werkzeugen. Die Kommunikation findet vorwiegend persönlich statt. Da Herr Markovic seine Ausbildung in sehr guter Erinnerung hat, möchte er sein Wissen zukünftig an Auszubildende weitergeben und strebt die Erlangung des Ausbilderscheins an.

Marco Marcovic 2030

Im Jahr 2030 ist Marco Marcovic weiterhin in der Stanzerei bei KKS tätig. Herr Markovic hat eine Weiterbildung zum Techniker absolviert sowie einen Ausbildungsschein erworben. Als Ausbilder erklärt er den neuen Auszubildenden die Funktionsweise der neusten Anlagen. Diese sind hinsichtlich ihrer Steuerungstechnik und Elektrik deutlich komplexer als die älteren Anlagen. Zusätzlich verfügen diese auch über das neuste Kamerasystem zur Qualitätsüberwachung. Herr Markovic orchestriert mehrere Anlagen parallel. Über sein Tablet hat er immer die wichtigsten Maschinenparameter im Blick. Die Predictive Maintenance Anwendung läuft sehr stabil, sodass er Instandhaltungsarbeiten an verschiedenen Systemen meist in seine Frühschicht legt. Somit lernen auch die Auszubildenden, die in den ersten Monaten vorwiegend zu dieser Schicht im Betrieb sind, wie diese Arbeiten durchzuführen sind. Dieses On-the-Job-Training führt Herr Markovic auch mit erfahreneren KollegInnen durch, um sie ebenfalls in der Bedienung des neuen Anlagentyps zu schulen.

Rüstprozesse und Reinigungsarbeiten werden nicht mehr von Stanz- und Umformmechatronikern erledigt, sondern von Anlagenbedienern und Einrichtern. Die Robustheit und Autonomie der Anlagen sowie das Wegfallen von Rüst- und Reinigungsprozessen erlaubt es, die Anlagen flexibel mobil zu orchestrieren. Herr Markovic nutzt dies besonders in der Nachtschicht. Tritt ein Störfall auf, entscheidet er selbstständig, welche Maßnahmen ergriffen werden. Kleinere Auffälligkeiten lassen sich oft aus der Fernwartung beheben. Bei unerwartet komplexeren Problemen kontaktiert Herr Markovic seine TeamkollegInnen in der Produktion vor Ort. Diese ermöglichen ihm mittels Augmented Reality (AR) einen Blick auf die Anlage zu werfen und gemeinsam mit KollegInnen vor Ort die meisten Fehler zu beheben. Die mobile Arbeit ist in der Produktion so geregelt, dass die Beschäftigten innerhalb kürzerer Zeit notfalls auch zum Standort kommen können. Bei größeren Problemen beheben Herr Markovic und weitere SpezialistInnen diese gemeinsam vor Ort.

Kompetenzen 2030 und Maßnahmen zur Befähigung der Beschäftigten

Die Stellenbezeichnung wird 2030 eher „Stanz- und Umformmechatroniker“ lauten. Dies begründet sich maßgeblich durch die komplexeren Anlagen, die mit vielen Elektronikkomponenten ausgestattet sind. Um die Anforderungen zu erfüllen, sind ergänzend zum Status quo 2020 folgende Kompetenzen erforderlich: Berufsspezifische und technologische Kenntnisse in den Bereichen Steuerungstechnik, Elektrik > 220V, Optik und Pneumatik, sichere Bedienung der Anlagensoftware, hohes Sicherheits-/ Qualitäts-/ Umweltbewusstsein, Flexibilität, eigenständige Arbeitsweise, hohe Entscheidungsfähigkeit, Priorisierung von Aufgaben, Problemlösefähigkeiten, Teamfähigkeit, Kommunikationsfähigkeit, Wissensvermittlung, und das Anleiten von KollegInnen.

Diese und weitere Rollen bzw. Kompetenzprofile wurden von KKS in einem für das gesamte Unternehmen entwickelten „Kompetenz-Baukasten“ definiert. Die Führungsverantwortlichen aller Bereiche, sowohl operativ als auch administrativ, haben zunächst als Zwischenschritt für das Jahr 2025 gemeinsame Ziele festgelegt und daraus abgeleitet, welche Kompetenzen bspw. im Bereich Stanzen zukünftig erforderlich sein werden. Nachdem die zukünftigen Rollen festgelegt sind, können Beschäftigte wie Herr Markovic über verschiedene Maßnahmen für ihre Aufgaben 2030 befähigt werden. Zunächst wird

es erforderlich sein, technologische und berufsspezifische Kenntnisse (Elektronik, Steuerungstechnik, Optik) zu vermitteln. Dies kann bspw. über Weiterbildungsmaßnahmen außer Haus oder zunehmend auch über e-Learning-Angebote erfolgen. Auch die IHK-Ausbildung in diesem Bereich müsste angepasst werden. Das ehemals eher starre Ausbildungssystem sollte flexibilisiert werden. Unternehmen könnten zusätzlich zu einer standardisierten Grundausbildung weitere Vertiefungsmodule für ihre Auszubildenden, bspw. im Bereich Elektronik oder Pneumatik, wählen. Von jüngeren Beschäftigten wird erwartet, dass diesen der Umgang mit Tablets und Smart Glasses leichter fällt. Daher könnten ältere Beschäftigte über ein Tandem-Modell in die sichere Bedienung neuer Technologien durch jüngere KollegInnen eingeführt werden, während diese Prozesswissen vermittelt bekommen.

Zusammenarbeit und Führung werden bei KKS als wichtige Instrumente für den gemeinsamen Erfolg verstanden. Analog zu einer Fußballmannschaft und ihrem Umfeld wurden 12 Erfolgsgeheimnisse anhand der Dimensionen Spieler, Team, Trainer und Club verdeutlicht. Durch diese Analogie können Aufgaben der Spieler analog zu den Spielpositionen auf dem Fußballplatz, das Zusammenspiel im Team, die Aufgaben der Trainer als Führungskräfte und das Zusammenwirken aller Einzelteile im Club jedem zugänglich gemacht werden. Die wesentliche Basis dieser Prinzipien stellen das Verständnis als Mannschaft und eine hohe Vertrauensbasis dar. Diese Vertrauensbasis wird insbesondere in der Zukunft benötigt, wenn sich Handlungsspielräume für Mitarbeiter erweitern und ein klares Zusammenspiel im Team verankert sein muss. Jeder muss in der Lage sein, den blinden Pass auf den Mitarbeiter zu spielen, also seinen und den Entscheidungsraum anderer zu kennen und ihn auch effizient zu nutzen, um gemeinsam erfolgreich zu sein.

Diese Werte und Prinzipien für gute und langfristige Mitarbeitendenbeziehungen sind fest in der Unternehmenskultur verankert, nicht zuletzt durch die KOSTAL Werte und den Ansatz zu Zusammenarbeit und Führung. [76]

Bild 5 stellt die Persona 2020 und 2030 für KKS zusammenfassend gegenüber:

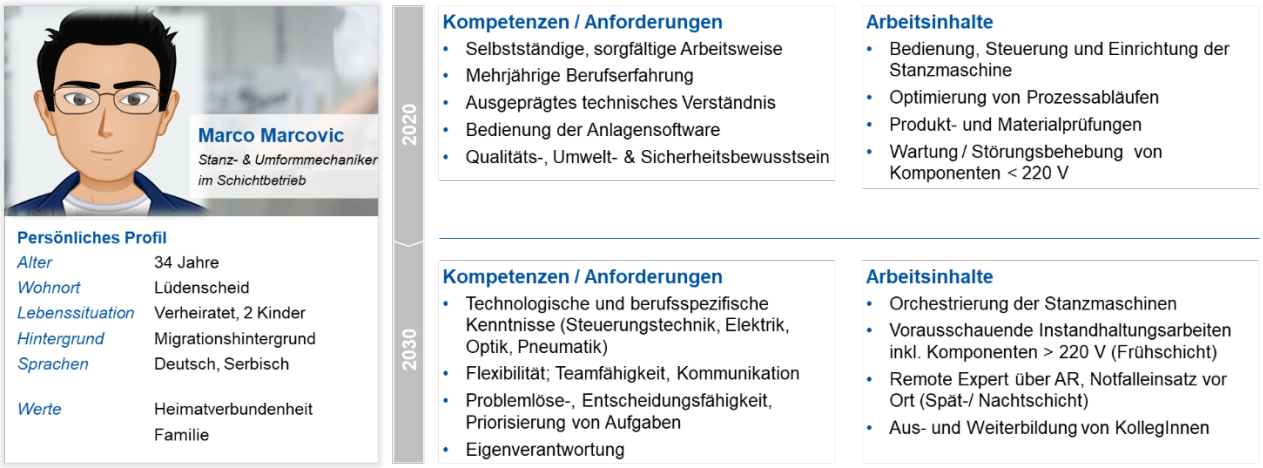


Bild 5: Persona KOSTAL Kontakt Systeme – 2020 vs. 2030

4.2 Fallbeispiel 2: Henkel AG & Co. KGaA

Unternehmensbereich Laundry & Home Care – Weltweiter Marktführer für Wasch- und Reinigungsmittel

Die Konzernzentrale und auch der global zweitgrößte Produktionsstandort der Henkel AG & Co. KGaA liegen im nordrhein-westfälischen Düsseldorf. Hier arbeiten ca. 5.800 Beschäftigte aus mehr als 70 Nationen. Henkel bildet in Düsseldorf in 18 Berufen aus. Die Fläche des Werksgeländes umfasst 1,4 km². [77]

Beschäftigung in der Produktion

Arthur Schäfer 2020

Die Persona Arthur Schäfer arbeitet seit 15 Jahren bei der Fima Henkel am Standort Düsseldorf als Linientechniker im Bereich Pressen, in dem bspw. Spülmaschinentabs der Marke Somat hergestellt werden. Nach dem Realschulabschluss hat der heute 43-Jährige seine Ausbildung im technischen Bereich in einem mittelständischen Betrieb in Hessen absolviert und dort einige Jahre gearbeitet. Nachdem er seine heutige Ehefrau kennengelernt hat, sind sie in ihre Heimat nach Neuss gezogen, wo sie seitdem mit ihren beiden Kindern leben. Beide haben russische Wurzeln und einen großen russischstämmigen Freundeskreis. Herr Schäfer spielt mit seinen Kindern regelmäßig Konsolenspiele. Seit neustem besitzt die Familie auch Virtual Reality (VR)-Spiele. Zur Kommunikation und zur Informationsbeschaffung werden meist Smartphone oder Tablet genutzt.

Bei seiner Arbeit benötigt Herr Schäfer bislang wenige neuere Technologien. Die Kommunikation findet vorwiegend persönlich oder mit dem Festnetztelefon statt. Seit ein paar Monaten wird allerdings als neues Kommunikationsmedium die Videotelefonie mit Skype getestet. Seine Hauptaufgaben bestehen darin, einen einwandfreien Produktionsablauf der zugeordneten Anlage sicherzustellen. Dies umfasst insbesondere auch regelmäßige Instandhaltungsmaßnahmen und die Behebung von Störungen. Dazu sind zunehmend Herrn Schäfers Kompetenzen zur eigenständigen Problempriorisierung gefragt. Zur Ausführung dieser Tätigkeiten genügen klassische Werkzeuge und ein PC, mit dessen Hilfe er die Daten zur Online-Effizienz-Dokumentation erfasst. Er arbeitet in einem teilkontinuierlichen Wechselschichtsystem; fünf Tage pro Woche, jeweils eine Woche Früh-, Spät- oder Nachtschicht. Zusätzlich zu seinen Kernaufgaben führt er Flurförderfahrzeuge und ist auch für die Reinigung seiner Anlagen zuständig. Wie seine KollegInnen, notiert Herr Schäfer auf dem analogen Shopfloorboard regelmäßig nach Schichtende festgelegte Kennzahlen wie die Ausschussquote. Zusätzlich hat er die Möglichkeit, Auffälligkeiten oder Verbesserungsvorschläge aufzuschreiben, die von den Vorgesetzten bearbeitet und entsprechend gekennzeichnet werden. Somit konnte Herr Schäfer bereits in Zusammenarbeit mit seinen KollegInnen die Prozesse verbessern und gleichzeitig seine Arbeit komfortabler gestalten. In den nächsten zwei Jahren strebt er eine Weiterbildung als Schichtleiter an, da er, auch durch diese Maßnahmen, motiviert ist weiter Verantwortung zu übernehmen.

Arthur Schäfer 2030

Arthur Schäfer ist im Jahr 2030 weiterhin bei Henkel im Bereich Pressen tätig. Als Teilbereichsverantwortlicher hat er mehr Verantwortung übernommen. Er überwacht mehrere, unterschiedliche Anlagen in seinem Produktionsabschnitt. In seinen Verantwortungsbereich fällt auch die Schichtplanung und Koordination seiner KollegInnen. Um seine Aufgaben zu erfüllen, ist es besonders wichtig, dass er stets einen guten Überblick über wichtige Kennzahlen und den Produktionsprozess hat. Dies erlaubt ihm, in seinem Verantwortungsbereich Entscheidungen selbstständig zu treffen. Durch seine Methoden- und Digitalkompetenz kann er sich selbst Informationen beschaffen, diese bewerten und

interpretieren, sodass er auch kleinere Verbesserungsmaßnahmen eigenständig mit seinem Team umsetzt. Da er für mehrere Anlagentypen verantwortlich ist, hat er sich breites Wissen über die Funktionsweise und technischen Spezifikationen der einzelnen Typen aufgebaut, sodass er häufiger auftretende Probleme selbst lösen kann. Bei spezifischen Fragestellungen und Entscheidungen, die seinen Verantwortungsbereich überschreiten, kann er sich an eines der global verteilten Kompetenzzentren wenden. Dort sitzen ExpertInnen, welche die Beschäftigten an den verschiedenen Standorten in komplexeren Sachverhalten unterstützen. So kann Herr Schäfer bei komplexen Störungen an seinen Anlagen Unterstützung von KollegInnen aus den Kompetenzzentren anfragen. Während seiner Tätigkeit achtet er darauf, Energieressourcen zu schonen. Ebenso hat sich auch ein Teil der Rohstoffe geändert, um die Produkte mitsamt der Verpackung möglichst nachhaltig zu gestalten.

Kompetenzen 2030 und Maßnahmen zur Befähigung der Beschäftigten

Um die Anforderungen zu erfüllen, die sich aus dem dargestellten Tätigkeitsprofil ergeben, werden 2030 folgende Kompetenzen wichtig: Ganzheitliches Verständnis über den Produktionsprozess, Kenntnisse über die Funktionsweise der Anlagen, Methodenkompetenz, Technologievertrauen und sichere Nutzung, hohes Sicherheits-/ Qualitäts-/ Umweltbewusstsein, eigenständige Arbeitsweise, hohe Entscheidungsfähigkeit, Priorisierung von Aufgaben, Teamfähigkeit, und Kommunikationsfähigkeit.

Durch die Initiative „Digital Upskilling“ [78], welche Anfang 2019 konzernweit gestartet worden ist, befähigt Henkel die Beschäftigten für die Arbeit der Zukunft. Als agiles Trainingsprogramm wird es sukzessive mit den Projektteams aus verschiedenen Bereichen entwickelt. Diese Vorgehensweise erlaubt es, Inhalte, Kompetenzen, Technologie und Kultur parallel zu fokussieren [79].

2030 haben Beschäftigte wie Herr Schäfer eine maßgeschneiderte Weiterbildung zunächst zu digitalen Grundkenntnissen erhalten. Über Online-Plattformen wurde ein einheitliches Verständnis über Begrifflichkeiten wie Industrie 4.0 oder Cloud-Technologien geschaffen. Nachfolgend wurde er zu fachspezifischen, technologischen Themen im Bereich IT-Anwendungen in der Produktion und grundlegender Analytik weitergebildet. Dies befähigt ihn bspw. die Funktionsweise von Entscheidungsunterstützungssystemen nachvollziehen zu können und erhöht zugleich das Vertrauen in diese Systeme.

Aufgrund der globalen Verteilung ist es wahrscheinlich, dass die ExpertInnen Englisch sprechen. Um Beschäftigte ohne sichere Sprachkenntnisse zu unterstützen, ist es denkbar, eine KI-basierte Simultanübersetzung in Anspruch zu nehmen. Über AR-Anwendungen können so einerseits Bild und Ton übermittelt, andererseits auch Anleitungen und Feedback in beliebiger Sprache zurückgespielt werden. Dies ermöglicht den Beschäftigten verschiedener Ebenen, die globalen Kompetenzzentren zu nutzen bzw. auch Teil dieser zu werden.

Bild 6 stellt die Persona 2020 und 2030 für Henkel zusammenfassend gegenüber:

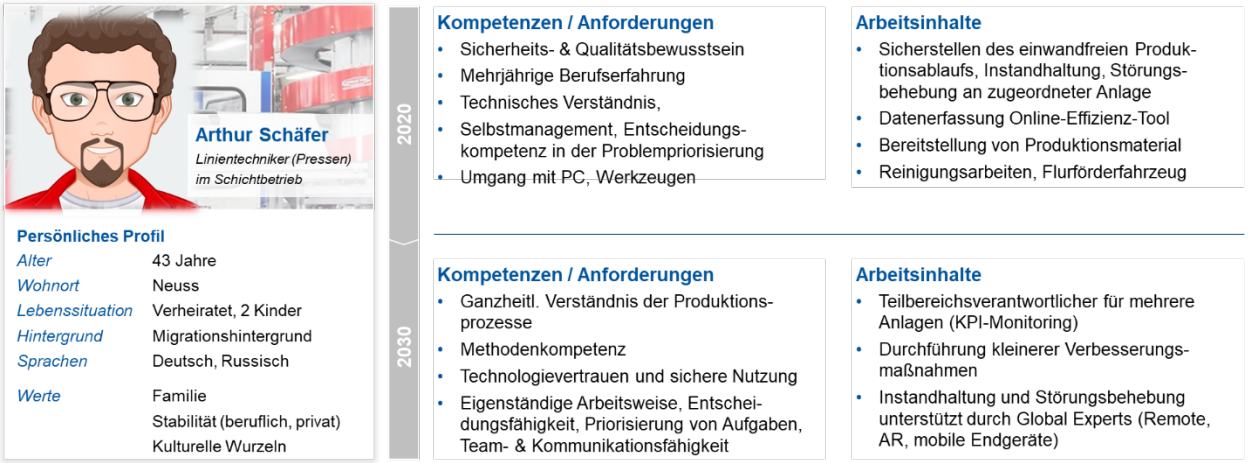


Bild 6: Persona Henkel – 2020 vs. 2030

4.3 Implikationen für die zukünftige Beschäftigungsfähigkeit

Zusammengefasst lassen sich zukünftig aus Sicht des Expertenteams am Beispiel der beiden Unternehmen KKS und Henkel die Tätigkeitsprofile der Beschäftigten in zwei Kategorien unterteilen. In Abhängigkeit des Tätigkeitsprofils und der zu erledigenden Aufgaben ist es wahrscheinlich, dass sich einerseits generalistische, andererseits spezialisierte Kompetenzprofile herausbilden.

Generalistisch geprägte Profile auf Shopfloorebene zeichnen sich durch ein ganzheitliches Prozessverständnis aus. Wichtig werden hierbei Methodenkompetenzen im Bereich des Selbstmanagements. Da die Beschäftigten in diesen Bereichen auf ExpertInnen zurückgreifen können, sind sie eher in der Lage, auch andere Anlagentypen zu bedienen und entsprechend anpassungsfähig. Ebenso erfordert die Notwendigkeit sich anleiten zu lassen, ein gewisses Maß an Flexibilität, Kommunikationsfähigkeit und sozialer Kompetenz. Besonders wenn auf globale Netzwerke zurückgegriffen wird, aber auch im Umgang mit zunehmender Diversität in deutschen Unternehmen, ist interkulturelle Kompetenz gleichsam bedeutend.

Die Gruppe der Spezialisten wiederum ist geprägt durch tieferes Technikverständnis. Durch die wachsende Komplexität der Fertigungsanlagen werden interdisziplinäre Kenntnisse zunehmend wichtiger. So werden auch bei ehemals eher klassischen technischen Berufen, Kenntnisse über Elektrik oder allgemeine physikalische Zusammenhänge wichtiger. Da die Anforderungen im Bereich naturwissenschaftlicher Grundkenntnisse hier bereits zu Beginn der Ausbildung hoch sind, wird angenommen, dass zukünftig das (Fach-)Abitur Voraussetzung für diese Berufe sein wird.

Für beide Gruppen gilt, dass sich die Anforderungen in Bezug auf technologische Fachkenntnisse erhöhen. Im IoP müssen auch Beschäftigte auf Shopfloorebene grundsätzliche Zusammenhänge aus Daten erkennen können. Im Bereich der Generalisten wird angenommen, dass diese bereits soweit aufbereitet sind, dass direkte Handlungsempfehlungen ausgegeben werden. Da aber in diesem Kontext mit Wahrscheinlichkeiten gerechnet wird, die mit Unsicherheiten einhergehen, obliegt es den Beschäftigten auch hier kritisch hinterfragen zu können, ob diese Empfehlungen ohne Einschränkungen umsetzbar sind. Treten daher, basierend auf einem übergreifenden Prozessverständnis und einem Grundverständnis über die Arbeitsweise der Entscheidungsassistenzsysteme, Zweifel auf, können zur weiteren Interpretation der Empfehlungen ExpertInnen aus bspw. übergeordneten Kompetenzzentren herangezogen werden.

Im Bereich der Spezialisten ist es wahrscheinlicher, dass diese keine direkten Handlungsempfehlungen angezeigt bekommen. Sie nehmen im Rahmenmodell des IoP die Rolle der sog. *Smart Experts* ein. Basierend auf ihrem Technikverständnis sind die Smart Experts in der Lage, auch selbständig Zusammenhänge ableiten zu können, sodass sie bspw. die Prozessdaten einer Anlage analysieren und interpretieren können, um selbst Änderungen im Prozess vorzunehmen oder aber die gewonnenen Erkenntnisse an KollegInnen in Form von klaren Anweisungen weiterzugeben. Dazu müssen sie mit entsprechender Software und verschiedenen Endgeräten, z. B. den Umgang mit Smart Glasses oder Tablets in Verbindung mit Software wie *oculavis Share*, die den Remote Support unterstützt, sicher umgehen können. Auf der Shopfloorebene ist allerdings davon auszugehen, dass sich die Analysen auf grundlegende Statistik beschränken, die bereits heute schon auf dieser Ebene Verwendung findet. Komplexere Untersuchungen werden von Datenanalysten durchgeführt. Zusammengefasst verfügt der Smart Expert über vertieftes technisches Wissen für sein spezifisches Aufgabengebiet sowie Basiswissen über die Grundlagen des IoP. Komplettiert wird das Profil des Smart Expert über fundierte Methodikkompetenzen, insbesondere im Bereich Digital- und Datenkompetenz, die es ihm/ ihr erlauben, basierend auf den Daten des IoP, Entscheidungen zu treffen und diese über verschiedene Kommunikationswege an KollegInnen weiterzugeben.

Allgemein wird bei beiden Profilen eine hohe Technologieakzeptanz essentiell sein. Handlungsempfehlungen können durch KI bspw. auf mobilen Endgeräten, z. B. Tablets oder Smart Glasses ausgegeben werden, weswegen eine hohe Akzeptanz und ein sicherer Umgang mit diesen Technologien erforderlich ist. Außerdem ist es wahrscheinlich, dass durch die zunehmende Komplexität der Fertigungsanlagen ein größer werdender Anteil der Qualifizierung in den Unternehmen selbst stattfinden muss. Werden heute die Auszubildenden in den ersten sechs Monaten vorwiegend in Berufsschulen ausgebildet, so wird die Qualifizierung innerhalb der Unternehmen früher erwartet. Dies hat den Vorteil, dass Auszubildende parallel Theorie und Praxis verknüpfen und spezifische Fragestellungen direkt zu Beginn besprochen werden können. Allgemein wird erwartet, dass in der initialen Vermittlung der Grundlagen, neben Themen wie Organisation und Rollenverteilung in produzierenden Unternehmen, ein stärkerer Fokus auf Daten und Statistik gelegt wird, z.B. welche Typen von Fertigungsdaten und welche Analyseformen gibt es und wie kann mit Unsicherheiten umgegangen werden. Eine weitere Kernkompetenz, die bereits im Jahre 2020 wichtig ist, wird das lebenslange Lernen sein. Dies gilt besonders für ältere Beschäftigte über 50 Jahre, deren Anteil 2030 tendenziell zunehmen wird. Sie werden motiviert, sich auch im höheren Alter, kontinuierlich über Weiterbildungen fortzubilden. Als Grundlage hierfür gilt die innere Einstellung, sich Veränderungen nicht nur anpassen zu können, sondern diesen offen gegenüberzustehen, um Innovationen im Unternehmen mitumzusetzen und so zur Wettbewerbsfähigkeit beizutragen.

Die in den Use Cases KKS und Henkel als besonders relevant identifizierten KSAOs sind nachfolgend entsprechend des in Kap. 1.2 eingeführten theoretischen Modells zur industriellen Beschäftigungsfähigkeit hervorgehoben:

(1) Berufs- und technologisches Fachwissen: *Lebenslanges Lernen, Technologie-akzeptanz, IKT-Kompetenz, technisches Grundverständnis, ganzheitliches Prozessverständnis, grundlegende Datenkompetenz.*

(2) Anpassungsfähigkeit: *Flexibilität, Offenheit, Adaptionsvermögen, Lernbereitschaft.*

(3) Soziale Fähigkeiten: *Teamfähigkeit, Kommunikationskompetenz, kulturelle Kompetenz.*

(4) Selbstmanagement: *Eigenverantwortung, selbständiges Arbeiten, Zeitmanagement, Problemlösefähigkeit, Entscheidungsfähigkeit, kritisches Denken.*

Als Implikation für zukünftige Beschäftigungsfähigkeit lässt sich festhalten, dass innerhalb eines Unternehmens beide Profile wichtig sind. Um erfolgreich Werte aus den Potenzialen des IoP mithilfe der Beschäftigten und ihren Kompetenzen zu generieren, ist eine Kombination aus Generalisten und Spezialisten erforderlich. Wie die Anteile gewichtet sein müssen, ist für jedes Unternehmen individuell festzulegen, da die Anforderungen abhängig von Produkten, Produktionsprozessen, Organisationsstruktur etc. sind.

5 Handlungsempfehlungen

Ausgehend von dem entwickelten Szenario 2030 und den aufgeführten Fallbeispielen lassen sich Handlungsempfehlungen für eine langfristig erfolgreiche Beschäftigungsfähigkeit formulieren.

Soziopolitische Faktoren: Übergreifende Empfehlungen für den Industriestandort Deutschland

Auf der Ebene soziopolitischer Faktoren wird zunächst aus gesellschaftlicher und politischer Perspektive betrachtet, wie sich die Industrielle Beschäftigungsfähigkeit der erwerbsfähigen Bevölkerung bspw. über Gesetzgebungen oder Bildungsstandards sicherstellen und gezielt fördern lässt. Politik und Gesellschaft haben die gemeinsame Aufgabe, lebenslanges Lernen als eine kontinuierliche Befähigung und Weiterbildung zu ermöglichen, anstatt Bildung statisch auf die ersten Lebensphasen zu legen [80]. Eine Hauptaufgabe wird die Befähigung der erwerbsfähigen Bevölkerung sein, die Potenziale der Digitalisierung souverän handzuhaben [80]. Dies lässt sich unter dem Begriff „Digitalkompetenz“ zusammenfassen. Diese wird verstanden als Fähigkeit zum kompetenten Umgang mit digitalen Technologien, zum eigenständigen und verantwortungsvollen Handeln in der digitalisierten Lebenswelt sowie als gesellschaftlich relevante Kulturtechnik [81].

Zur Förderung der Digitalkompetenz ist 2019 der DigitalPakt Schule bundesweit gestartet. Dieser stellt die rechtlichen Rahmenbedingungen und finanziellen Ressourcen zur Verfügung [82]. Die finanziellen Mittel erlauben es, Schulen technisch auszustatten und in der Erstellung eines zukunftsweisenden Medienkonzepts zu unterstützen. Um eine professionelle Vermittlung von Medien- und Digitalkompetenzen zu gewährleisten, ist es ebenso notwendig, die Lehrkräfte im Informatikbereich weiterzubilden [83]. Für die Umsetzung sind maßgeblich die Länder verantwortlich, z. B. Infrastrukturen zu schaffen, adaptierte Lehrinhalte und Lernziele in Lehrplänen umzusetzen und die Lehrkräfte fortzubilden [80].

Für die Zukunft könnte diskutiert werden, die Lehrinhalte bundesweit zu standardisieren. Die Ausbildung der Digitalkompetenz beginnt spätestens im Grundschulalter. Bereits dann sollten SchülerInnen an den kompetenten Umgang mit digitalen Medien und den Auswirkungen auf verschiedene Lebensbereiche herangeführt werden. In der Sekundarstufe ist es notwendig, das technische Grundverständnis zu lehren [80]. Wichtig sind z. B. die Vermittlung grundlegender Statistik als Basis von komplexeren Algorithmen und erster Programmierkenntnisse, sodass SchülerInnen in die Lage versetzt werden, die Mechanismen hinter vielen digitalen Angeboten nachvollziehen zu können und diese auch kritisch zu hinterfragen. Zusätzlich ist es zukünftig weiterhin wichtig, verstärkt naturwissenschaftliche und technische Grundlagen zu vermitteln, da diese bspw. die Grundlage zum Verständnis vieler Fertigungsprozesse darstellt.

Die Vermittlung der Digitalkompetenz setzt sich in der weiterführenden Ausbildung fort. Universitäten werden ebenso wie Schulen die Infrastruktur zur Digitalisierung in der Lehre anpassen müssen [83]. Zudem ist es erforderlich, auch die Inhalte der universitären Lehre zu reformieren. Initiativen wie das Förderprogramms „Data Literacy Education.nrw“ unterstützen bspw. die RWTH Aachen seit Januar 2020 darin, Studierende aller Fakultäten Datenkompetenzen, z. B. in der Analyse und Interpretation großer Datenmengen, zu vermitteln.

Im Bereich der beruflichen Ausbildung wird ebenfalls eine Anpassung der Inhalte und genutzten Medien erforderlich. Besonders in den produktionstechnischen Ausbildungsberufen wird eine umfassende Anpassung der Inhalte, aufgrund der Änderungen durch Industrie 4.0 notwendig sein. Dazu sollten die aktuell sehr starren Ausbildungsrichtlinien flexibilisiert werden. Neben notwendigen Grundlagen, die weiterhin verpflichtend für alle Auszubildenden eines Berufszweigs sein müssen, könnte bspw. eine Auswahl zusätzlicher modularisierter Inhalte angeboten werden. Diese sollten von den Ausbildungsbetrieben ausgewählt und mit entsprechendem Praxisanteil in den Unternehmen vermittelt werden. Zugleich ist zu empfehlen, während der Ausbildung einen früheren Kontakt mit der praktischen Arbeit in der Produktion zu realisieren, um die Auszubildenden zu motivieren und das theoretisch Gelehrte durch praktische Beispiele vor Ort zu manifestieren.

Eine konkrete Maßnahme in diesem Bereich, in der die verschiedenen Institutionen zur beruflichen Aus- und Weiterbildung unterstützt werden, ist das im Oktober 2018 gestartete Projekt „NRWgoes.digital”. Die landesweite Qualifizierungsoffensive zur Digitalisierung im dualen System befähigt Ausbildungspersonal aus den Unternehmen des Maschinen- und Anlagenbaus, Lehrkräfte der technisch-gewerblichen Berufskollegs und Auszubildende im Maschinenbau zur zukünftigen Arbeit in Industrie 4.0 [84]. Die Qualifizierungen werden in drei Bausteinen umgesetzt. In der ersten Fortbildungsoffensive für Lehrkräfte und Ausbildungspersonal werden ganzheitliche und interdisziplinäre Kompetenzen, bspw. zur Smart Maintenance oder der Umgang mit Big Data und IT Security, an die Multiplikatoren vermittelt, um ihnen den Prozess und die Teilprozesse entlang der Wertschöpfungskette eines Produktionsnetzwerks der Smart Factory zu verdeutlichen. Der zweite Baustein besteht in der Entwicklung der neuen Lernmaterialien. Im Mobile Learning System werden für die Multiplikatoren Schulungsmaterialien mit dem Fokus auf eine hohe Fachlichkeit und für die Auszubildenden didaktisch aufbereitete Arbeitsmaterialen mit dem Fokus auf konsequente Handlungsorientierung zur Verfügung gestellt. Der dritte Baustein ist die Zusatzqualifikation „Digitale Fertigungsprozesse”, die zukünftig an den Berufskollegs in NRW angeboten wird. Mit der Zusatzqualifikation wird den Auszubildenden die Möglichkeit gegeben, sich entlang der Wertschöpfungskette die Prozesse einer Smart Factory zu erarbeiten und sich damit Fachwissen für die zukünftigen Veränderungen im Sinne der Industrie 4.0 anzueignen. Neben den klassischen Präsenzveranstaltungen werden neue und innovative Lehr- und Lernformen angewendet, z. B. durch Einbindung von digitalen Medien, orts- und zeitungebundenen Projektarbeiten und Webinaren [84].

Abschließend lässt sich weiterhin festhalten, dass es sowohl an Universitäten als auch in der beruflichen Aus- und Weiterbildung erforderlich ist, gezielt lebenslanges Lernen zu vermitteln und zu fördern, da zu erwarten ist, dass Gelerntes zukünftig noch schneller überholt sein wird [80,85]. Dies wird besonders Unternehmen vor (monetäre) Herausforderungen stellen. Der Bund und die Länder können durch praxisnahe Forschungsförderung unterstützen, sodass erforderliche Kompetenzen identifiziert und geeignete Maßnahmen zur Vermittlung entwickelt werden können. Unmittelbar kann der Staat über Steuervorteile Unternehmen motivieren, in Weiterbildungsprogramme zu investieren.

Durch eine gezielte Förderung würde der gesellschaftliche Stellenwert des lebenslangen Lernens als Maßnahme zur Erhöhung der Beschäftigungsfähigkeit der Bevölkerung hervorgehoben, was langfristig Wettbewerbsvorteile und die Innovationsfähigkeit Deutschlands sichert [86].

Faktoren auf Arbeitgeberseite: Empfehlungen auf Unternehmensebene

Unternehmen sind besonders im Bereich der beruflichen Weiterbildung maßgeblich für die Weiterqualifizierung der Beschäftigten verantwortlich. Wie bei Henkel und KKS ist es zunächst erforderlich, die Umstellung auf kontinuierliches Lernen als Change Projekt im Unternehmen zu etablieren und Rahmenbedingungen zu schaffen [85]. Die oberste Führungsebene sollte sukzessive eine lernförderliche Unternehmenskultur und Personalführung aufbauen, die der fortlaufenden Qualifizierung einen hohen Stellenwert gibt [87]. Dies beinhaltet die Freigabe finanzieller Mittel, eine Erhöhung der Sichtbarkeit umgesetzter und geplanter Maßnahmen und besonders die Vorgabe einer grundlegenden Stoßrichtung [85,88]. Eine Integration des Lernens in die Unternehmenskultur impliziert auch Betriebsvereinbarungen zu Lernzeiten, um ein Lernen während der Arbeitszeit zu ermöglichen, und besonders auf der Shopfloorebene entsprechende Entlohnungsregelungen, z. B. Akkordlöhne, die einem Lernen während der Arbeitszeit nicht entgegenstehen [87]. Weiterhin bietet es sich an, die Lernaktivitäten in das Leistungsprofil der Beschäftigten zu integrieren und Lernen als Teil des regulären Arbeitspensums zu etablieren [85].

Das mittlere Management und das Fachpersonal ist dafür verantwortlich, allgemeinere Vorgaben in konkrete Kompetenzen und Lernaktivitäten zu übertragen [85]. Dies umfasst z. B. das Entwerfen neuer Tätigkeitsprofile und die Ermittlung des Schulungsbedarfs einzelner Beschäftigter über eine Abfrage des Status quo relevanter Kompetenzen.

Auf Unternehmensebene können die Beschäftigten und zukünftigen Auszubildenden besonders durch arbeitsplatznahes Lernen und entsprechende organisationale Strukturen des Arbeitsprozesses wie digitalisierte Geschäftsprozesse, Wissenstransfer, aber auch On-the-Job-Training und Tandem-Modelle mit altersgemischten Teams, bei dem mindestens zwei Beschäftigte an einer Anlage tätig sind, gefördert werden [87,89,90].

Eine geeignete Form für das Lernen am Arbeitsplatz ist bspw. die Bereitstellung von kleinen modularen Lerninhalten, das sogenannte Micro-Learning, in dem grundlegende Begrifflichkeiten und Zusammenhänge vermittelt werden [86]. Im Bereich der Produktion würden sich hier Informationen über die Zusammensetzung wichtiger Kennzahlen, die für die Beschäftigten entscheidungsrelevant sind, eignen. Demnach wäre zu klären, welche Daten dort einfließen und wie die Berechnung erfolgt. Eine weitere Form der Wissensvermittlung stellt die Bereitstellung von Informationen zu einzelnen Prozessschritten durch Assistenzsysteme dar [87]. Ergänzend zu der Funktion als Unterstützungssystem lassen sich bspw. auch AR-Anwendungen nutzen, um über Smart Glasses Beschäftigte in der Bedienung komplexer Anlagen oder neuer Montageprozesse zu trainieren.

Neben Maßnahmen, in denen die Beschäftigten vorwiegend auf sich alleine gestellt lernen, fördern Konzepte, in denen mehrere Mitarbeitende zusammenarbeiten, zugleich Kommunikationskompetenz, Teamfähigkeit und soziale Intelligenz. Eine Möglichkeit, die auch im Projekt „NRWgoesdigital“ umgesetzt wird, sind die sog. Train-the-Trainer-Konzepte. Darin werden ausgewählte und didaktisch geschulte Mitarbeitende extern bspw. in neuen Fertigungstechnologien oder in der Bedienung und Instandhaltung einer neuen Anlage geschult. Diese Mitarbeitenden geben dann im Betrieb ihr Wissen weiter. Ein ähnliches Modell stellt das Tandem-Prinzip dar. Dies ist besonders in der Vermittlung von Inhalten zur Technologieakzeptanz und im späteren Umgang sowie zur Verfestigung von Prozesswissen und der Weitergabe von Expertenwissen geeignet [89]. Eine weitere bedarfsorientierte Qualifizierungsmaßnahme stellt die Job Rotation dar [89]. Durch den

Wechsel der Tätigkeiten, bspw. durch das Bedienen verschiedener Anlagentypen lernen die Beschäftigten am Arbeitsplatz neue Inhalte kennen. Erfahrenere KollegInnen geben ihr Wissen weiter, wodurch der Erfahrungsaustausch und die Teamfähigkeit gefördert werden. Ebenso trainieren die neuen Aufgaben und wechselnde Teams die Beschäftigten in ihrer Flexibilität und Anpassungsfähigkeit.

Faktoren auf Arbeitnehmerseite: Empfehlungen auf Individualebene der Beschäftigten

Neben unternehmensinduzierten Personalentwicklungsprogrammen wird es zukünftig auch stark von jedem Einzelnen abhängen, inwiefern er oder sie bereit ist, seine Beschäftigungsfähigkeit zu erhalten und durch entsprechende Qualifizierungsmaßnahmen weiter auszubauen. Das Rahmenprogramm muss von der Politik, Ausbildungsstätten und den Unternehmen bereitgestellt und kontinuierlich aktuell gehalten werden. Beschäftigte und Auszubildende müssen relevante Qualifizierungsmaßnahmen in entsprechendem Umfang und hoher Qualität wahrnehmen können. Doch auch bei einem vielfältigen Angebot und individueller Förderung obliegt es den Einzelnen, ob und wie sie dies in Anspruch nehmen. Eine offene und motivierende Unternehmenskultur ist förderlich, möglichst viele Beschäftigte zu erreichen und diese zu einer aktiven Teilnahme an konkreten Qualifizierungsmaßnahmen zu motivieren [85]. Zugleich sollten Beschäftigte zukünftig jedoch auch verstärkt selbst aktiv nach Möglichkeiten zur Weiterbildung suchen und sich ggf. berufsbegleitend weiter qualifizieren, um gestiegenen Anforderungen, z. B. im IT-Bereich, gerecht zu werden. Weiterhin gilt, dass zukünftige Qualifizierungsformen häufig eine hohe Selbstorganisations- und Medienkompetenz erfordern [87]. Besonders letztere ist aktuell nicht immer in ausreichendem Maße vorhanden [87], obwohl diese zukünftig in nahezu allen Bereichen relevant sein wird und von den Unternehmen eingefordert werden kann. Für solche Kompetenzen, worunter bspw. auch ein Grundverständnis über Begrifflichkeiten im Themenfeld „Digitalisierung“ zählt, eignen sich bspw. private Weiterbildungen. Zur Vermittlung einer grundlegenden Medienkompetenz werden z. B. Weiterbildungen zum Umgang mit digitalen Medien über Volkshochschulen angeboten. Bei schon bestehenden Grundkenntnissen eignen sich offene Onlinekurse (MOOCs) für spezifische Angebote, z. B. über Datensicherheit oder Data Analytics. In Kombination einzelner Module könnten über dieses Format auch Produktionsmitarbeitende mit vertieften Kenntnissen der unternehmensspezifischen Prozesse und Anlagen besonders in den Bereichen Methodenkompetenz und Basiswissen zu Industrie 4.0 und dem IoP zu Smart Experts weiterbilden. Diese Kurse ermöglichen allen Interessierten, sich gezielt in ihrem eigenen Tempo weiterzubilden. MOOCs sind meist kostenlos; gegen eine Gebühr und entsprechende Nachweiserbringung werden aber auch Zertifikate ausgestellt, die das Erlernte belegen. Eng verknüpft mit der selbst-initiierten Weiterbildung, sind die innere Einstellung, offen gegenüber Neuem zu sein; sowohl bezogen auf organisationale Veränderungen als auch gegenüber neuen Technologien, sowie Notwendigkeit des lebenslangen Lernens selbst zu erkennen. Um dies jedoch erfolgreich umzusetzen, wird es zukünftig für Beschäftigte essentiell, eine gute Methodenkompetenz aufzuweisen, die es erlaubt, sich schnell in neue Prozesse und Fragestellungen einfinden zu können und entsprechende Informationen zu beschaffen und zu bewerten. Weitere zukünftige Kernkompetenzen, die sehr mit hoher Anpassungsfähigkeit und einer offenen inneren Grundhaltung verbunden sind, stellen Team- und Kommunikationsfähigkeit dar. Initial lassen sich diese Kompetenzen bspw. über das Weiterbildungsangebot der Industrie- und Handelskammern trainieren. So werden bspw. Kurse zum Zeit- und Selbstmanagement oder zur Kommunikation angeboten. Allerdings haben diese Fähigkeiten und notwendigen inneren Einstellungen miteinander gemein, dass sie, je häufiger gefordert und angewandt, sich verfestigen. Eine

dynamische Verkettung von Qualifikation und Arbeitsplatz trägt durch ihre räumliche Integration zu einem effizienten Übergang in den Arbeitsalltag bei [88]; sowohl der vermittelten Kompetenzen als auch der dazu erforderlichen persönlichen Einstellungen.

6 Fazit und Ausblick

Mit dem IoP wird die technologische Vision einer Industrie 4.0 Infrastruktur für produzierende Unternehmen bereits heute umgesetzt. Die damit einhergehenden Entwicklungen und Auswirkungen sind derzeit nicht vollkommen vorhersehbar – das gilt sowohl für das technologische als auch das soziale Teilsystem der Produktion. Insgesamt wird sich jedoch die Beschäftigungsfähigkeit in der Zukunft der Produktionsarbeit verändern. Konkrete Implikationen lassen sich ausgehend von dem entwickelten Zukunftsszenario in Kombination mit der Grundannahme, dass die Rolle des Menschen auch in 2030 und darüber hinaus unersetzlich für die Wertschöpfung ist, herleiten. Es hat sich gezeigt, dass zwei diametrale Kompetenz- bzw. Tätigkeitsklassen vorherrschen werden (Generalisten vs. Spezialisten, sog. Smart Experts). Diese zeichnen sich nicht durch eine erhöhte Anzahl, sondern einer veränderten Schwerpunktsetzung und Gewichtung einzelner KSAOs aus. Beispielsweise wird die Dimension Selbstmanagement insbesondere durch untergeordnete Kompetenzen wie Problemlösungsfähigkeit, Priorisierung von Aufgaben oder Entscheidungsfindung an Bedeutung gewinnen. Wenn Unternehmen ihr Geschäftsmodell anpassen und Beschäftigte der Produktion in der Folge Servicetätigkeiten bei den Kunden erbringen müssen, wird es noch wichtiger sein, dass sie selbstständig und eigenverantwortlich arbeiten.

Die Ergebnisse dieses Beitrags sind als realistische Vorausschau zur strategischen Unternehmensführung zu verstehen. Das letztliche Szenario und auch die Beschäftigungsfähigkeit werden von diversen Faktoren abhängen, die in dieser Form nicht gänzlich vorausbestimmt werden können. So stellt z. B. die COVID-19-Pandemie langfristig ausgebaute internationale Wertschöpfungsketten und Vertrauen in Regierungen infrage, sodass Unternehmen zukünftig stärker hinterfragen, welche Abhängigkeiten sie eingehen. Ebenso hat sich im Frühjahr 2020 gezeigt, dass bereits heute viele digitale Kommunikations- und Kollaborationsalternativen im Arbeitsalltag und im Bildungsbereich bestehen. Bspw. haben sich nach nur wenigen Wochen Videokonferenzen anstatt physischer Treffen für Meetings und Workshops zum Alltag geworden. In Schulen und Universitäten mussten Lehrende in kurzer Zeit digitale Formen der Wissensvermittlung umsetzen. Somit wurden bestehende Bedarfe, aber auch die Potenziale der Digitalisierung verstärkt aufgedeckt. Daher ist anzunehmen, dass dieser durch die Pandemie verursachte starke Einschnitt auch langfristig lange etablierte Formen der Arbeit verändern wird. Umso wichtiger wird es daher sein, die Entwicklung des sozialen Teilsystems parallel zur Entwicklung der Technologien und Infrastruktur aktiv zu gestalten. Auf diese Weise wird sichergestellt, dass sich Beschäftigte und Unternehmen im Sinne eines soziotechnischen Gesamtoptimums entwickeln.

Danksagung

Teile der in diesem Beitrag vorgestellten Arbeiten wurden im Rahmen des Forschungsprojektes „PreModIE – Predicitve Model of Industrial Employability“ (SCHM 1856/90-1) entwickelt. Die Autoren danken der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) für die Unterstützung.

Literatur

[1] Schuh, G.; Anderl, R.; Gausemeier, J.; ten Hompel, M.; Wahlster W. (Hrsg.): Industrie 4.0 Maturity Index. Die digitale Transformation von Unternehmen gestalten (acatech STUDIE). München: Utz, 2017.

[2] Klocke, F.; Bassett, E.; Bönsch, C.; Gärtner, R.; Holsten, S.; Jamal, R.; Jurke, B.; Kamps, S.; Kerzel, U.; Mattfeld, P.; Shirobokov, A.; Stauder, J.; Stautner, M.; Trauth, D.: Assistenzsysteme in der Produktionstechnik. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R. H.; Schuh, G. (Hrsg.): Internet of Production für agile Unternehmen: AWK Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium 2017, 18–19 May 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 287-313.

[3] Metzmacher, A. I.; Hellebrandt, T.; Ruessmann, M.; Heine, I.; Schmitt, R. H.: Aligning the Social Perspective with the Technical Vision of the Smart Factory. In: Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): Advances in Production Research. Proceedings of the 8th Congress of the German Academic Association for Production Technology (WGP), Aachen, November 19-20, 2018. Cham: Springer, 2018, S. 715–729.

[4] Hämmerle. M.; Pokorni, B.; Berthold, M.: Wie Digitalisierung und Industrie 4.0 die Arbeit der Zukunft verändert. In: Werther, S.; Bruckner, L. (Hrsg.): Arbeit 4.0 aktiv gestalten. Berlin: Springer, 2018, S. 5–15.

[5] Kagermann, H.; Wahlster, W.; Helbig, J.: Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0. Abschlussbericht des Arbeitskreises Industrie 4.0. URL: https://www.bmbf.de/files/Umsetzungsempfehlungen_Industrie4_0.pdf [Stand: 18.02.2020].

[6] Gebhardt, J.; Grimm, A.; Neugebauer, L. M.: Entwicklungen 4.0 – Ausblicke auf zukünftige Anforderungen an und Auswirkungen auf Arbeit und Ausbildung. In: Journal of Technical Education, 3. Jg., 2015, Nr. 2, S. 45-61.

[7] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Die digitale Agenda 2014–2017. Berlin. URL: https://www.digitale-agenda.de/Content/DE/_Anlagen/2014/08/2014-08-20-digitale-agenda.pdf?__blob=publicationFile&v=6 [Stand: 31.09.2019].

[8] Becker, W.; Ulrich, P.; Botzkowski, T.: Industrie 4.0 im Mittelstand - Handlungspotenziale und Umsetzung. In: Obermaier, R. (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0 und Digitale Transformation. Wiesbaden: Springer Gabler, 2019, S. 91-11.

[9] Wang, S.; Wan, J.; Li, D.; Zhang, C.: Implementing smart factory of industry 4.0: an outlook. In: International Journal of Distributed Sensor Networks. 12. Jg., 2016, Nr.1. DOI: https://doi.org/10.1155/2016/3159805.

[10] Bauernhansl, T.: Die Vierte Industrielle Revolution – Der Weg in ein wertschaffendes Produktionsparadigma. In: Vogel-Heuser, B.; Bauernhansl, T.; ten Hompel, M. (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0 Bd.4. Allgemeine Grundlagen. Berlin: Springer, 2017, S. 1-31.

[11] Thoben, K. D.; Wiesner, S.; Wuest, T.: Industrie 4.0 and Smart Manufacturing - A Review of Research Issues and Application Examples. In: International Journal of Automation and Technology. 11. Jg., 2017, Nr. 1, S. 4–16.

[12] Frazzon, E. M.; Hartmann, J.; Makuschewitz, T.; Scholz-Reiter, B.: Towards Socio-Cyber-Physical Systems in Production Networks. In: Procedia CIRP. 7. Jg., 2013, S. 49–54.

[13] Spath, D.; Ganschar, O.; Gerlach, S.; Hämmerle, M.; Krause, T.; Schlund, S.: Produktionsarbeit der Zukunft – Industrie 4.0. URL: http://www.produktionsarbeit.de/content/dam/produktionsarbeit/de/documents/Fraunhofer-IAO-Studie_Produktionsarbeit_der_Zukunft-Industrie_4_0.pdf [Stand: 17.02.2020].

[14] Davies, R.; Coole, T.; Smith, A.: Review of Socio-technical Considerations to Ensure Successful Implementations of Industry 4.0. In: Procedia Manufacturing. 11. Jg., 2017, S. 1288–1295.

[15] Apt, W.; Bovenschulte, M.: Die Zukunft der Arbeit im demografischen Wandel. In: Wischmann, S.; Hartmann, E. A. (Hrsg.): Zukunft der Arbeit – Eine praxisnahe Betrachtung. Berlin: Springer, 2018, S. 159–173.

[16] Loebe, H.; Severing, E.: Qualifikationstrends – Erkennen, Aufbereiten, Transferieren. Ergebnisse und Transferwege der Früherkennungsforschung am Beispiel einfacher Fachtätigkeiten. Bielefeld: Bertelsmann, 2008.

[17] Benešová, A.; Tupa, J.: Requirements for Education and Qualification of People in Industry 4.0. In: Procedia Manufacturing. 11. Jg., 2017, S. 2195–2202.

[18] Gudanowska, A. E.; Alonso, J. P.; Törmänen, A.: What competencies are needed in the production industry? The case of the Podlaskie Region. In: Engineering Management in Production and Services. 10. Jg., 2018, Nr. 1, S. 65–74.

[19] Leopold, T. A.; Zahidi, S.; Ratcheva, V.: The future of jobs report. 2018. http://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2018.pdf [Stand: 17.02.2020].

[20] Schlund, S.; Hämmerle, M.; Stölin, T.: Industrie 4.0 – Eine Revolution der Arbeitsgestaltung. Wie Automatisierung und Digitalisierung unsere Produktion verändern werden. URL: https://www.ingenics.com/assets/downloads/de/Industrie40_Studie_Ingenics_IAO_VM.pdf [Stand: 17.02.2020].

[21] Hecklau, F.; Orth, R.; Kidschun, F.; Kohl, H.: Human Resources Management: Meta-Study - Analysis of Future Competences in Industry 4.0. In: Proceedings 13th European Conference on Management, Leadership and Governance, ECMLG 2017. London, UK, 11.-12. Dezember 2017. Reading: ACPIL, 2017, S. 163-174.

[22] Spöttl, G.: Industrie 4.0 – Konsequenzen für die Facharbeiter/-innen! In: Jaschke, S.; Schwenger, U.; Vollmer T. (Hrsg.): Digitale Vernetzung der Facharbeit. Gewerblich-technische Berufsbildung in einer Arbeitswelt des Internets der Dinge. (Reihe: Berufsbildung, Arbeit und Innovation, Bd. 43). Bielefeld: Bertelsmann, 2016, S. 7-26.

[23] acatech: Kompetenzentwicklungsstudie Industrie 4.0. Erste Ergebnisse und Schlussfolgerungen. URL: https://www.acatech.de/wp-content/uploads/2018/03/acatech_DOSSIER_neu_Kompetenzentwicklung_Web.pdf [Stand: 10.03.2020].

[24] Dombrowski, U.; Riechel, C.; Evers, M.: Industrie 4.0 – Die Rolle des Menschen in der vierten industriellen Revolution. In: Kersten, W.; Koller, H.; Lödding, H. (Hrsg.): Industrie 4.0. Wie intelligente Vernetzung und kognitive Systeme unsere Arbeit verändern. Berlin: GITO, 2014, S. 129–153.

[25] Gehrke, L.; Kühn, A. T.; Rule, D.; Moore, P.; Bellmann, C.; Siemes, S.; Dawood, D.; Singh, L.; Kulik, J.; Standley, M.: White paper. A discussion of qualifications and skills in the factory of the future: a German and American perspective. Düsseldorf: VDI, 2015.

[26] Haeffner, M.; Panuwatwanich, K.: Perceived Impacts of Industry 4.0 on Manufacturing Industry and Its Workforce: Case of Germany. In: Şahin, S. (Hrsg.): 8th International Conference on Engineering, Project, and Product Management (EPPM 2017). Proceedings. Cham: Springer, 2018, S. 199–208.

[27] Hammermann, A.; Stettes, O.: Qualifikationsbedarf und Qualifizierung. Anforderungen im Zeichen der Digitalisierung. URL: https://www.iwkoeln.de/fileadmin/publikationen/2016/251836/Qualifikationsbedarf_IW_policy_paper.pdf [Stand: 10.03.2020].

[28] Pinzone, M.; Fantini, P.; Perini, S.; Garavaglia, S.; Taisch, M.; Miragliotta, G.: Jobs and Skills in Industry 4.0: An Exploratory Research. In: Lödding, H.; Riedel, R.; Thoben, K. D.; von Cieminski, G.; Kiritsis, D. (Hrsg.): Advances in Production Management Systems. The Path to Intelligent, Collaborative and Sustainable Manufacturing. IFIP WG 5.7 International Conference, APMS 2017, Hamburg, Germany, September 3-7, 2017, Proceedings, Part I. Cham: Springer, 2017, S. 282-288.

[29] Beierle, S.; Heine, I.; Letmathe, P.; Metzmacher, A. I.; Schmitt, R. H.: How to stay employable in the industrial sector: A systematic review of literature on Industrial Employability (2013 – 2018). I. E.

[30] Metzmacher, A. I.; Beierle, S.; Heine, I.; Paluch, S.; Letmathe, P.; Schmitt, R. H.: Employability 4.0 – Construct and conceptual scale development. I. E.

[31] Metzmacher, A. I.; Beierle, S.; Heine, I.; Paluch, S.; Letmathe, P.; Schmitt, R. H.: Developing and Validating the Predictive Model of Industrial Employability. I. E.

[32] Fink, A. l.; Siebe, A.: Handbuch Zukunftsmanagement. Werkzeuge der strategischen Planung und Früherkennung. Frankfurt/Main: Campus, 2006.

[33] Gausemeier, J.; Fink, A.; Schlake, O.: Scenario Management: An Approach to Develop Future Potentials. In: Technological Forecasting and Social Change, 59. Jg., 1998, Nr. 2, S. 111–130.

[34] Nowack, M.; Endrikat, J.; Guenther, E.: Review of Delphi-based scenario studies: Quality and design considerations. In: Technological Forecasting and Social Change, 78. Jg., 2011, Nr. 9, S. 1603–1615.

[35] Von Reibnitz, U.: Szenario-Technik: Instrumente für die unternehmerische und persönliche Erfolgsplanung. Wiesbaden: Gabler, 1992.

[36] Geschka, H.; Hammer, R.: Die Szenario-Technik in der strategischen Unternehmensplanung. In: Hahn, D.; Taylor, B. (Hrsg.): Strategische Unternehmungsplanung - Strategische Unternehmungsführung. Berlin: Springer, 1990, S. 311-336.

[37] Gausemeier, J.; Plass, C.: Zukunftsorientierte Unternehmensgestaltung – Strategien, Geschäftsprozesse und IT-Systeme für die Produktion von morgen. 2. Auflage. München: Hanser, 2014.

[38] Ittermann, P.; Niehaus, J.: Industrie 4.0 und Wandel von Industriearbeit–revisited. Forschungsstand und Trendbestimmungen. In: Hirsch-Kreinsen, H.; Ittermann, P.; Niehaus, J. (Hrsg.): Digitalisierung industrieller Arbeit. Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen. 2., aktualisierte und erweiterte Auflage. Baden-Baden: Nomos, 2018, S. 33-60.

[39] Vogler-Ludwig, K.; Düll, N.; Kriechel, B.; Vetter, T.: Arbeitsmarkt 2030 - Wirtschaft und Arbeitsmarkt im digitalen Zeitalter. Prognose 2016. Bielefeld: Bertelsmann, 2016.

[40] Brown, J.; Gosling, T.; Sethi, B.; Sheppard, B.; Stubbings, C.; Sviokla, J.; Williams, J.; Zarubina, D.; Fisher, L.: Workforce of the future – The competing forces shaping 2030. URL: https://www.pwc.com/gx/en/services/people-organisation/workforce-of-the-future/workforce-of-the-future-the-competing-forces-shaping-2030-pwc.pdf [Stand: 20.02.2020].

[41] Sinha, R.: Persona Development for Information-rich Domains. In: Cockton, G.; Korhonen, P. (Hrsg.): CHI EA '03: CHI '03 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, Ft. Lauderdale, FL, USA: ACM, 2003, S. 830–831.

[42] Beck, A.: Verwendung von Personas zur Erfassung von Anforderungen bezüglich Barrierefreiheit. In: Hassenzahl, M; Peissner, M. (Hrsg.): Tagungsband UP05. Stuttgart: Fraunhofer Verlag, 2005, S. 46-50.

[43] Pruitt, J.; Grudin, J.: Personas: practice and theory. In: Arnowitz, J.; Chalmers, A.; Swack, T. (Hrsg.): DUX '03: Proceedings of the 2003 conference on Designing for user experiences, San Francisco, CA, USA: ACM, 2003. DOI: https://doi.org/10.1145/997078.997089.

[44] Cooper, A.: The inmates are running the asylum. Indianapolis, IN, USA: Sams, 1999.

[45] Franz, W.: Arbeitsmarktökonomik. Berlin: Springer, 2006.

[46] Bothfeld, S.; Sesselmeier, W.: Arbeitsmarkt- und Beschäftigungspolitik. In: Mause, K.; Müller, C.; Schubert, K. (Hrsg.): Politik und Wirtschaft: ein integratives Kompendium. Wiesbaden: Springer, 2016, S. 1–42.

[47] Jesgarzewski, T.: Arbeitsrecht. Wiesbaden: Springer, 2019.

[48] Heilmann, J.; Raehlmann, I.; Schweres, M.: Arbeitswissenschaft und Arbeitsrecht - Gehalt und Funktion arbeitswissenschaftlicher Erkenntnisse im Arbeitsrecht. In: Zeitschrift für Arbeitswissenschaft. 69. Jg, 2015, Nr. 4, S. 258–268.

[49] Schlick, C. M.; Luczak, H.; Bruder, R.: Arbeitswissenschaft. Heidelberg: Springer, 2010.

[50] Hillebrandt, F.: Exklusionsindividualität. Moderne Gesellschaftsstruktur und die soziale Konstruktion des Menschen. Wiesbaden: VS, 1999.

[51] Geißler, R.: Die Sozialstruktur Deutschlands. Wiesbaden: Springer, 2014.

[52] Van Deth, J. W.; Scarbrough, E.: The Concept of Values. In: Van Deth, J. W.; Scarbrough, E.; Kaase, M. (Hrsg.): The impact of values. Oxford: Oxford Univ. Press, 1998, S. 79-98.

[53] von Lucadou, W.; Römer, H.: Schuld, Person und Gesellschaft. Systematische Perspektiven. In: Kick, H. A.: Schuld (Hrsg.): Bearbeitung, Bewältigung, Lösung. Strukturelle und prozessdynamische Aspekte. Münster: LIT, 2011, S. 79-98.

[54] Böhm, W.; Seichter, S.: Wörterbuch der Pädagogik. 17. Auflage. Stuttgart: UTB, 2017.

[55] Anzenbacher, A.: Bildungsbegriff und Bildungspolitik. In: Jahrbuch für christliche Sozialwissenschaften. 40. Jg., 1999, S. 12–37.

[56] Lehmann, E. E.; Wilhelm, D.: Digitalisierung, Disruption und Corporate Entrepreneurship. In: Keuper, F.; Schomann, M.; Sikora, L. I.; Wassef, R. (Hrsg.): Disruption und Transformation Management. Wiesbaden: Springer, 2018, S.239-266.

[57] Christensen, C. M.: The innovator's dilemma: the revolutionary book that will change the way you do business: New York, NY: Harper Paperbacks, 1997.

[58] Christensen, C. M.: The Ongoing Process of Building a Theory of Disruption. In: Journal of Product Innovation Management. 23. Jg., 2006, Nr. 1, S. 39–55.

[59] Brickwedde, F.: Ökologische Nachhaltigkeit. In: Krüger, W.; von Schubert, B.; Wittberg, V. (Hrsg.): Die Zukunft gibt es nur einmal! Wiesbaden: Gabler, 2010, S. 47–60.

[60] Fortmann, H. R.; Kolocek, B.: Arbeitswelt der Zukunft. Wiesbaden: Springer, 2018.

[61] Dellot, B.; Mason, R.; Wallace-Stephens, F.: The Four Futures of Work: Coping with Uncertainty in an Age of Radical Technologies. RSA. URL: https://www.thersa.org/globalassets/pdfs/reports/rsa_four-futures-of-work.Pdf [Stand: 17.10.2019].

[62] Mitchell, M.: Artificial intelligence hits the barrier of meaning. URL: https://www.nytimes.com/2018/11/05/opinion/artificial-intelligence-machine-learning.html [Stand: 17.10.2019].

[63] Manyika, J.; Lund, S.; Chui, M.; Bughin, J.; Woetzel, J.; Batra, P., Ko, R.; Sanghvi, S.: Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation. URL: https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/featured%20insights/Future%20of%20Organizations/What%20the%20future%20of%20work%20will%20mean%20for%20jobs%20skills%20and%20wages/MGI-Jobs-Lost-Jobs-Gained-Report-December-6-2017.ashx [Stand: 17.10.2019].

[64] Balliester Reis, T.; Elsheikhi, A.: The future of work: a literature review. URL: https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---inst/documents/publication/wcms_625866.pdf [Stand: 17.10.2019].

[65] Daheim, C.; Wintermann, O.; Glenn, J.: Work 2050: three scenarios. New findings of an international Delphi study by the Millennium Project. URL: https://www.bertelsmann-stiftung.de/fileadmin/files/BSt/Publikationen/GrauePublikationen/ST-BS_Delphi-2019_Englisch.pdf [Stand: 13.11.2019].

[66] Zhang, Y. X.; Chao, Q. C.; Zheng, Q. H.; Huang, L.: The withdrawal of the U.S. from the Paris Agreement and its impact on global climate change governance. In: Advances in Climate Change Research. 8. Jg., 2017, Nr. 4, S. 213-219.

[67] Wolter, M. I.; Mönnig, A.; Hummel, M.; Schneemann, C.; Weber, E.; Zika, G.; Helmrich, R.; Maier, T.; Neuber-Pohl, C.: Industrie 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Wirtschaft. Szenario-Rechnungen im Rahmen der BIBB-IAB-Qualifikations- und Berufsfeldprojektionen. (Reihe: IAB-Forschungsbericht, Bd. 8/2015). 2015.

[68] Facer, K.; Sandford, R.: The next 25 years?: future scenarios and future directions for education and technology. In: Journal of computer assisted learning. 26. Jg., 2010, Nr. 1, S. 74-93.

[69] Cawood, R.; Roche, J.; Ong, A.; Sharma, D.; Mulder, A.; Jones, L.; Ta, D.; Kirkhope, J.: Can the universities of today lead learning for tomorrow? The University of the Future. URL: https://assets.ey.com/content/dam/ey-sites/ey-com/en_au/topics/government-and-public-sector/ey-university-of-the-future-2030.pdf [Stand: 13.11.2019].

[70] Ehlers, U. D.; Kellermann, S. A.: Future Skills: The future of learning and higher education. URL: https://nextskills.files.wordpress.com/2019/03/2019-02-23-delphi-report-final.pdf [Stand: 13.11.2019].

[71] Williamson, B.: Big data in education: The digital future of learning, policy and practice. Los Angeles: Sage, 2017.

[72] Thiede, S.; Juraschek, M.; Herrmann, C.: Implementing cyber-physical production systems in learning factories. In: Procedia CIRP. 54 Jg., 2016, S. 7-12.

[73] Erol, S.; Jäger, A.; Hold, P.; Ott, K.; Sihn, W.: Tangible Industry 4.0: a scenario-based approach to learning for the future of production. In: Procedia CIRP, 54. Jg., 2016, S. 13-18.

[74] Statistisches Bundesamt: Koordinierte Bevölkerungsvorausberechnung für Deutschland. Variante 1: Moderate Entwicklung bei niedrigem Wanderungssaldo

(G2L2W1). URL: https://service.destatis.de/bevoelkerungspyramide/ [Stand: 05.11.2019].

[75] Störmer, E.; Patscha, C.; Prendergast, J.; Daheim, C.; Rhisiart, M.; Glover, P.; Beck, H.: The future of work: jobs and skills in 2030. URL: https://www.oitcinterfor.org/sites/default/files/file_publicacion/thefutureofwork.pdf [Stand: 05.11.2019].

[76] KOSTAL Kontakt Systeme GmbH: Unternehmen. URL: https://www.kostal-kontakt-systeme.com/de-de/unternehmen/das-sind-wir [Stand: 04.02.2020].

[77] Henkel AG & Co. KGaA: Unternehmensbereich Laundry and Homecare. URL: https://www.henkel.de/marken-und-unternehmensbereiche/laundry-and-home-care [Stand: 04.02.2020].

[78] Henkel AG & Co. KGaA: Henkel startet weltweite digitale Fortbildungsinitiative. URL: https://www.henkel.de/presse-und-medien/presseinformationen-und-pressemappen/2019-03-28-henkel-startet-weltweite-digitale-fortbildungsinitiative-923930 [Stand: 05.03.2020].

[79] Lebensmittelzeitung: Digital Upskilling bei Henkel: “Wir stehen am Beginn einer lernreise“. URL: https://www.lebensmittelzeitung.net/handel/Digital-Upskilling-bei-Henkel-Wir-stehen-am-Beginn-einer-Lernreise-140091 [Stand: 05.03.2020].

[80] Bär, D.: Digitale Transformation und gesellschaftliche Teilhabe. In: Bär, C.; Grädler, T.; Mayr, R. (Hrsg.): Digitalisierung im Spannungsfeld von Politik, Wirtschaft, Wissenschaft und Recht. 1. Band: Politik und Wirtschaft. Berlin: Springer Gabler, 2018, S. 1-10.

[81] acatech: acatech Begleitprozess zur Strategie Bayern Digital. Ergebnispapier mit Handlungsempfehlungen. URL: https://www.muenchner-kreis.de/fileadmin/dokumente/_pdf/20150309/acatech_Bayern_Digital_WEB.pdf [Stand: 10.03.2020].

[82] Bundesministerium für Bildung und Forschung: Wissenswertes zum DigitalPakt Schule. URL: https://www.bmbf.de/de/wissenswertes-zum-digitalpakt-schule-6496.php [Stand: 10.03.2020].

[83] vbw – Vereinigung der Bayerischen Wirtschaft e. V. (Hrsg.): Digitale Souveränität und Bildung. Münster: Waxmann, 2018.

[84] NRWgoesdigital: Projektüberblick. URL: https://www.nachwuchsstiftung-maschinenbau.de/ausbildung-40/nrwgoesdigital.html [Stand: 10.03.2020].

[85] Erni, K.: Lernen 4.0. 4 Tipps, Mitarbeiter zu fordern, ohne zu überfordern. URL: https://www.scope-online.de/smart-industry/lernen-4-0-mitarbeiterqualifizierung-in-zeiten-von-industrie-4-0.htm [Stand: 10.03.2020].

[86] Guggemos, M.; Jacobs, J. C.; Kagermann, H.; Spath, D. (Hrsg.): Die digitale Transformation gestalten: Lebenslanges Lernen fördern. Empfehlungen des Human-Resources-Kreises von acatech und der Jacobs Foundation sowie der Hans-Böckler-Stiftung. URL: https://www.acatech.de/wp-content/uploads/2018/10/acatech_DISKUSSION_LebenslangesLernen_WEB.pdf [Stand: 10.03.2020].

[87] Mittelstand-Digital: Mitarbeiterqualifizierung und Wissenstransfer im Zusammenhang der Digitalisierung von Arbeits- und Geschäftsprozessen. Ergebnisse einer Bedarfs- und Trendanalyse. URL: https://kommunikation-mittelstand.digital/content/uploads/2017/06/Studie-Qualifizierung-Wissenstransfer-Prozessdigitalisierung.pdf [Stand: 10.03.2020].

[88] Herzog, S.; Sanders, A.; Redlich, T.; Wulfsberg, J.: Mitarbeiterqualifikation in der Smart Factory: Ansatzpunkte zum Qualifizierungsbedarf der Mitarbeiter ausgehend von neuartigen Geschäftsmodellen einer Smart Factory. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb. 111. Jg., 2016, Nr. 10, S. 653-657.

[89] Hammermann, A.; Stettes, O.: Qualifikationsbedarf und Qualifizierung. Anforderungen im Zeichen der Digitalisierung. IW Policy Paper. 3/2016. URL: http://hdl.handle.net/10419/127450 [Stand: 10.03.2020].

[90] Abel, J.; Wagner, P. S.: Industrie 4.0: Mitarbeiterqualifizierung in KMU. In: wt Werkstattstechnik online. 107. Jg., 2017, Nr. 3, S. 134-140.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 4.1:

Prof. Dr.-Ing. R. H. Schmitt, WZL der RWTH Aachen, Fraunhofer IPT
Dr.-Ing. M. Bergholz, KOSTAL Kontakt System GmbH, Lüdenscheid
Dr.-Ing. B. Döbbeler, KOSTAL Kontakt Systems GmbH, Lüdenscheid
Prof. Dr. Sarah Hatfield, Hochschule Augsburg
Dr. I. Heine, WZL der RWTH Aachen
T. Hellebrandt, WZL der RWTH Aachen
C. Kieper, apetito AG, Rheine
A. I. Metzmacher, WZL der RWTH Aachen
M. Plutz, oculavis GmbH, Aachen
Dr.-Ing. R. Varandani, Henkel AG & Co. KGaA, Düsseldorf

4.2 Monetarisierung von Fertigungsdaten

D. Trauth, T. Bergs, C. Gülpen, W. Maaß, J. Mayer, H. Musa, P. Niemietz, A. Rohnfelder, M. Schaltegger, S. Seutter, J. Starke, E. Szych, M. Unterberg

Gliederung

1 Einleitung 342

2 Datenmonetarisierung 343

3 Potenziale für die industrielle Produktionstechnik 345
3.1 Anlagenoptimierung 345
3.2 Produkt- und Prozessüberwachung 346
3.3 Austausch von Produkteigenschaften 346
3.4 Verifikation der Herkunft 346

4 Bausteine, Herausforderungen und Lösungen 347
4.1 Bausteine für eine Datenmonetarisierung 347
4.2 Woran die Monetarisierung von Fertigungsdaten scheitert 349
4.3 Architektur eines Datenmarktplatzes 352
4.4 Von der Datenmonetarisierung zur Datenökonomie 354

5 Szenarien für die Fertigungstechnik 357
5.1 Verkaufen von Sekundärdaten: Produktbenchmark 357
5.2 Kaufen von Daten Dritter: Individualisierung des Werkstoffs 358
5.3 Innovieren: Datenbasierte Service Unterstützung 359

6 Fazit 360

Kurzfassung

Monetarisierung von Fertigungsdaten

Eine Monetarisierung von Fertigungsdaten ermöglicht Unternehmen der fertigenden Industrie eine Steigerung ihrer Produktivität und Nachhaltigkeit. Neben dieser Optimierung bestehender Geschäftsmodelle können Unternehmen durch eine Monetarisierung von Fertigungsdaten gleichzeitig neue Einkommensströme erschlossen werden durch neue digitale und progressive Geschäftsmodelle. Durch Fortschritte im Bereich der Künstlichen Intelligenz und der Datenverarbeitung können Erkenntnisse aus Fertigungsdaten gezielt gewonnen und im Rahmen von Daten-Allianzen ausgetauscht werden. In diesem Beitrag werden verschiedene Stufen der Datenverwertung von der Wissensgenerierung bis hin zur Monetarisierung dieser Daten konzipiert, technische Grundlagen dargestellt sowie resultierende Potenziale, Hindernisse und deren Lösungen diskutiert und anhand praxisorientierter Anwendungsfälle verdeutlicht. Abschließend werden Handlungsempfehlungen für Unternehmen der fertigenden Industrie abgeleitet und eine potenzielle Monetarisierungsstrategie für Fertigungsdaten ausgelegt.

Abstract

Monetization of manfacturing data

Monetization of manufacturing data enables companies in the manufacturing industry to increase their productivity and sustainability. In addition to this optimization of existing business models, monetization of manufacturing data can simultaneously open up new income streams for companies through new digital and progressive business models. Advances in the field of Artificial Intelligence and data processing allow insights to be gained from manufacturing data in a targeted manner and exchanged within the framework of data alliances. In this paper different steps of data exploitation from knowledge generation to monetization of this data are conceived, technical basics are presented and resulting potentials, obstacles and their solutions are discussed and illustrated by means of practice-oriented use cases. Finally, recommendations for companies in the manufacturing industry are derived and a potential monetization strategy for manufacturing data is designed.

1 Einleitung

Neben der unternehmensinternen Nutzung von Fertigungsdaten birgt auch der unternehmensübergreifende Austausch von Fertigungsdaten ein hohes Optimierungs- und Innovationspotenzial. Mit Hilfe geeigneter Modelle künstlicher Intelligenz (KI) können bislang verborgene Kausalitäten und Korrelationen identifiziert und über Unternehmensgrenzen hinweg nutzbar gemacht werden. Ein indirekter unternehmensübergreifender Austausch von Unternehmens-Know-How wurde in den 1980er Jahren im Zuge des Aufstiegs der Computerindustrie im heutigen Silicon Valley in den USA beobachtet. Der Wechsel von MitarbeiterInnen zu konkurrierenden Firmen und damit der Wechsel von Mitarbeiterwissen, zeigte einen überproportionalen Effekt auf das Wachstum und die Innovation der gesamten Branche, also auch auf die Unternehmen, die verlassen wurden. Der allgemein als Knowledge-Spillover [1] bezeichnete Effekt geht auf die Forschung der Ökonomen Alfred Marshall, Kenneth Arrow und Paul Romer (auch als Marshall-Arrow-Romer (MAR) Spillover Effect bekannt [2]) zurück. Nach der MAR-Spillover-Betrachtung beeinflusst die regionale Nähe von Firmen innerhalb einer gemeinsamen Industrie, ob und wie das Wissen zwischen den Firmen wandert, um Innovation und Wachstum zu erleichtern. Es konnte nachgewiesen werden, dass der Effekt mit geringerer geografischer Distanz von Firmen einer ähnlichen Branche stärker ausgeprägt war. Der Austausch von Ideen und Wissen über neue Produkte und neue Wege zur Herstellung von industriellen Gütern findet weitestgehend zwischen Angestellten verschiedener Firmen einer Branche statt (vgl. Bild 1a). Die Möglichkeit, innovative Ideen auszutauschen, ist der Schlüssel zu neuen Produkten und verbesserten Produktionsmethoden. In der jüngsten Vergangenheit wiederholte sich das erfolgreiche und großflächige Auftreten des Knowledge-Spillover-Effekts in dem regionalen Cluster der Filmindustrie um Los Angeles, USA, sowie innerhalb der Social-Media-Industrie um Facebook, YouTube und Twitter [3]. Im Falle komplexer Unternehmensprozesse und Produkte führt eine Mitarbeiterwanderung alleine nicht zu Knowledge-Spillover-Effekten [4]. Höchst spezialisierte Fertigungsfolgen komplexer Produkte erfordern das Zusammenwirken und die Abstimmung vieler individueller Mitarbeiterkompetenzen. Einzelne Mitarbeiter können dieses Know-How daher nicht alleine zu Innovationszwecken in andere Unternehmen tragen. Neben explizitem Wissen von Mitarbeitern ist Unternehmens-Know-How aber auch durch implizites Wissen vorhanden, das in Rohdaten encodiert ist. Rohdaten sind in der Regel ohne eine entsprechende Vorverarbeitung und Decodierung nicht wertvoll.

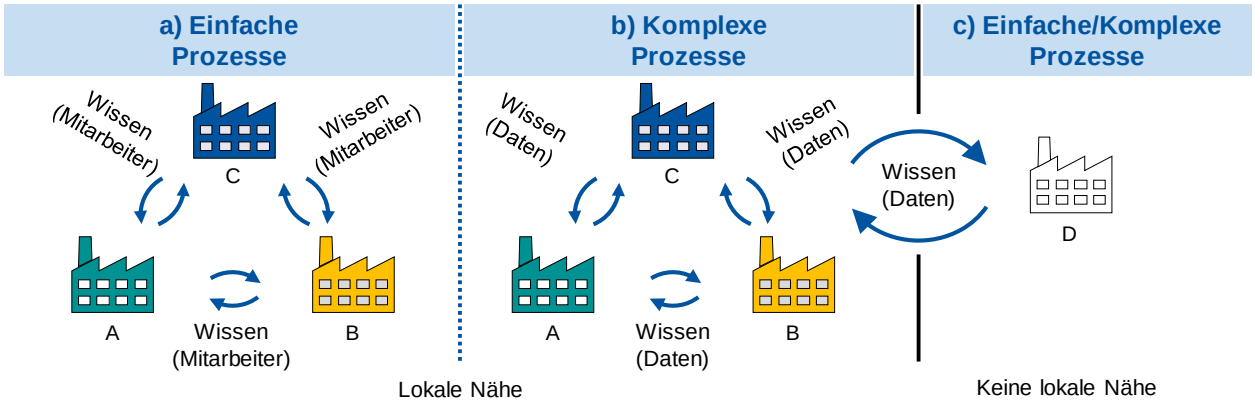


Bild 1: Schematische Darstellung personeller (a) und datengetriebener Knowledge-Spillover-Effekte (b/c).

Die Vernetzung von produzierenden Unternehmen im Sinne eines Internet of Production (IoP) ermöglicht durch die Verarbeitung und Decodierung von Rohdaten eine domänenübergreifende Zusammenarbeit zwischen Entwicklung, Produktion und Nutzung. Je nach Anwendungsfall werden die Rohdaten aus diesen Domänen erst durch ihre zeitnahe Verfügbarkeit, gute Organisation, ihren Kontext und die Analyse mit geeigneten Modellen zu nutzbarem Wissen. **Datengetriebene Knowledge-Spillover-Effekte** sind solche Effekte, die durch den unternehmensinternen oder unternehmensübergreifenden Austausch von aus Rohdaten gewonnenem Wissen entstehen. Diese Effekte können von Unternehmen systematisch durch das Bilden von Daten-Allianzen selbst bei komplexen Prozessen und Produkten durch die Nutzung künstlicher Intelligenz (KI) zur Schaffung von Innovationen und zur Optimierung bestehender Prozesse genutzt werden (vgl. Bild 1b und Bild 1c). Dabei müssen Unternehmen einen ausreichend interoperablen Vernetzungsgrad aufweisen. Datenmodelle und Daten-Managementsysteme müssen innerhalb einer solchen Daten-Allianz vernetzt werden, sodass aus der Bereitstellung von Rohdaten und der anschließenden Aggregation und Transformation mithilfe geeigneter Modelle nutzbares Wissen entsteht [5]. Die Potenziale im Rahmen von Daten-Allianzen datengetriebene Knowledge-Spillover-Effekte zu nutzen stehen der Skepsis von Unternehmen hinsichtlich Datenhoheit, Data Privacy und insbesondere der Unklarheit über die Werthaltigkeit der eigenen Daten diametral entgegen.

In diesem Beitrag werden verschiedene Stufen der Datenverwertung von der Wissensgenerierung bis hin zur Monetarisierung dieser Daten konzipiert, technische Grundlagen dargestellt sowie die Potenziale, Hindernisse und deren Lösungen diskutiert und anhand praxisorientierter Anwendungsfälle verdeutlicht.

2 Datenmonetarisierung

In Industrien, wie z. B. der Telekommunikations- und der Werbeindustrie, werden Prozess-, Produkt- und Nutzungsdaten bereits zum Zweck der Produkt- und Prozessoptimierung verwendet, weshalb auch die Bepreisung von Daten im Sinne eines wirtschaftlichen Guts in diesen Industrien erfolgreich funktioniert [6]. Das ist insbesondere darin begründet, dass die Verfügbarkeit und die Nutzung von Daten in diesen Industrien seit längerem ein Teil ihrer Produktpalette sind. Das ermöglicht sowohl die Nutzung als auch den Austausch von Daten als wirtschaftliches Gut und damit eine **Datenmonetarisierung**.

Der Begriff Datenmonetarisierung schließt dabei nicht nur die im Sprachgebrauch genutzte Bedeutung eines direkten Tauschs von Incentives für ein digitales Datum ein. Vielmehr ist eine Erweiterung des Begriffs auf die Verwertung eines Datums und des darin enthaltenen Wissens zur Generierung eines monetären Mehrwerts sinnvoll. Im fertigungstechnischen Umfeld kann dieser monetäre Mehrwert zum Beispiel in Form von einer Steigerung der Durchlaufzeit, Qualität und einer Verringerung der Kosten erfolgen. Die **Monetarisierung von Fertigungsdaten** beschreibt folglich jeden Vorgang, der einen messbaren ökonomischen Vorteil durch die Verwendung von (aggregierten und transformierten) Fertigungsdaten schafft. Die Nutzung datengetriebener Knowledge-Spillover-Effekte ist ein Teilbereich der Monetarisierung von Fertigungsdaten. Es lassen sich zwei grundlegende Kategorien unterscheiden.

Die **interne Monetarisierung** von Fertigungsdaten ist als Klasse von Strategien und Vorgängen innerhalb eines Unternehmens der fertigenden Industrie zu verstehen, welche durch **vertikale Prozessanalysen** mit Hilfe von Erkenntnissen aus eigenen oder

zugekauften Fertigungsdaten Unternehmens-, Fertigungsprozesse, oder Produkte optimieren und ökonomischen Mehrwert generieren. Unternehmensintern lassen sich ökonomische Mehrwerte am schnellsten verwirklichen, da der Anspruch an Datensicherheit, Datensouveränität und Datenschutz firmenintern in der Regel niedriger ist als bei einer externen Datenmonetarisierung, weil sensible Daten das Unternehmensnetzwerk nicht verlassen müssen. Mehrwerte einer internen Datenmonetarisierung sind in Bild 2 aufgeführt.

Bild 2: Mehrwerte einer internen Datenmonetarisierung.

Mit geringem Aufwand können neue Erkenntnisse über Produktions- oder Geschäftsprozesse gewonnen, Entscheidungslatenzen reduziert, Produkte optimiert und Risiken minimiert werden. Die Effekte der internen Datenmonetarisierung zielen dementsprechend auf eine Steigerung der Profitmarge von bestehenden Geschäftsprozessen und -modellen.

Die **externe Monetarisierung** von Fertigungsdaten ist eine Klasse von Strategien und Vorgängen, welche interne Fertigungsdaten und Erkenntnisse aus Daten durch entsprechende analytische Modelle in Form von **horizontalen Analysen** entlang der Wertschöpfungskette und über Unternehmensgrenzen hinweg und auf digitalen Geschäftsmodellen basierend zur Verfügung stellt. Das Erfüllen der Anforderungen an Datensicherheit und -schutz ist eine notwendige Voraussetzung für eine derartige Monetarisierungsstrategie, weil interne und unter Umständen sensible Unternehmensdaten über Unternehmensgrenzen hinweg ausgetauscht werden. Eine Umsetzung verspricht die Erschließung neuer Einkommensströme und die Gewinnung neue Marktanteile durch digitale, innovative und progressive Geschäftsmodelle und digitale Incentives (siehe Bild 3). Die Wertschöpfung des traditionell geprägten Maschinenbaus erweitert sich im Zuge einer externen Datenmonetarisierung, da neben physischen Produkten auch digitale Produkte in Form von Daten und Services an Kollaborateure und Interessenten veräußert werden können.

Bild 3: Mehrwerte einer externen Datenmonetarisierung.

Während die interne Datenmonetarisierung schon heute in unterschiedlichsten Fertigungsverfahren möglich ist und genutzt wird [7], ist eine externe Datenmonetarisierung in der Produktionstechnik noch nicht etabliert. Einer der Hauptgründe hierfür ist die große Skepsis vieler Unternehmen, ihre Daten an Dritte weiterzugeben bei gleichzeitiger Unwissenheit, wieviel existenzsicherndes Know-How in

den Daten repräsentiert ist und welchen Wert die eigenen Daten haben. Das Risiko, potenziell sehr wertvolle Daten zu günstig zu veräußern, ist vielen Unternehmen zu hoch. Das erschwert eine Bepreisung und damit die Offenheit im Handel mit Unternehmensdaten. Für Unternehmen ist es in den meisten Fällen unmöglich, die Potenziale eigener Datensätze durch den Einsatz KI-gestützter Methoden zu ergründen, mangels eigener, personengebundener KI-Expertise. Somit besteht ein Abhängigkeitsverhältnis mit externen Dienstleistern, das wiederum Hemmnisse in Sachen Data Privacy und Datenhoheit erzeugt.

Ein möglicher Lösungsansatz besteht in der Nutzung von KI-basierten Services, die Vorhersagen aufgrund von anonymisierten Rohdaten treffen. Über ein geeignetes Beteiligungsmodell können die Datenerzeuger an den Erkenntnissen und Innovationen, die aus ihren Daten hervorgehen, partizipieren. Der Wert eines Datums ist somit unmittelbar an die Qualität und Verfügbarkeit digitaler KI-basierter Services gekoppelt.

3 Potenziale für die industrielle Produktionstechnik

Die Anwendungsmöglichkeiten einer Monetarisierung von Fertigungsdaten sind vielfältig und versprechen einen ökonomischen Mehrwert von über 100 Mrd. US.-$ (siehe Bild 4) [8].

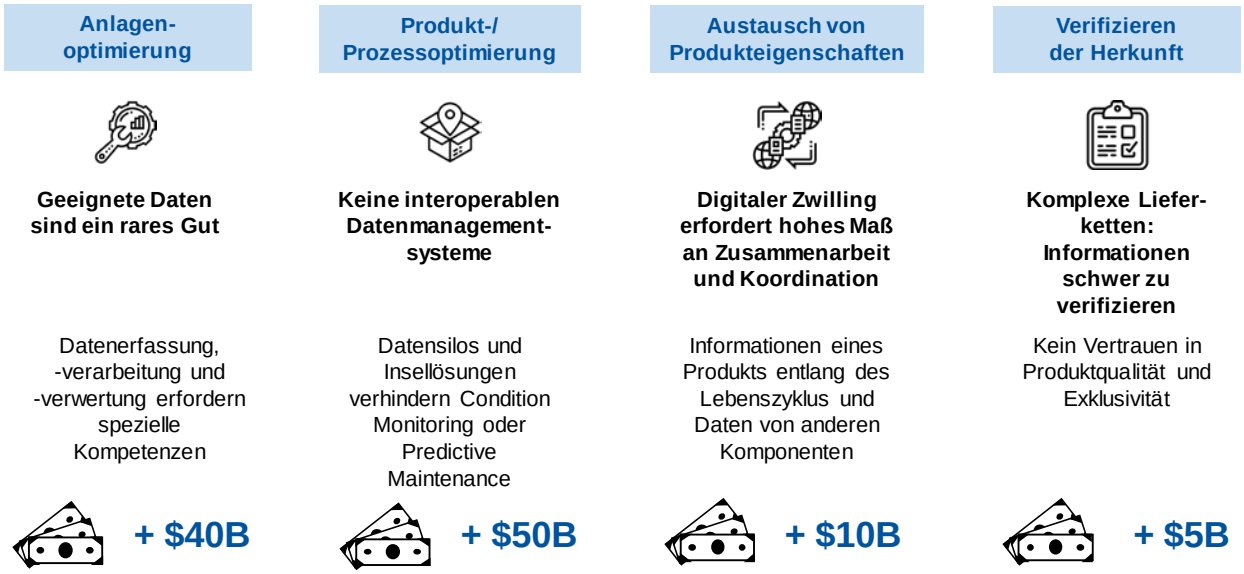


Bild 4: Potenziale einer Datenmonetarisierung in der industriellen Produktionstechnik. Insbesondere die Anlagenoptimierung sowie die Produkt- und Prozessüberwachung bergen ein hohes ökonomisches Potenzial [8].

3.1 Anlagenoptimierung

Daten von unvorhersehbaren und unerwarteten Maschinenausfällen sind rar. Das Training datengetriebener Modelle um robuste Vorhersagen zu treffen erfordert jedoch Informationen über genau solche unerwarteten Events. Daten desselben Maschinentyps von unterschiedlichen Maschinenbetreibern ermöglichen die Verbesserung von Instandhaltungsmaßnahmen im Sinne einer Predictive Maintenance durch datengetriebene Prädiktionsmodelle und somit eine gesteigerte Maschinenlaufzeit und Produktqualität [9] durch datengetriebene Knowledge-Spillover-Effekte. Die Verfügbarkeit von Daten, die zur Anlagenoptimierung genutzt werden können, erfordert ein Mindestmaß an sensorischer Messausstattung. Dabei ist eine Interoperabilität dieser Messausstattung von Bedeutung, um eine zuverlässige Datenerfassung sicherzustellen.

Zeitreihen, die beispielsweise in Form eines akustischen Signals den Verschleißzustand eines Werkzeugs überwachen, müssen unter Umständen mit Event-Daten aus der Betriebsdatenerfassung der Anlage angereichert werden um verlässliche Schlüsse über den Prozess zuzulassen. Durch eine externe Datenmonetarisierung und damit den Zukauf von Daten anderer Produzenten mit den gleichen oder ähnlichen Anlagen können datengetriebene Modelle im Sinne eines Transfer Learnings weiter angereichert und verfeinert werden [10].

3.2 Produkt- und Prozessüberwachung

Der Austausch von Daten, die produkt- bzw. prozessrelevante Informationen, z. B. über den Standort von Produkten oder den Status von Prozessen, beinhalten, ermöglicht eine unmittelbare Reaktion auf Störungen und Fehler in Liefer- und Wertschöpfungsketten [8]. Bestände in bestimmten Produktkategorien und Materialien können durch die Kenntnis der aktuellen Geoposition von Gütern oder des Bestands eines Kunden und dessen Prozesszuständen bedarfsgerecht minimiert und maximiert sowie Prozesse genauer geplant und getaktet werden. Der Unterschied zu einem herkömmlichen RFID-Tracking ist die durchgängige End-to-End-Visability, die durch einen unmittelbaren Datenaustausch und eine externe Datenmonetarisierung gewährleistet wird [11]. Fehler während der Lieferung von Teilen können entweder durch Sicherheitsbestände oder automatisches Ausweichen auf andere Lieferanten kompensiert werden und damit die Resilienz von Unternehmen der fertigenden Industrie steigern. Die digitale Abbildung der Prozesskette dient dabei dem Nachweis bei der Klärung von Haftungsfragen und der Predictive Maintenance.

Die Produkt- und Prozessüberwachung ermöglicht zusätzlich den zertifizierungsrelevanten Nachweis der Einhaltung ausgewählter Parameter, wie z. B. der Temperatur oder einem Höchstmaß an Vibrationen während der Produktion oder des Transports. Der direkte Zugriff auf die jeweils relevanten Daten ermöglicht bspw. auch das Wechseln eines Lieferanten oder das Vermeiden von Verschwendungen.

3.3 Austausch von Produkteigenschaften

Produkteigenschaften, wie die exakte Bauteilgeometrie oder die Werkstoffeigenschaften eines Halbzeugs, können mit Hilfe eines digitalen Zwillings repräsentiert werden. Der Austausch eines digitalen Zwillings ermöglicht es überdies, Produktionsprozesse individuell zu synchronisieren und zu optimieren. Durchgängige Qualitätskontrollen bei Wareneingang werden durch die Rückverfolgbarkeit obsolet [12]. Der digitale Zwilling erweitert die Datenbasis eines CAD-Modells um die tatsächlichen Dimensionen und Qualitäten eines Bauteils in Folge der verschiedenen Produktionsschritte und ermöglicht so eine datengestützte Auditierung bzw. Zertifizierung. Die möglichst feingranulare Repräsentation eines Produktes durch einen digitalen Zwilling erfordert eine intensive Zusammenarbeit zwischen den verschiedensten Partnern der Wertschöpfungskette, birgt jedoch das Potenzial sowohl für Lieferanten als auch für Produzenten, ihr operatives Geschäft mittels externer und interner Datenmonetarisierung zu optimieren.

3.4 Verifikation der Herkunft

Ein Nachweis über die Herkunft ausgewählter Güter steht verstärkt im Fokus vieler Kunden. Jeder Produktionsschritt ist letztlich von den gelieferten Produkten abhängig. Ein Produzent muss seinen Lieferanten das Vertrauen entgegenbringen, dass dessen Produkte z. B. die vereinbarten Qualitätsanforderungen erfüllen. Andernfalls wäre die Prozessauslegung nicht korrekt und das Endprodukt fehlerhaft. Könnte der Produzent Daten im Sinne einer externen Datenmonetarisierung erwerben, die den

Produktlebenszyklus abbilden, hätte er im Falle einer Mangelerscheinung eine sichere Beweisgrundlage. Weiterhin ist, insbesondere hinsichtlich zu erwartender Regulationen und gesellschaftlicher Veränderungen, künftig eine Verifikation der Herkunft von Rohstoffen, Halbzeugen oder Produkten denkbar, die einen bestimmten CO2 Fußabdruck garantiert. Unternehmen könnten somit Anreize erhalten, einen möglichst geringen CO2 Fußabdruck zu hinterlassen.

4 Bausteine, Herausforderungen und Lösungen

Unternehmen müssen in ihrer Datenakquise- und Datenverarbeitungsstrategie bestimmte Voraussetzungen erfüllen, damit eine Monetarisierung von Fertigungsdaten gelingt. Fertigungsdaten sind im Ausgangszustand roh, unveredelt und stehen in keinem Kontext zueinander. Sie haben somit per se keinen Wert, solange sie nicht einem Kontext zugeordnet werden können, der ihnen eine Bedeutung gibt. Analytische Modelle können Daten dementsprechend ohne einen Kontext nicht in Informationen transformieren. Die Vorhersage eines Qualitätsmerkmals eines Bauteils hat bspw. keinen Wert, wenn der Kontext der Analyse, wie z. B. der betrachtete Zeitraum, unklar ist. Gleichzeitig ist für Unternehmen kritisch, welche Informationen Sie in Kontext zueinander bringen und welche nicht, weil somit Rückschlüsse auf gegebenenfalls kritische Mitarbeiterkennzahlen getroffen werden können. Hieraus ergeben sich verschiedene Bausteine und Herausforderungen sowohl für interne als auch externe Datenmonetarisierungsstrategien, die im Folgenden näher analysiert werden. Weiterhin werden entwickelte Lösungen für diese Herausforderungen in Form von Daten-Allianz-Architekturen, Enabler-Technologien und möglichen Beteiligungsmodellen aufgezeigt.

4.1 Bausteine für eine Datenmonetarisierung

Die **Datenqualität** setzt sich aus der Größe der zur Verfügung stehenden Datenbasis mit Blick auf die zu lösende Fragestellung, dem Kontext in welchem die Daten zu anderen Datensätzen stehen und dem Grad der Datenbereinigung zusammen. **Datenbereinigung** ist hierbei der Prozess des Erkennens und Korrigierens (oder Entfernens) unvollständiger oder ungenauer Datenpunkte aus einem Datensatz, einer Tabelle, oder einer Datenbank. Sie bezieht sich auf das Identifizieren unvollständiger, falscher, ungenauer, oder irrelevanter Teile der Daten und das anschließende Ersetzen, Ändern, oder Löschen verunreinigter oder grober Daten [13]. Nach der Bereinigung sollte ein Datensatz vollständig und mit ähnlichen Datensätzen im System konsistent sein.

Um die Potenziale einer Datenbasis bergen zu können, müssen Unternehmen die Datenakquise sowie die Datenaufbereitung aus eigenen Ressourcen und Mitteln verwirklichen, da die Individualität der in der Produktion eingesetzten Lösungen und Schnittstellen zwingend Einzellösungen erfordert. Hierbei obliegt es den Teilnehmern einer Daten-Allianz, ein einheitliches Format bestimmter Datentypen zu definieren, das von den Teilnehmern dann individuell verwirklicht wird.

In der **Modellbildung** mit KI werden z. B. statistischen Lernverfahren mithilfe geeigneter bereinigter Datensätze trainiert, um Kausalitäten und Korrelationen zu identifizieren. In der fertigenden Industrie sind neben Eventdaten (z. B. Maschinenstatus und Prozessstatus) auch univariate und multivariate Zeitreihen häufig auftretende Datentypen. Neben traditionellen maschinellen Lernverfahren in Form von Regressoren und Klassifikatoren, wie z. B. Convolutional Neural Networks [14] oder Support Vector Machines [15] zur Analyse von Zeitreihen, eignen sich auch hybride Ansätze mit Fuzzy Logic [16] und Process Mining [17] für einen Einsatz in der fertigenden Industrie, z. B. in der Produktionsplanung.

Unter **Smart Services** wird die höchste Ebene digitaler Infrastrukturen verstanden, welche die Daten Cyber-physischer Systeme analytisch verdichten und solche Erkenntnisse extrahieren, die für die Entscheidungsfindungen von Bedeutung sind. Smart Services werden entwickelt, um diese Erkenntnisse kontextbezogen und bedarfsorientiert über Plattformen mehrwertstiftend bereitzustellen und auch fachfremdem Personal zugänglich aufzubereiten [18]. Diese breite Nutzbarkeit ermöglicht Innovationen und Wertsteigerungen bestehender und neuer Technologien und Produkte (vgl. Bild 5).

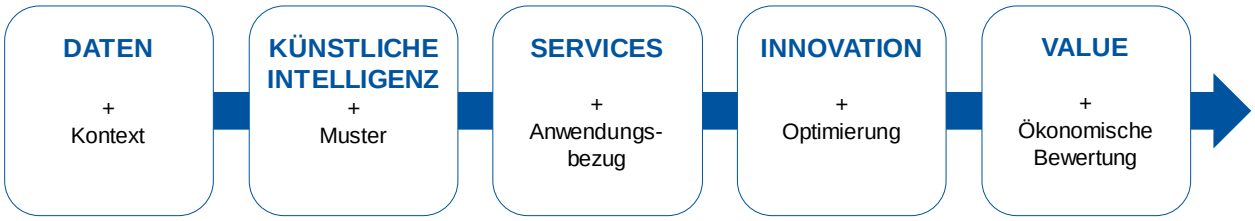


Bild 5: Bausteine für eine Datenmonetarisierung zur Innovations- und Wertsteigerung.

Diese grundlegenden Bausteine zur Veredelung von Unternehmensdaten sind notwendig, um das implizit in Daten enthaltene Wissen für die Anwendungsfälle in den Unternehmen nutzbar zu machen. Bild 6 zeigt dabei schematisch die Bedeutung dieser grundlegenden Schritte auf. Um KI gewinnbringend einsetzen zu können, müssen die Grundvoraussetzungen in der Datenakquise und -verarbeitung erfüllt werden und ein Mindestmaß an Forschungs- und Entwicklungskapazitäten (FuE) in die Entwicklung der Datenqualität (Datenbasis, Kontext und Datenbereinigung) investiert werden. Das Risiko für FuE Investitionen im Bereich KI kann dann durch die Nutzung von Dienstleistungen an externe Experten ausgelagert werden.

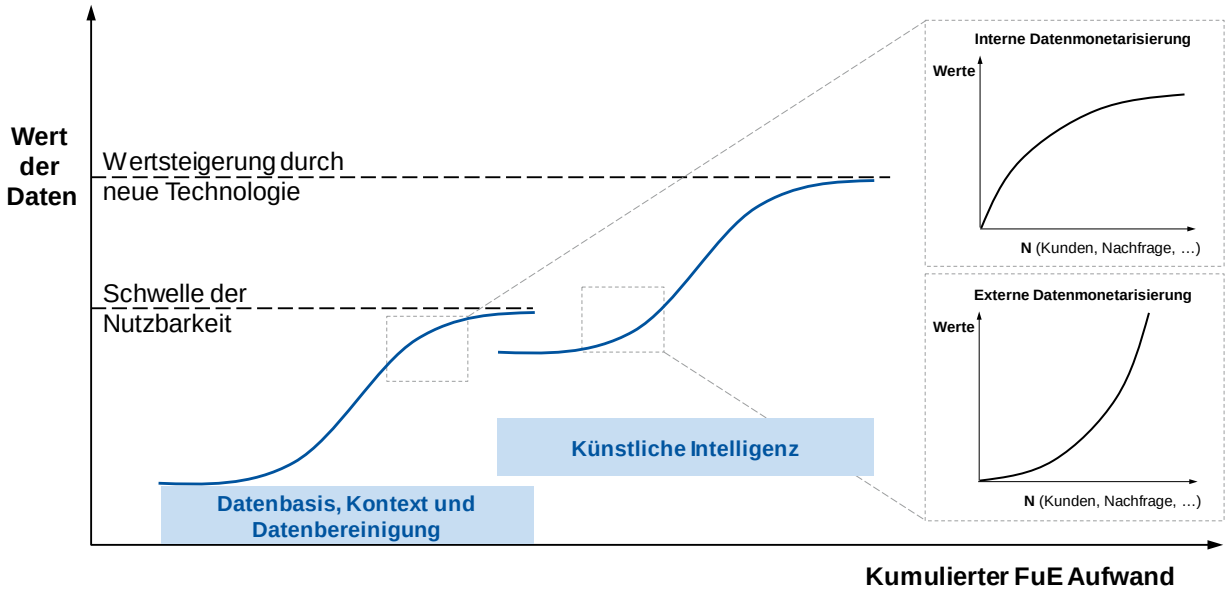


Bild 6: Steigerung des Datenwerts durch interne und externe FuE Aufwände.

Zusätzliche Bausteine betreffen vor allem die **Datensicherheit** und **Privatsphäre**, was die in Daten enthaltenen sensiblen Informationen über Mitarbeitereffektivität, Maschinenauslastung oder technologische Details miteinschließt. Durch eine Anonymisierung von Daten und Entfernen kritischer Metainformationen können diese Herausforderungen bereits entschärft und umgangen werden.

Weitere Faktoren mit einem Einfluss auf den Wert von Daten können wie folgt zusammengefasst werden.

- Die Aktualität der Daten ist in zahlreichen Anwendungsfällen essenziell. Sollen beispielsweise Maschinendaten zu Wartungszwecken ausgewertet werden, ist die Aktualität der Daten unumgänglich. Stehen diese Maschinendaten erst nach mehreren Tagen zur Verfügung, können sie zwar immer noch in datengetriebene Modelle eingearbeitet werden, haben jedoch keine Aussagekraft mehr über den aktuellen Zustand einer Maschine im Sinne einer Echtzeitüberwachung eines Maschinenparks.
- Ein Datum, das potenziell viele Interessenten besitzt, kann mehrfach verkauft oder ausgetauscht werden. Der Wert eines Datums kann aber auch durch die Exklusivität des Besitzes wertvoll sein und durch einen Mehrfachverkauf signifikant bis vollständig seinen Wert verlieren. Besitzt ein Unternehmen beispielsweise exklusive Informationen, wann es zum Ausfall bestimmter Maschinenkomponenten kommt, können benötigte Services vorbereitet und den Kunden direkt und ohne Konkurrenzdruck zur Verfügung gestellt werden. Besitzen jedoch Konkurrenten ebenfalls die jeweiligen Informationen, besteht kein Wettbewerbsvorteil alleine durch Kenntnis der Information.
- Erst durch die Entwicklung von KI-Modellen und einer Erprobung dieser in geeigneten Anwendungsszenarien kann das ökonomische Potenzial bestimmter Daten bestimmt werden. Werden aus bestimmten Datensätzen sehr genaue Vorhersagemodelle beispielsweise zum Verschleiß von Werkzeugkomponenten entwickelt, kann der Wert der Daten überdies nachträglich steigen.
- In der Entwicklung von KI-Modellen sind vor allem Datensätze mit Anomalien wertvoll, weil diese oft rar aber unabdingbar für die Performance von KI-Modellen sind. Enthalten Datensätze nachweislich eine hohe Anzahl an Anomalien oder ließen sich Anomalien vorher identifizieren und dediziert zum Kauf anbieten, kann die Bewertung dieser Daten überdurchschnittlich hoch sein.
- Der Umfang des Kontextes, in dem sich die Daten mit anderen (gegebenenfalls unternehmensexternen) Quellen befinden ist entscheidend für den potenziellen Wert eines Datums. Daten können potenziell mit Hilfe weiterer Datenquellen ausgewertet werden und damit weitreichendere Schlussfolgerungen zulassen als isoliert betrachtete Datenquellen.

Eine Monetarisierung von Fertigungsdaten findet in der industriellen Produktionstechnik bislang noch nicht in umfassendem Maße statt. Die Gründe hierfür sind vielfältig und werden im Folgenden aufgeführt.

4.2 Woran die Monetarisierung von Fertigungsdaten scheitert

Die Unklarheit über den Wert von Daten führt zu einer großen Unsicherheit von Unternehmen in ex ante Investitionen [19]. In der fertigenden Industrie sind häufig alte Fertigungsmaschinen in Betrieb, die zwar ihre ursprünglichen Funktionsweisen immer noch erfüllen, allerdings keine Möglichkeit zur Datenerfassung haben. Diese Maschinen werden in der industriellen Praxis zumeist nicht mittels Retrofitting mit umfassenden Möglichkeiten zur Datenerfassung und -verarbeitung in Form von hochfrequenter Sensorik und Edge Devices ausgestattet, wenn der Mehrwert dieser Ausrüstung unklar ist. Werden in Einzelfällen Maschinen dann doch mittels Retrofitting nachgerüstet, weil einer bestimmten Fragestellung nachgegangen wird, entstehen häufig Insellösungen ohne Interoperabilität und auf Basis verschiedener, unter Umständen untereinander inkompatibler Protokolle. Mit einer mangelnden oder unzureichenden Akquise von Fertigungsdaten können dann wiederum keine präzisen datengetriebenen Modelle trainiert werden, die einen echten Mehrwert aus den Rohdaten generieren.

In Unternehmen in denen hingegen erfolgreich in ausreichendem Maß Fertigungsdaten erfasst werden, werden allerdings nur verhältnismäßig wenige dieser erhobenen Fertigungsdaten zu Analysezwecken genutzt (vgl. Bild 7) [21]. Das ist u. a. in einem Mangel an Fachkräften oder Smart Services im Bereich Data Science begründet. Statistiken zufolge existieren weltweit nur ca. 300.000 KI-Entwickler, während der Bedarf an ebendiesen im Millionenbereich liegt [20]. Ein zuverlässiges und interoperables Angebot an KI-basierten Smart Services existiert bislang noch nicht für die Produktion. Ohne eine professionelle Datenaufbereitung und -analyse können keine Informationen aus erhobenen Fertigungsdaten extrahiert werden.

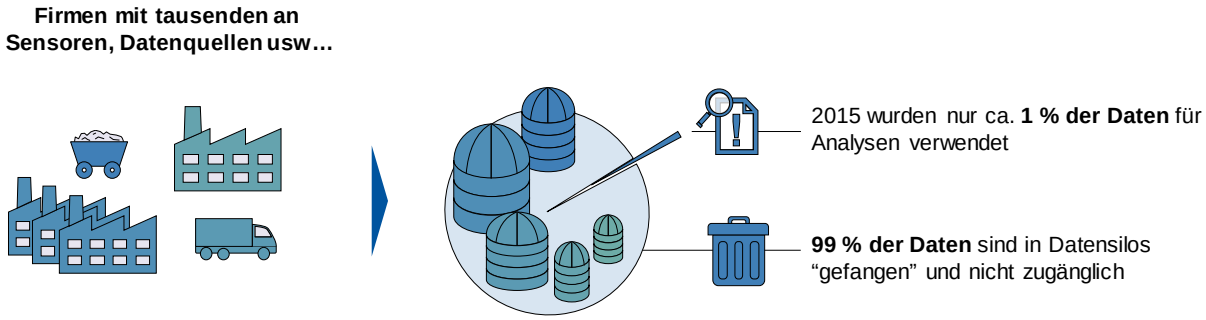


Bild 7: Datensilos verhindern eine erfolgreiche Monetarisierung von Fertigungsdaten [21].

Weiterhin existieren in Unternehmen häufig Bedenken bzgl. der Herausgabe von Daten an Dritte. Eine Studie des Bitkom e.V. und der KPMG AG besagt, dass 74% der befragten Unternehmen Bedenken bei der Weitergabe von Daten an Drittanbieter haben [22]. Ein häufig diskutierter Aspekt ist die Frage des Treuhänders, welcher die Sicherheit und Auditierbarkeit der Nutzungs- und Kaufprozesse von Daten garantiert. Zentralistische Entitäten, die große Datenmengen aller Teilnehmer zentral in einer Plattform sammeln und verwalten, werden skeptisch betrachtet, da ein Zugriff auf eine Vielzahl unterschiedlicher Unternehmensdaten über eine zentrale Plattform ermöglicht wird. Eine Lösung für dieses Problem ist eine Art dezentraler **Datenmarktplatz** zum Austausch und Handel von Daten. Die Sicherstellung der Datenhoheit und -integrität erfordert dabei neuartige Technologien, um das Vertrauen im Rahmen einer Daten-Allianz zwischen verschiedenen Teilnehmern zu sichern. Datenhoheit ist dabei die Entscheidungsfreiheit, wann welche Daten gehandelt, ausgetauscht oder genutzt werden können bzw. sollen. Die Datenintegrität hingegen stellt sicher, dass transferierte Daten nicht geändert werden können (vgl. Bild 8).

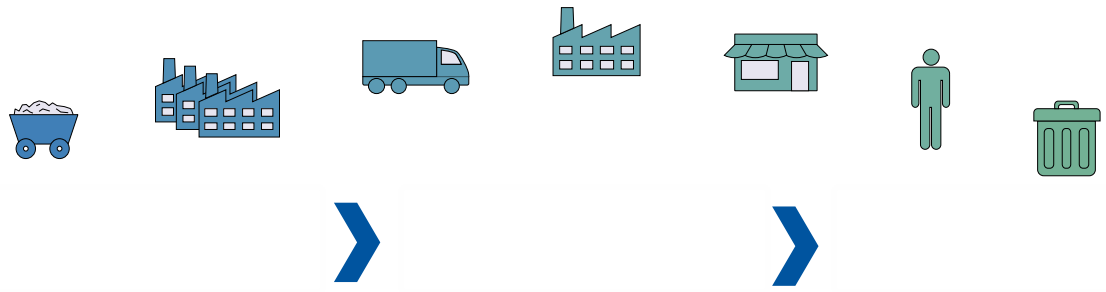


Bild 8: Vertrauen und Datenhoheit in einer digitalisierten Supply Chain.

Eine weitere wesentliche Fragestellung in unternehmensinternen Verwertungsstrategien und Kooperationen bzw. Interessengemeinschaften zwischen Unternehmen betrifft die Gestaltung einer Monetarisierung von Fertigungsdaten. Einerseits sollen für

unternehmensinterne Entitäten Anreize geschaffen werden, Daten innerhalb des Unternehmens auszutauschen und zu verwerten. Andererseits müssen sowohl datenproduzierende und modellnutzende Unternehmen als auch modellentwickelnde Unternehmen und Plattformbetreiber, welche die Treuhänderfunktion innerhalb von Datenmarktplätzen übernehmen, gleichermaßen an den Mehrwerten des Datenhandels beteiligt werden. Solange die Beteiligung der verschiedenen Teilnehmer an einer datenbasierten Wertschöpfungskette nicht definiert ist, besteht beispielsweise für datenproduzierende Unternehmen kein Anreiz, Daten zu teilen und ein potenzielles Risiko einzugehen.

Zusammenfassend werden die folgenden vier Herausforderungen für produzierende Unternehmen identifiziert:

- Fehlende Unternehmensstrategie zur Datenakquise
- Mangel an KI-Kompetenz und KI-Experten sowie ein großes finanzielles Risiko bei der Pilotierung von KI-Anwendungen durch ein hohes ex ante Investment
- Ungewissheit über den potenziellen Mehrwert (Wissen) der Daten sowie fehlende monetäre Bewertungsgrundlage und Monetarisierungsstrategie für Daten
- Fehlendes Vertrauen in Plattformen, Dritte oder Projektpartner bezüglich der Datenhoheit und -Integrität

Diese ungelösten Herausforderungen führen in vielen Unternehmen zu Datensilos, in denen Daten lediglich gesammelt und abgelegt werden. Diese Datensilos sind für externe Unternehmen unzugänglich und meist noch nicht in wertschöpfende Prozesse innerhalb des Unternehmens integriert. Solche Datensilos sind zumeist nicht auf Interoperabilität ausgelegt und daher auch ungeeignet für einen unternehmensübergreifenden Austausch zu Analysezwecken. Für einen solchen Datenaustausch über einen Datenmarktplatz und die Nutzung des innovativen Potenzials von datengetriebenen Knowledge-Spillover-Effekten sind folgende Lösungen zu erarbeiten:

- Entwurf einer dezentralen Infrastruktur, die Daten verschiedener Maschinen und Prozesse innerhalb eines Unternehmens sammelt, zur Verfügung stellt und interoperabel ist
- Erarbeitung einer Data Privacy Systematik, die Mitarbeiter, Unternehmensgeheimnisse und Know-how durch das bewusste Entfernen bzw. Auslassen bestimmter kontextbezogener Details, wie beispielsweise der Zeit, schützt
- Gestaltung eines Datenmarktplatzes, welcher die Datenintegrität sichert, datenbezogene Kauf- und Nutzungsvorgänge auditiert, sowie dezentrale Datenspeicher- und Zugriffskonzepte implementiert, sodass kein Teilnehmer oder Anbieter des Datenmarktplatzes die Gesamtheit aller Daten einsehen kann
- Erarbeitung interner und externer Datenmonetarisierungsstrategien, die es Unternehmen ermöglichen, Risiko, Kosten und Kapazität für potenziell unnütze Daten zu opfern, auszulagern und gleichzeitig am Erfolg zu beteiligen
- Ausarbeitung von Preismodellen für die Nutzung externer Datenquellen, sodass Anreize geschaffen werden, an einem Datenmarktplatz teilzunehmen und Daten anzubieten

Die Erarbeitung dieser Lösungen, im Rahmen derer Fertigungsdaten zwischen Unternehmen und KI-Dienstleistern sicher und mit Benefit für alle beteiligten Parteien

ausgetauscht werden können, erfordert die Nutzung sicherer und dezentraler Architekturen.

4.3 Architektur eines Datenmarktplatzes

Ein Datenmarktplatz zum Handel und Tausch von Daten ist durch eine digitale Plattform charakterisiert, die den Handel von Rohdaten, verarbeiteten Daten, auf Daten basierender Modelle und datenzentrierter Dienstleistungen (beispielsweise Visualisierungen) ermöglicht. Die Funktion des Treuhänders kann dabei als Intermediär zwischen den einzelnen Teilnehmern im Netzwerk beschrieben werden. Die Funktion als Intermediär zwischen produzierenden Unternehmen und KI-Experten bzw. Dienstleistern für Datenprodukte ist besonders hervorzuheben, vgl. Bild 9.

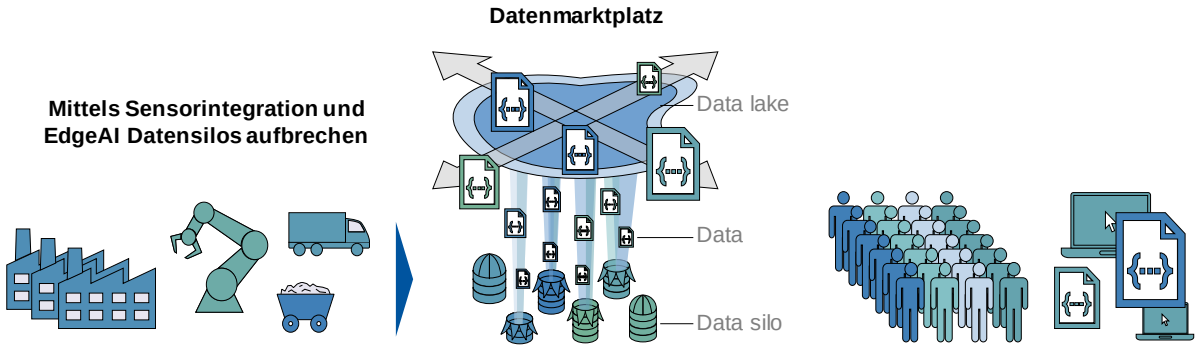


Bild 9: Funktion eines Datenmarktplatzes als Intermediär zwischen Netzwerkteilnehmern.

Neben der Funktion als Treuhänder und der Bereitstellung der Infrastruktur muss dieser Intermediär Funktionen zur Bestimmung der Datenqualität, Herkunft und des Grades der Veredelung bestimmen. Überdies muss er die Bereitstellung einer Vielzahl von Schnittstellen zur Integration unterschiedlicher Datenquellen innerhalb des Datenmarktplatzes garantieren. Unternehmen, die sich für eine Teilnahme an einem Datenmarktplatz interessieren, stellt sich die zentrale Frage nach der Datenhoheit gehandelter Daten. Klassische zentralistische Modelle, die von einer einzigen Entität verwaltet werden, stoßen auf Ablehnung. Sobald Daten angeboten werden, müssen diese das Unternehmensnetzwerk verlassen und dem Plattformanbieter zur Verfügung gestellt werden. Damit besteht potenziell die Möglichkeit, dass der Plattformanbieter Zugriff auf die Daten hat und diese zu eigenen Analysezwecke nutzen kann, ohne die Zustimmung des Datenanbieters. Ähnliche Phänomene sind in der Internetindustrie beispielsweise bei Facebook und Google bekannt, wo personenbezogene Daten nicht nur zentral gespeichert, sondern auch oft ohne das Wissen oder Einverständnis der Nutzer analysiert und weiterverkauft wurden. Einen Lösungsansatz für diese Problematik eines zentralistischen Ansatzes der Datenverwaltung bietet die Kombination von dezentralen Edge-basierten Systemen zur Datenspeicherung und Distributed-Ledger-basierten Systemen zur dezentralen Datenverwaltung.

Speicherung der Daten (Edge-basierte Systeme)

Edge-basierte Datenspeicherungs- und Verwaltungsansätze sind unabdingbar, um akquirierte Daten lokal im Unternehmensnetzwerk vorzuhalten. Sensible Daten verlassen somit erst dann das interne Unternehmensnetz, wenn das Unternehmen explizit zustimmt. Die Garantie für eine Datensouveränität liefert demnach die Dezentralität des Speichersystems. Erst bei einem erfolgreichen Handel gehen die Daten an den Käufer über und verlassen das Netzwerk des Datenerzeugers. Der Datenmarktplatz verfügt lediglich über Datenbeschreibungen (Metadaten) und hat zu keiner Zeit Zugriff auf

Rohdaten. Demnach werden nur zuvor festgelegte Metainformationen zur Beschreibung des Datensatzes zentral in einer Cloudarchitektur gespeichert, um Teilnehmern der Plattform die Suche nach geeigneten Datensätzen zu ermöglichen. Das lokale Speichern der Informationen ermöglicht zum einen den Unternehmen eigenständig für die Sicherheit der Daten zu sorgen und als auch eine Verringerung der Netzwerklast, da nur Daten über Netzwerkgrenzen ausgetauscht werden, die explizit angefragt werden. Die Bereitstellung, Wartung und Weiterentwicklung des Edge-basierten Speichersystems übernimmt der Plattformanbieter.

Verwaltungshoheit (Distributed Ledger Technologie)

Edge-basiert Daten dezentral zu speichern wird in zahlreichen Bereichen bereits produktiv eingesetzt, jedoch werden die meisten zur Verfügung stehenden Lösungen zentral von einer Entität verwaltet. Diese traditionellen Lösungen erlauben es nicht, die Verantwortung für Speicher- und Zugriffsressourcen auf jeden Netzwerkteilnehmer zu verteilen und sind stattdessen von einer Entität abhängig. Die Klasse der Distributed Ledger Technologien (DLT, wie z. B. Blockchain) hingegen ermöglicht als geographisch verteilte und praktisch fälschungssichere Datenbank das unternehmensübergreifende Handeln von Daten als Assets zwischen allen Marktakteuren (produzierende Unternehmen, Lieferanten und Data Scientist) transparent, manipulationssicher und nachvollziehbar zu gestalten.

Im Rahmen einer Monetarisierung von Fertigungsdaten kann die DLT wie folgt eingesetzt werden. Prozess-/Produktdaten werden verschlüsselt inkl. Zeitstempel und Empfängeradresse in einen Datenmarktplatz, der auf dem Distributed Ledger aufsetzt, transferiert und können gegen Bezahlung (z. B. Pay-per-Use oder Subskriptionsmodelle) gekauft werden. Das Vertrauen in die gehandelten Daten wird über das lückenlose, rückverfolgbare und unveränderliche Speichern der Daten/Transaktionen inklusive Zeit- und Ortsstempel erzeugt. Weiterhin trägt der Konsensmechanismus des DLT zur Vertrauensbildung zu, da dieser eine Einigkeit über eine Transaktion im Netzwerk erfordert und damit forciert, dass Aktionen innerhalb eines DLT basierten Netzwerks nicht durch eine Entität durchgeführt werden können, da Transaktionen und Aktionen im Netzwerk abgestimmt und transparent gespeichert werden [23]. Durch die Tatsache, dass Plattformbetreiber nicht alleine den ausgewählten Distributed Ledger verwaltet und hosted, kann auch der Betreiber der Plattform selbst nicht unbemerkt auf die Daten der Teilnehmer zugreifen (vgl. Bild 10). Würde er es doch tun, würde durch die Transparenz des Datenmarktplatzes für die Daten-Allianz der Vorgang bemerkt werden. Der Plattformbetreiber würde somit die Attraktivität seines Datenmarktplatzes deutlich reduzieren und damit gegen seine eigenen Interessen handeln.

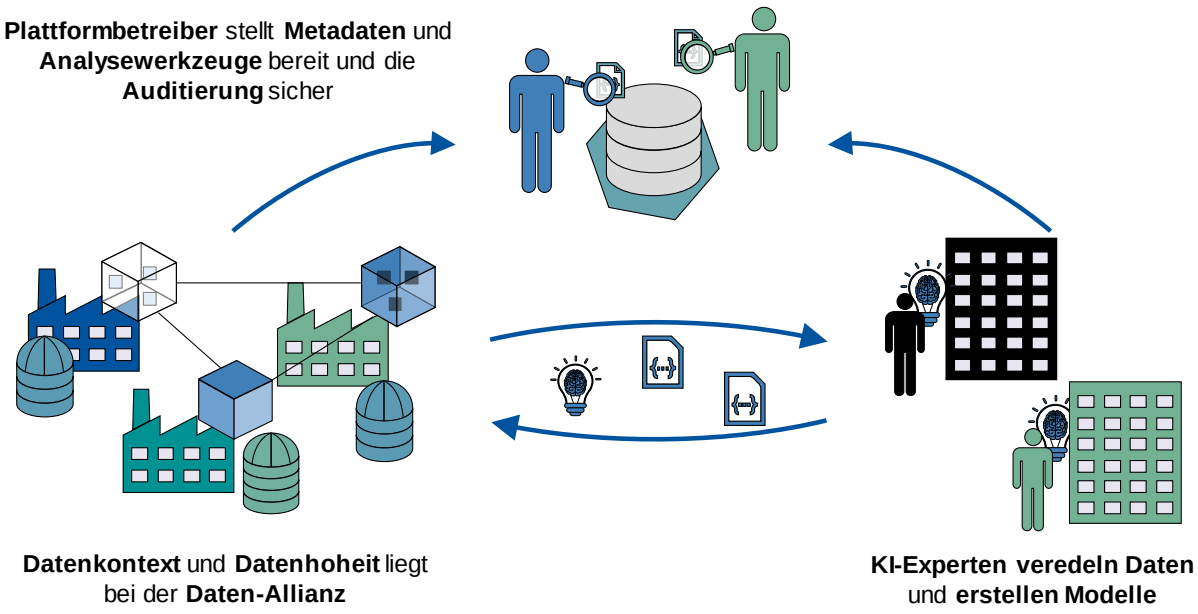


Bild 10: Sicherer Datenaustausch durch DLT im Rahmen einer Daten-Allianz.

Bei der Auswahl der zugrundeliegenden DLT sind deren individuelle Eigenschaften zu berücksichtigen. Die Eigenheiten des Anwendungsfalls sollten dabei die Auswahl der Technologie bestimmen. Ist zum Beispiel eine hohe Skalierbarkeit und Transaktionsgeschwindigkeit vom Anwendungsfall gefordert, bieten sich DLT aus der Kategorie der Directed Acyclic Graphs (DAG) im Vergleich zur klassischen Distributed Ledger Technologie Blockchain an.

4.4 Von der Datenmonetarisierung zur Datenökonomie

Digitale Ökosystem sind verteilte, anpassungsfähige und offene sozio-technische Systeme, in welchen Eigenschaften der Selbstorganisation, Skalierbarkeit und Nachhaltigkeit sich an natürlichen Ökosystemen orientiert. Insbesondere spielen in diesem Zusammenhang Effekte des Wettbewerbs und Zusammenarbeit verschiedener Akteure innerhalb des Ökosystems eine zentrale Rolle [24].

Akteure

Die einzelnen relevanten Bausteine für eine Monetarisierung von Fertigungsdaten (siehe Kapitel 4.1) müssen nicht von ein und derselben Entität durchgeführt werden. Sie können durch unternehmensübergreifende Wertschöpfung auch von Partnern mit speziellem Know-How übernommen werden. Sobald Daten als Ressource gekauft, veredelt und weiterverkauft werden können, ergibt sich ein Netzwerk von Entitäten, welche automatisiert Daten auswerten und in monetäre Mehrwerte für andere Unternehmen übersetzen und somit neue Wertschöpfungsströme für sich und andere erschließen.

Ein **Datenproduzent** sammelt die durch IoT/IIoT Devices akquirierten Daten innerhalb seines Unternehmens und übernimmt selbst nur minimale Schritte zur Vorverarbeitung der Daten. Die Rohdaten werden anschließend mit dem vom Datenproduzenten vorgesehenen Kontext verbunden und gegebenenfalls in syntaxbasierte Modelle eingebettet. Anschließend werden kleinere und unkritische Ausschnitte (beispielhafte und ggf. synthetische Datensätze) frei im Datenmarktplatz zur Verfügung gestellt, um potenziellen Käufern Einblicke in die Art des Datensatzes zu geben.

Die **Anbieter von Datenservices** sichten die zur Verfügung stehenden Daten und können entweder getrieben durch eigene Innovationsideen Daten einkaufen und

verknüpfen, oder konkrete Bedarfe bereits identifizierter Kunden lösen. Das vorliegende Geschäftsmodell beschreibt den Verkauf von datenbasierten Dienstleistungen, die allen anderen Teilnehmern des Netzwerks zur Verfügung stehen.

Veredelte Datensätze und KI-gestützte Modelle können von **Anwendern** gekauft und in ihre Produktion integriert werden. Dabei sind grundlegende Funktionen des Modells sowie Benchmarks zur allgemeinen Performance im Datenmarktplatz hinterlegt. Für Anwender ist es essentiell, dass die Modelle in Services integriert sind, welche sich leicht in die vorhandene Infrastruktur des Unternehmens integrieren lassen und eine hohe Zuverlässigkeit besitzen.

Das Geschäftsmodell des **Plattformbetreibers** ist die Bereitstellung der technischen Infrastruktur. Es ist durch die Ausübung der Treuhänderfunktion gekennzeichnet, welche die Sicherheit von Transaktionen und Daten sowie der Datenintegrität garantiert. Treiber des Plattformbetreibers ist die Erweiterung des Netzwerks durch neue Partner, die einer der genannten Teilnehmerkategorien zugeordnet werden können. Es entwickelt sich ein selbständiges, auf der Plattform basierendes Ökosystem.

Rating System

Teilnehmer des Netzwerks müssen incentiviert werden sowohl Daten und Services bereitzustellen, als auch deren Qualität gewährleisten. Andernfalls verkommt ein Datenmarktplatz zu einer Art Datenmüllhalde [25], auf der nicht zwischen guten und schlechten Daten/Datenservices unterschieden werden kann. Die Einführung eines Rating-Systems für die oben beschriebenen Teilnehmerkategorien ermöglicht es, Anbieter nach definierten Qualitätskriterien zu sortieren. Die Ergebnisse des Qualitätsrankings bedingen im Umkehrschluss die Attraktivität ihrer Angebote. Die Objektivität des Ranking-Systems ist essentiell, um faire Bedingungen innerhalb der Plattform zu schaffen. Beispielsweise können Modelle zu Bewertung der Datenqualität herangezogen werden. Die FAIR-Datenprinzipien gelten als Leitprinzipien, um Daten auffindbar, zugänglich, interoperabel und wiederverwendbar zu machen [26]. Sie bieten eine Anleitung für das wissenschaftliche Datenmanagement und die Verwaltung von Daten. Die Relevanz der FAIR-Datenprinzipien erstreckt sich über alle Interessensgruppen im aktuellen digitalen Ökosystem [27]. Wichtige Aspekte zur Bewertung der Datenqualität sind vor allem nachvollziehbare Verantwortlichkeiten für Daten, die Zuverlässigkeit, mit welcher eine Datenquelle neue Daten produziert, eine transparente Versionierung der Daten und die korrekte semantische Einbettung von Daten in einen größeren Kontext. Außerdem müssen angebotene Modelle immer die Datensets aufweisen, welche für die Erstellung des Modells genutzt wurde [28]. Durch das Einhalten dieser Prinzipien können nicht nur Daten besser getauscht, gesichtet und weiterverarbeitet werden, sondern auch Modelle eindeutig bestimmten Datensätzen zugeordnet werden, sodass die Transparenz innerhalb des Datenmarktplatzes deutlich erhöht wird.

Neue Wertschöpfung

Aus der Monetarisierung von Fertigungsdaten ergeben sich für Unternehmen neue Optionen zur Gestaltung von Investments und Geschäftsmodellen. Die Investition in für ein Unternehmen wertvolle Daten, der geplante Zukauf von Daten zur Erweiterung der eigenen Modelle, die direkte Bereitstellung von Modellen in einem Pay-per-Use oder KI-As-A-Service Ansatz haben einen Einfluss auf die bisherigen sowie auf die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle. In einem voll entwickelten Ökosystem ergeben sich nach einiger Zeit automatisch Mechanismen, welche die Preise für bestimmte Daten nach Qualitätsmaßstäben und Aussagekraft der Daten festlegen.

Ein Ansatz zur Preisfindung zu Beginn eines Ökosystems ist die kostenfreie Bereitstellung unternehmensinterner Datensätzen durch einen Datenproduzenten. Anbieter von Datenservices können dann ein datengetriebenes Modell z. B. zur Vorhersage von Qualitätsmerkmalen erstellen und damit ein konkretes Problem innerhalb (ggf. dritter Unternehmen) lösen. Dieses Modell kann dann gegen Incentives zur Nutzung freigegeben werden.

Um den Datenproduzenten der verwendeten Daten monetär zu entlohnen kann dieser prozentual am Mehrwert des Modells beteiligt werden. Bringt das entwickelte Modell operative Vorteile für den Datenproduzenten selbst, kann dieser das Modell (ggf. zu vergünstigten Konditionen) selbst kaufen oder nutzen (vgl. Bild 11).

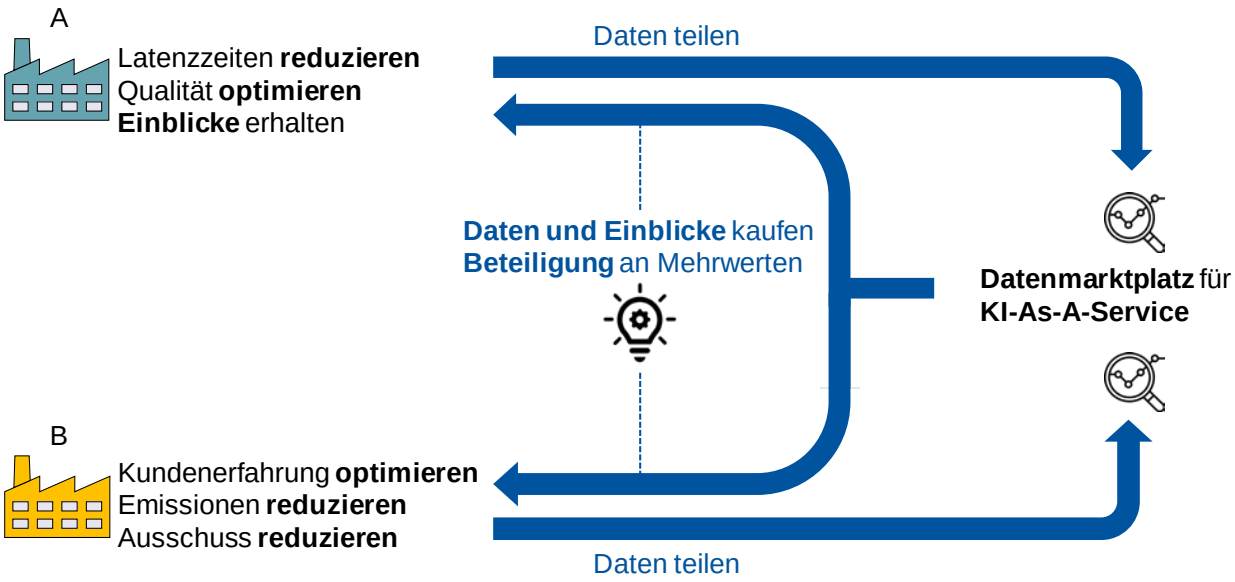


Bild 11: Daten- und Informationsfluss in einer Daten-Allianz.

Ein solches Modell würde es einerseits datenproduzierenden Unternehmen erlauben, Mehrwert aus ihren eigenen Daten zu generieren ohne ein hohes ex ante Investitionsrisiko in KI-Know-How. Andererseits entsteht eine Situation, in welcher Anbietern von Datenservices eine Vielzahl von Datensätzen zur Verfügung steht um eine innovative Kombination verschiedener Datensätze umzusetzen und auf dieser Basis neue Datenservices zu entwickeln. Gelingt es hingegen nicht, produktreife Modelle auf Basis der angebotenen Daten zu erarbeiten, entstehen keine Kosten für die Nutzung der Daten. Andererseits profitieren Datenproduzenten direkt, wenn ihre Daten für die Modellbildung eines produktreifen Modells beigetragen haben. Die Menge an Unternehmen, die bereit ist, ihre Daten abzugeben und “frei” verfügbar zu machen, ist hierbei ein kritischer Faktor für die Entstehung datenbasierter Innovationen innerhalb des Ökosystems [29].

Zusammenfassung

Die vier Haupthemmnisse einer Monetarisierung von Fertigungsdaten sind i) fehlende Unternehmensstrategien zur Datenakquise, ii) die mangelnde Verfügbarkeit von KI-Know-How, iii) fehlende dezentrale Plattformen, die einen automatisierten und spezifischen Austausch von Daten erlauben und iv) die Unklarheit über den Wert von Daten und der Verlust an Know-How ohne adäquate monetäre Entlohnung durch das Teilen von Daten. Die diskutierten Lösungsvorschläge liefern erste Ansätze, um diesen Herausforderungen zu begegnen. Kern der Lösungen ist zum einen die dezentrale Speicherung und Verwaltung von Daten, sodass keine zentrale Entität die Hoheit über die Daten oder das Netzwerk besitzt. Zum anderen können durch Beteiligungsmodelle die ex ante Investitionshürden im Bereich der Datenanalyse negiert werden. Damit werden Unternehmen Anreize zur Beteiligung an einem Ökosystem zur Datenmonetarisierung gesetzt und die Nutzung datengetriebener Knowledge-Spillover-Effekte ermöglicht.

5 Szenarien für die Fertigungstechnik

Die abstrakten Konzepte einer Datenmonetarisierung lassen sich auf konkrete Szenarien reduzieren, welche die Mehrwerte der präsentierten Lösungen herausstellen. Im Folgenden werden drei Szenarien dargestellt, welche drei grundlegende Mechanismen der Datenmonetarisierung anschaulich beschreiben. Hierbei beschränken diese Szenarien sich auf die Beziehung zwischen Datenproduzenten. Die Szenarien wurden in einem gemeinsamen Dialog mit Experten aus Wirtschaft und Wissenschaft der Bereiche Produktion, IT (Software und Hardware) und KI erarbeitet und diskutiert.

5.1 Verkaufen von Sekundärdaten: Produktbenchmark

Unternehmensprofile: Unternehmen A ist ein Hersteller von sicherheitskritischen Bauteilen mittels Maschinenpressen. Unternehmen B ist ein Zulieferer von Hilfs- und Betriebsstoffen zur Sicherstellung der reibungslosen Fertigung von Millionen von Bauteilen aus Metall.

Problembeschreibung: Obwohl Unternehmen A Millionen von Bauteilen mithilfe eines stabilen Prozesses herstellt, gleicht kein Bauteil dem Anderen und es kommt in wiederkehrenden Mustern zu Ausschuss mehrerer hundert Teile.

Ursache: Unternehmen A produziert 24 Stunden am Tag 365 Tage im Jahr. Aufgrund von saisonalen und täglichen Schwankungen der Umgebungsparameter, wie z. B. Hallentemperatur, Luftfeuchtigkeit usw. verändern sich in kleinen Maßen die Eigenschaften des Schmierstoffes und des Prozesses, so dass in ungünstigen Szenarien Toleranzen verletzt werden und es zu Ausschuss kommt. Aufgrund der mehrfach höheren Werkzeughärte gegenüber der Werkstoffhärte kann Werkzeugverschleiß ausgeschlossen werden.

Lösungsansatz: Eine etablierte Größe zur Bewertung der Wirksamkeit von Schmierstoffen ist die resultierende Prozesskraft. Gleichzeitig sind die Prozesskraft und die Hallenumgebungsinformationen aber kein geschäftsgefährdendes Datum. Unternehmen A könnte demnach dieses Datenpaket bestehend aus Umgebungsdaten und Prozesskräfte von Ausschussteilen an Unternehmen B verkaufen. Unternehmen B wäre nun in der Lage mit diesen Daten die Produktionsbedingungen für seine Domäne näherungsweise zu reproduzieren und hiermit sein Schmierstoffprodukt zu optimieren. Unternehmen B ist bereit das Datenpaket zu kaufen, da es sich davon verspricht, durch einen verbesserten Schmierstoff die Absatzmenge an Unternehmen A erhöhen und die

Kundenbindung festigen zu können. Unternehmen A ist an einem verbesserten Schmierstoffprodukt interessiert, da es dadurch interne Monetarisierungsmehrwerte (Reduktion von Ausschuss) nutzen kann.

Erwarteter Monetarisierungsmehrwert: Primärer Mehrwert für Unternehmen A ist es, durch den Verkauf von Maschinendaten neue Einkommensströme zu erschließen. Die weiteren Monetarisierungseffekte für Unternehmen A und B sind mit Unsicherheiten und einem FuE-Risiko verknüpft und werden daher nicht betrachtet.

Statement:

- "Die Bewertung des Verkaufs von Daten an Dritte ist aktuell schwer monetär zu fassen. Es wird erwartet, dass basierend auf den Daten Dienstleistungen abgeleitet werden, welche betriebsseitig mindestens zu einer Kostenersparnis von 15 % führen." *GF Metallverarbeiter*

5.2 Kaufen von Daten Dritter: Individualisierung des Werkstoffs

Unternehmensprofile: Unternehmen A ist erneut der Hersteller von sicherheitskritischen Bauteilen. Unternehmen B ist diesmal ein Zulieferer von Werkstückwerkstoff aus Metall.

Problembeschreibung: Obwohl Unternehmen A Millionen von Bauteilen mithilfe eines stabilen Prozesses herstellt, gleicht kein Bauteil dem Anderen und es kommt in wiederkehrenden Mustern zu Ausschuss mehrerer hundert Bauteile. Aufgrund eines neuen verbesserten Schmierstoffs kann der Einfluss von Betriebs- und Hilfsstoffen vernachlässigt werden.

Ursache: Unternehmen A produziert weiterhin 24 Stunden am Tag 365 Tage im Jahr. Messungen an Werkstückwerkstoffproben haben ergeben, dass Werkstoffdicke und -festigkeiten von Charge zu Charge und sogar entlang einer Charge stark schwanken. Aufgrund des hochkomplexen Stahlherstellungsprozesses ist es aus natürlichen Gründen nicht möglich, eine bessere Werkstoffgüte zu produzieren. Weil Unternehmen A die Werkstoffdicke und -festigkeit nicht kennt, kann es die Maschinenparameter nicht darauf abstimmen und fährt mit einem empirischen Maschinensetting, was von Charge zu Charge nicht die gewünschten Effekte hat.

Lösungsansatz: Aufgrund des spezifischen Prozesses ist kein Messen der Werkstoffdicke und -festigkeit im Prozess möglich. Das will Unternehmen A auch gar nicht, da es kein Experte für Materialcharakteristik ist, sondern Hersteller von Millionen von Bauteilen aus Metall. Unternehmen B hingegen ist ein Stahlhersteller und Zulieferer von Unternehmen A. Unternehmen B hat die notwendige Infrastruktur und das Know-How die Werkstoffdicke und –festigkeit zu messen, zu interpretieren und diesen Datensatz an Unternehmen A zu verkaufen. Unternehmen B ist bereit diese Anstrengung auf sich zu nehmen, weil es Gefahr sieht, dass Unternehmen A sonst zu einem anderen Unternehmen wechselt. Unternehmen A kann nun für jede Charge und für jede zu starke Schwankung ausgewählte Maschinenparameter anpassen, so dass die Werkstoffschwankungen im Prozess kompensiert werden können.

Erwarteter Monetarisierungsmehrwert: Primärer Mehrwert für Unternehmen A ist es, dass durch Kaufen von Daten Dritter die eigenen Prozesse der Art verbessert werden können, dass es zu einer Reduktion des Ausschusses kommt und somit zu gesteigerten Produktionsprofiten. Der Mehrwert von Unternehmen B wurde in Use Case 1 behandelt und die weiteren Mehrwerte für beide sind mit Unsicherheiten verknüpft, die nicht weiter betrachtet werden sollen.

Statements:

- “Der Einkauf von Daten Dritter befähigt zu einer Reduktion von Verschwendungszeiten um ca. 15 % und bietet zusätzlich das Potenzial Lagerflächen durch Produktivflächen zu substituieren. Dies bewirkt zusätzliche Erlöse und ermöglicht Umsatzsteigungen von mindestens 23 %.” *Produktionsleiter Metallverarbeiter*
- “Mittels Einkauf von Daten entfällt die Etablierung von Expertenwissen innerhalb des Unternehmens und erhöht zudem die Effizienz der Prozessbeteiligten. Durch diese Optimierung von Human Resources erhöht sich die Leistungsfähigkeit um 30 %.” *GF Metallverarbeiter*

5.3 Innovieren: Datenbasierte Service Unterstützung

Unternehmensprofile: Unternehmen C ist der Hersteller von Maschinenpressen, mit denen unter anderem Unternehmen A sicherheitskritischen Bauteile hergestellt hat. Unternehmen B ist diesmal ein weiterer Hersteller von anderen sicherheitskritischen Bauteilen und hat heute die Maschinenpresse von Unternehmen C geliefert bekommen.

Problembeschreibung: Unternehmen C hat bereits hunderte von Maschinenpressen weltweit installiert. Aufgrund der Größe und Komplexität der Maschinenpressen dauert eine Installation und Inbetriebnahme mehrere Tage. Selbst nach der Installation kommt es zu Problemen und zu Verzögerungen. Für Unternehmen C entstehen hierdurch deutlich höhere Kosten für das Personal auf Montage und für Unternehmen B entstehen Verluste aus entgangenen Profiten infolge des Stillstandes.

Ursache: Mitarbeitende auf Montage sind meist auf sich alleine gestellt. Die Örtlichkeiten sind ihnen in der Regel nicht vollumfänglich bekannt und so müssen sie häufig spontane Entscheidungen fällen, ohne eine ausreichende Informationsbasis zu haben und ohne die Folgen abschätzen zu können.

Lösungsansatz: Digitale Assistenzsysteme sind datengestützte Systeme, welche mittels Virtual, Augmented oder Mixed Reality unterstützende Informationen bereitstellen. Diese unterstützenden Informationen reduzieren das Risiko Fehlentscheidungen zu treffen und können hierdurch die Implementierungszeit vor Ort reduzieren. Um ein solches System aufsetzen zu können ist Unternehmen C darauf angewiesen, Daten über die Implementierungsvorgänge zu protokollieren und zu analysieren. Unternehmen A und B sind hierzu bereit, weil die erstens einmalig monetär vergütet werden, zweitens nur anonymisierte Daten bereitstellen müssen und drittens zukünftig selbst davon profitieren, wenn sie eine neue Maschine erwerben wollen.

Erwartete Datenmonetarisierungsmehrwerte: Der primäre Mehrwert für Unternehmen C ist die Reduktion an notwendigen Montagetagen sowie ein in der Qualität deutlich gestiegener Kundenservice. Beides sind gegenüber den Wettbewerbern deutliche Marktvorteile. Sonstige Mehrwerte sollen hier nicht weiter betrachtet werden.

Statements:

- “Externer technischer Service und Instandhaltung sind wesentliche Bestandteile einer erfolgreichen Produktion. Mittels der Analyse von Daten Dritter und deren Projektion auf die eigene Organisations- und Infrastruktur ermöglich eine neutrale und offene Systembewertung. Es wird kalkuliert, dass derartige Ansätze zu Kostenersparnisse in Höhe von mindestens 350.000 €/a führen werden.” *Leiter Instandhaltung Metallverarbeiter*

- “Der Ansatz befähigt zur antizipativen Steuerung von innerbetrieblichen Vorgängen und erlaubt eine zuverlässige Planbarkeit von Vorgängen, wodurch unnötige Stillstandszeiten von Produktionsmaschinen erheblich reduziert werden können. Eine erste Abschätzung basierend auf Erfahrungswerten prognostiziert eine jährliche Kostenersparnis von 475.000 €.” *Werksleiter Metallverarbeiter*

6 Fazit

Die Monetarisierung von Fertigungsdaten kann für Teilnehmer einer Daten-Allianz durch die Nutzung und den Austausch von (aggregierten) Fertigungsdaten zu datengetriebenen Knowledge-Spillover-Effekten führen. Damit können bestehende Unternehmensprozesse optimiert und Innovationen geschaffen werden. Die Umsetzung einer gezielten Datenmonetarisierungsstrategie verspricht die Erschließung neuer Einkommensströme und die Gewinnung neue Marktanteile durch digitale, innovative und progressive Geschäftsmodelle. Eine Datenmonetarisierungsstrategie kann wie folgt aussehen.

Zu Beginn der Monetarisierung von Fertigungsdaten sollten sich datenproduzierende Unternehmen mit der eigenen Datenbasis auseinandersetzen, den Kontext der Daten sicherstellen und die erhobenen Daten bereinigen. Sind alle unvollständigen oder ungenauen Datenpunkte aus einem Datensatz erkannt und korrigiert worden, sind die Daten in einem optimalen Zustand für die interne Monetarisierung. Vertikale Prozessanalysen innerhalb eines Unternehmens ermöglichen es, mit geringem Aufwand neue Erkenntnisse über Produktions- oder Geschäftsprozesse zu gewinnen, Kosten zu reduzieren, Produkte zu optimieren und Risiken zu minimieren.

Aufbauend auf den Erfolgen der internen Datenmonetarisierung und der daraus resultierenden, gesunkenen Hemmschwelle, kann der nächste Schritt erfolgen. Der Datenaustausch mit einem anderen Datenproduzenten und das Bilden sog. Daten-Allianzen. Das Überwinden der Schwelle der Nutzbarkeit bedingt das Hinzuziehen von KI-Modellen. Hierzu müssen die folgenden vier Schritte innerhalb der Daten-Allianzen erarbeitet werden.

- Entwurf einer datensammelnden, dezentralen und Edge-basierten Infrastruktur
- Klärung von Fragen und Anforderungen im Bereich Data Privacy, Datenintegrität und Datenhoheit
- Definition der Monetarisierungsstrategie sowie
- Ausarbeitung von Preismodellen und Beteiligungsoptionen

Abschließend ergeben sich **fünf Schritte** für Unternehmen der fertigenden Industrie, um eine Datenmonetarisierungsstrategie zu definieren und umzusetzen:

- Geeignete Datenquellen identifizieren und in ein standort- / unternehmensweites interoperables Datensystem integrieren
- Klärung von Fragen und Anforderungen im Bereich Data Privacy, Datenintegrität und Datenhoheit
- Eine Strategie zur Herausgabe der Unternehmensdaten an Dritte erarbeiten, was beispielweise den Umfang der Daten und vor allem den Kontext, in dem sich die Daten befinden, umfasst
- Geeignete Partner für die Bildung von Daten-Allianzen identifizieren, diese Partnerschaften gestalten und stetig erweitern

- Innovative Beteiligungsmodelle für den Nutzen ihrer Daten festlegen
- Die erarbeiteten Partnerschaften in ein plattformbasiertes Ökosystem in Form eines Datenmarktplatzes integrieren, der durch seine Offenheit den Datenaustausch von Unternehmen aus unterschiedlichen Branchen ermöglicht und damit datenbasierte Innovationen befördert

Für Unternehmen ohne eigenes KI-Know-How ist die Nutzung externer Ressourcen für die Identifikation wirtschaftlicher Potenziale der eigenen Datensätze essentiell, weil damit das Risiko für Fehlinvestitionen nicht durch das Unternehmen getragen werden, sondern an Anbieter von Datenservices ausgelagert werden kann. Diese Anbieter können innerhalb eines breiten Ökosystems innovative Datenprodukte entwickeln. Durch einen Verkauf oder alternative Beteiligungsmodellen werden somit auch rein datenproduzierende Unternehmen am wirtschaftlichen Erfolg der entstehenden Datenprodukte beteiligt.

Literatur

[1] Carlino, G. A.: Knowledge spillovers. Cities' role in the new economy. In: Business review. Federal Reserve Bank of Philadelphia. 4. Jg., 2001, Nr. 4, S. 17–26.

[2] Glaeser, E. L.; Kallal, H. D.; Scheinkman, J. A.; Shleifer, A.: Growth in Cities. In: Journal of political economy. 100. Jg., 1992, Nr. 6, S. 1126–1152.

[3] Huber, F.: Do clusters really matter for innovation practices in information technology? Questioning the significance of technological knowledge spillovers. In: Journal of economic geography. 12. Jg., 2012, Nr. 1, S. 107–126.

[4] Castillo, V.; Figal Garone, L.; Maffioli, A.; Rojo, S.; Stucchi, R.: Knowledge Spillovers through Labour Mobility: An Employer–Employee Analysis. In: The Journal of Development Studies. 56. Jg., 2020, Nr. 3, S. 469–488.

[5] Pennekamp, J.; Glebke, R.; Henze, M.; Meisen, T.; Quix, C.; Hai, R.; Gleim, L.; Niemietz, P.; Rudack, M.; Knape, S.; Epple, A.; Trauth, D.; Vroomen, U.; Bergs, T.; Brecher, C.; Buhrig-Polaczek, A.; Jarke, M.; Wehrle, K.: Towards an Infrastructure Enabling the Internet of Production. In: Proceedings 2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems (ICPS 2019). Taipei, Taiwan, 6.–9. Mai 2019. Piscataway, USA: IEEE, S. 31–37.

[6] Li, G.; Wang, J.; Wu, J.; Song, J.: Data Processing Delay Optimization in Mobile Edge Computing. In: Wireless Communications and Mobile Computing, 17. Jg., 2018, Nr. 5, S. 1–9.

[7] Fedkenhauer, T.; Fritzsche-Sterr, Y.; Nagel, L.; Pauer, A.; Resetko, A.: Datenaustausch als wesentlicher Bestandteil der Digitalisierung. URL: https://www.pwc.de/de/digitale-transformation/studie-datenaustausch-digitalisierung.pdf [Stand: 27.04.2020].

[8] Betti, F.; Bezamat, F.; Fendri, M.; Fernandez, B.: Share to Gain: Unlocking Data Value in Manufacturing. URL: http://www3.weforum.org/docs/WEF_Share_to_Gain_Report.pdf [Stand: 27.04.2020].

[9] Yan, J.; Meng, Y.; Lu, L.; Li, L.: Industrial Big Data in an Industry 4.0 Environment: Challenges, Schemes, and Applications for Predictive Maintenance. In: IEEE Access, 5. Jg., 2017, Nr. 5, S. 23484–91.

[10] Pennekamp, J.; Henze, M.; Schmidt, S.; Niemietz, P.; Fey, M.; Trauth, D.; Bergs, T.; Brecher, C.; Wehrle, K.: Dataflow Challenges in an Internet of Production. In: Proceedings of the ACM Workshop on Cyber-Physical Systems Security & Privacy - CPS-SPC'19. London, Großbritannien, 11. November 2019. New York, USA: ACM Press, 2019, S. 27–38.

[11] Zhong, R. Y.; Xu, C.; Chen, C.; Huang, G. Q.: Big Data Analytics for Physical Internet-based intelligent manufacturing shop floors. In: International Journal of Production Research, 55. Jg., 2017, Nr. 9, S. 2610–2621.

[12] Chen, S.; Shi, R.; Ren, Z.; Yan, J.; Shi, Y.; Zhang, J.: A Blockchain-Based Supply Chain Quality Management Framework. In: 14th IEEE International Conference on E-Business Engineering (ICEBE). Shanghai, China, 4.–6. November 2017. Piscataway, USA: IEEE Computer Society, 2017, S. 172–176.

[13] Wu, S.: A review on coarse warranty data and analysis. In: Reliability Engineering & System Safety, 114. Jg., 2013, Januar, S. 1–11.

[14] Cui, Z.; Chen, W.; Chen, Y.: Multi-Scale Convolutional Neural Networks for Time Series Classification. URL: https://arxiv.org/pdf/1603.06995 [Stand: 27.04.2020].

[15] Liu, C.; Li, Y.; Zhou, G.; Shen, W.: A sensor fusion and support vector machine based approach for recognition of complex machining conditions. In: Journal of Intelligent Manufacturing. 29. Jg., 2018, Nr. 8, S. 1739–1752.

[16] Mula, J.; Poler, R.; García-Sabater, J. P.; Lario, F. C.: Models for production planning under uncertainty: A review. In: International Journal of Production Economics, 103. Jg., 2006, Nr. 1, S. 271–285.

[17] ER, M.; Arsad, N.; Astuti, H. M.; Kusumawardani, R. P.; Utami, R. A.: Analysis of production planning in a global manufacturing company with process mining. In: Journal of Enterprise Information Management, 31. Jg., 2018, Nr. 2, S. 317–337.

[18] Jüttner, U.; Windler, K.; Schäfer, A.; Zimmermann, A.: Design von Smart Services – Eine explorative Studie im Business-to-Business-Sektor. In: Bruhn, M.; Hadwich, K. (Hrsg.): Dienstleistungen 4.0. Geschäftsmodelle - Wertschöpfung - Transformation. Band 2. Forum Dienstleistungsmanagement. Wiesbaden: Springer Gabler, 2017, S. 335–361.

[19] Meisel, L.; Spiekermann, M.: Datenmarktplätze. Plattformen für den Datenaustausch und Datenmonetarisierung in der Data Economy. URL: https://www.isst.fraunhofer.de/content/dam/isst/de/documents/Publikationen/Datenwirtschaft/2019-2_ISST-Bericht_Datenmarktplaetze-ISSN-0943-1624.pdf [Stand: 27.04.2020].

[20] Schürmann, H.: Datenanalysten sind rar. URL: https://www.vdi-nachrichten.com/karriere/datenanalysten-sind-rar/ [Stand: 27.04.2020].

[21] Peters, R.: Internet-Ökonomie. Heidelberg: Springer, 2010.

[22] Erwin, T.; Heidkamp, P.: Mit Daten Werte schaffen. URL: https://www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/KPMG-Bitkom-Research-Studie-MDWS-final-2.pdf [Stand: 27.04.2020].

[23] Morkunas, V. J.; Paschen, J.; Boon, E.: How blockchain technologies impact your business model. In: Business Horizons, 62. Jg., 2019, Nr. 3, S. 295–306.

[24] Briscoe, G.; Wilde, P. de: Digital ecosystems: Evolving Service-Oriented Architectures. URL: https://arxiv.org/pdf/0712.4102 [Stand: 27.04.2020].

[25] Freiknecht, J.; Papp, S.: Big Data in der Praxis. Lösungen mit Hadoop, Spark, HBase und Hive : Daten speichern, aufbereiten (2. Aufl.). München: Hanser, 2018.

[26] Freiknecht, J.; Papp, S.: Big Data in der Praxis: Lösungen mit Hadoop, HBase und Hive. Daten speichern, aufbereiten, visualisieren (1. Aufl.). München: Hanser, 2014.

[27] Mons, B.; Neylon, C.; Velterop, J.; Dumontier, M.; da Silva Santos, L. O. B.; Wilkinson, M. D.: Cloudy, increasingly FAIR; revisiting the FAIR Data guiding principles for the European Open Science Cloud. In: Information Services & Use, 37. Jg., 2017, Nr. 1, S. 49–56.

[28] Gleim, L.; Pennekamp, J.; Liebenberg, M.; Buchsbaum, M.; Niemietz, P.; Knape, S.; Epple, A.; Storms, S.; Trauth, D.; Bergs, T.; Brecher, C.; Decker, S.; Lakemeyer, G.; Wehrle, K.: FactDAG: Formalizing Data Interoperability in an Internet of Production. In: IEEE Internet of Things Journal, 7. Jg., 2020, Nr. 4, S. 3243–3253.

[29] Zillner, S.; Becker, T.; Munné, R.; Hussain, K.; Rusitschka, S.; Lippell, H.; Curry, E.; Ojo, A.: Big Data-Driven Innovation in Industrial Sectors. In: Cavanillas, J. M.; Curry, E.; Wahlster, W. (Hrsg.): New horizons for a data-driven economy. A roadmap for usage and exploitation of big data in Europe. Cham: Springer, 2016, S. 169–178.

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 4.2:

Dr.-Ing. Dipl.-Wirt.Ing. Daniel Trauth, senseering GmbH
Prof. Dr.-Ing. Thomas Bergs MBA, WZL der RWTH Aachen, Fraunhofer IPT
Christian Gülpen, TIM der RWTH Aachen
Prof. Dr.-Ing. Wolfgang Maaß, DFKI GmbH
Johannes Mayer, WZL der RWTH Aachen
Heiko Musa, BMW Group
Philipp Niemietz, WZL der RWTH Aachen
Andreas Rohnfelder, Fujitsu Deutschland GmbH
Markus Schaltegger, Feintool AG
Sebastian Seutter, Microsoft Deutschland GmbH

Joachim Starke, BMW Group
Elmar Szych, Dell EMC GmbH
Martin Unterberg, WZL der RWTH Aachen

4.3 Neue Geschäftsmodelle für Werkzeugmaschinen

C. Brecher, S. Neus, T. Rettich, A. Steinert, M. Wiesch

Gliederung

1 Geschäftsmodelle in der Werkzeugmaschinenbranche 367
1.1 Historie branchenüblicher Geschäftsmodelle 367
1.2 Herausforderungen bisheriger Geschäftsmodelle 367
2 Umsetzung von Geschäftsmodellen im Kontext von Industrie 4.0 369
2.1 Digitalisierung der Werkzeugmaschine 369
2.2 Technische Enabler als Grundlage neuer Geschäftsmodelle.....370
2.3 Innovative Geschäftsmodelle als Erfolgsgarant von Industrie 4.0 371
3 Bewertung und Ausblick.....375

Kurzfassung

Neue Geschäftsmodelle für Werkzeugmaschinen

Die aktuelle Abkühlung der Weltkonjunktur und der Megatrend Digitalisierung mit den damit verbundenen Chancen und Risiken stellen die Werkzeugmaschinenbranche aktuell vor große Herausforderungen. Um in Zukunft weiterhin führend an der Gestaltung der industriellen Fertigung beteiligt zu sein, müssen Werkzeugmaschinenhersteller ihre Rolle in unserem Wirtschaftssystem neu definieren. Statt der einmaligen Bereitstellung von Produktionshardware muss die kontinuierliche Bereitstellung von Fertigungskapazität in das Zentrum des eigenen Handels rücken. Die Grundvoraussetzung sind neue, am Kundennutzen orientierte Geschäftsmodelle, die dem Kunden einen flexiblen und damit an seine Bedürfnisse angepassten Einsatz von Werkzeugmaschinen ermöglichen. Eine offene Struktur, die das Einbinden von Experten mit digitalen Kernkompetenzen vorsieht, schafft die Basis für einen erfolgreichen Einzug von Industrie 4.0 unter Führung der Werkzeugmaschinenhersteller. Aus diesem Grund widmet sich der folgende Beitrag der Aufarbeitung der theoretischen Grundlagen neuer Geschäftsmodelle für Werkzeugmaschinen.

Abstract

New business models for machine tools

The current slowdown of the global economy and the megatrend of digitalization with the associated opportunities and risks currently pose great challenges to the machine tool industry. In order to continue to play a leading role in shaping industrial production in the future, machine tool manufacturers must redefine their role in our economic system. Instead of providing production hardware once, the continuous provision of manufacturing capacity must become the focus. The fundamental requirement are new business models oriented towards customer benefit ensuring to use machine tools flexibly and thus adapted to actual demand. An open structure, which allows the integration of experts with digital core competences, provides a basis for a successful realization of Industry 4.0 under the leadership of machine tool manufacturers. For this reason, the following article deals with the theoretical background of new business models for machine tools.

1 Geschäftsmodelle in der Werkzeugmaschinenbranche

Für den Begriff **Geschäftsmodell** (engl. *Business model*) existiert in der Literatur keine einheitliche Definition, wobei in der Regel stets drei Aspekte mit einem Geschäftsmodell in Verbindung gebracht werden. Nach Osterwalder und Pigneur [1] beschreibt ein Geschäftsmodell die Grundlage, auf der eine Organisation einen Mehrwert für einen Kunden erzeugt (*creates*), bereitstellt (*delivers*) und für sich in wirtschaftlichen Erfolg ummünzt (*captures*). Im Falle eines produzierenden Unternehmens umfasst das Geschäftsmodell somit eine Produktidee, ein Vertriebskonzept und ein für den Kunden meist verborgenes Ertragsmodell.

Innerhalb der Session *„Geschäftsmodelle im Internet of Production“* werden Methoden sowie die technischen Voraussetzungen vorgestellt, auf deren Grundlage in einer digital vernetzen Produktionslandschaft Geschäftsmodelle proaktiv entwickelt werden können.

1.1 Historie branchenüblicher Geschäftsmodelle

Ein Blick auf die Historie der Werkzeugmaschinenbranche zeigt, dass sich Geschäftsmodelle mit der Zeit gewandelt haben. In der Anfangszeit stützten sich Geschäftsmodelle aus Kundensicht lediglich auf technische Produkteigenschaften. Werkzeugmaschinen wurden branchenweit durch den direkten oder indirekten Verkauf in Umlauf gebracht, sodass eine Differenzierung über das Vertriebskonzept nicht stattfand. Das Vertriebskonzept Leasing trat in den 1950er Jahren erstmals in den Vereinigten Staaten in Erscheinung, als ursprünglich durch den Staat für militärische Zwecke beschaffte Werkzeugmaschinen der freien Wirtschaft verfügbar gemacht wurden. Um im Falle eines Notstands schnell auf die Produktionskapazität zurückgreifen zu können, sollten die Maschinen in staatlichem Besitz verbleiben [2]. In den 1970er Jahren wurde das staatliche Leasingprogramm in den USA aufgrund des marktverzerrenden Einflusses gelockert, sodass kommerzielle Angebote von Werkzeugmaschinenherstellern erstmalig rentabel offeriert werden konnten [3]. Ab den 1990er Jahren und verstärkt in den 2000er Jahren wurden weltweit sukzessive weitere liquiditätsschonende Vertriebskonzepte bzw. Finanzierungsformen eingeführt und Bestandteil neuer Geschäftsmodelle.

Tabelle 1: Vertriebskonzepte im Werkzeugmaschinenbau [4, 5]

	Kauf	Leasing	Miete	Mietkauf	Finanzierung
Abwicklung	einmalige Zahlung	konstanter, monatl. Betrag	konstanter, monatl. Betrag	konstanter, monatl. Betrag; einmalige Zahlung	konstante, monatl. Rate
zeitlicher Rahmen	Nutzungsbeginn	Nutzungsdauer (ab 3 Jahre), Vertrag kündbar	flexible Nutzungsdauer (ab 6 Monate)	Nutzungsdauer Nutzungsende	flexibler Zeitplan losgelöst von Nutzung
Eigentümer	Anwender	Hersteller	Hersteller	Hersteller / Anwender	Anwender
Instandsetzung	Anwender	i. d. R. Anwender	i. d. R. Hersteller	Hersteller / Anwender	Anwender

1.2 Herausforderungen bisheriger Geschäftsmodelle

Insbesondere im Bereich der Unterhaltungsindustrie hat sich in den letzten zehn Jahren eine radikale Transformation der Geschäftsmodelle vollzogen. Während es sich bei den

angebotenen Produkten nach wie vor um Musik oder Filme handelt, hat sich das Vertriebskonzept vom Verkauf von Datenträgern hin zu monatlichen Streaming-Abonnements gewandelt. Dem Kunden wird durch diese neuen, digitalen Modelle die Möglichkeit geboten, in Anspruch genommene Leistungen flexibel hinsichtlich Zeithorizont und Umfang an den eigenen Bedarf anzupassen. Auch im Werkzeugmaschinenbau ist die aktuelle Situation geprägt vom gesamtgesellschaftlichen Megatrend Digitalisierung - einem Prozess, der gewohnte Muster und Verhaltensweisen radikal verändern zu vermag. Mit den angestoßenen Veränderungsprozessen im produzierenden Gewerbe einher gehen neue Anforderungen und Bedürfnisse an Hersteller von Werkzeugmaschinen einerseits (Bild 1, links). Infolge neuer Technologien öffnen sich dem Hersteller allerdings auch Potenziale andererseits, weshalb auch im Kontext von Werkzeugmaschinen zunehmend über neue Geschäftsmodelle diskutiert wird (Bild 1, rechts).

Bild 1: Anwender- und herstellerseitige Herausforderungen im Werkzeugmaschinenbau

Anwenderseitig ist der Einsatz von Werkzeugmaschinen mit einem hohen Kapitaleinsatz verbunden, der in aktuellen Geschäftsmodellen (Tabelle 1), die allesamt Zahlungen von einmaligen oder konstant wiederkehrenden Beträgen vorsehen, nicht mit der von der Maschine erbrachten, schwankenden Leistung verknüpft wird. Für den Maschinenanwender führt dies zu einem schwer kalkulierbaren Investitionsrisiko. Darüber hinaus zeigt ein Querschnitt über das produzierende Gewerbe in Deutschland, dass vorhandene Produktionskapazitäten bei weitem nicht vollständig ausgeschöpft werden [6]. Aus ökonomischen und ökologischen Gesichtspunkten schaffen es aktuelle Geschäftsmodelle nicht, vorhandene Potenziale zu mobilisieren.

Herstellerseitig führt die starke Abhängigkeit des Geschäftsklimas in der Werkzeugmaschinenbranche von der konjunkturellen Lage zu volatilen Auftragseingängen. Ursache sind Geschäftsmodelle, die auf der Bereitstellung eines Produktes verhältnismäßig hohen Stückpreises in geringer Stückzahl beruhen. Potenziale neuer abonnementbasierter oder nutzungsabhängiger Vertriebskonzepte ermöglichen einen kontinuierlichen und vor allem planbaren Cashflow und stärken somit die Resilienz von Werkzeugmaschinenherstellern. Aktuelle Vertriebskonzepte sehen darüber hinaus selten Schnittstellen zum Einbinden externer Dienstleister vor, obwohl unternehmensinterne Kompetenzen zum Umsetzen digitaler Transformationsprojekte häufig nicht ausreichend vorhanden sind [7].

Heutige Produktionssysteme im Bereich der Werkezugmaschine sind häufig nicht in der Lage, die durch die Vernetzungstechnologien bereitgestellten neuen Möglichkeiten und Lösungen gewinnbringend einzusetzen. Das liegt zum einen daran, dass diese neuen Möglichkeiten aufgrund des verhältnismäßig kleinen Zeithorizontes noch nicht organisch in vorhandene Strukturen hineinwachsen konnten. Zum anderen sind die bestehenden Digitalisierungskonzepte nicht darauf ausgerichtet, einen systematischen, sicheren und sofortigen Informationsaustausch in einen direkten ökonomischen Nutzen zu überführen. Neue technische Lösungen in einer sich dynamisch ändernden Welt kombiniert mit einem sich wandelnden gesellschaftlichen Verhalten stellen traditionelle Geschäftsmodelle, Verfahren, Produkte oder Dienstleistungen in der Branche zunehmend in Frage. Somit können innovative Geschäftsmodelle den organisatorischen Rahmen für eine koordinierte und zielgerichtete Umsetzung von Industrie 4.0 bilden, da ökonomische und ökologische Zielgrößen im Zentrum stehen. Wettbewerbsvorteile und ein gesamtgesellschaftlicher Mehrwert sind die Folge.

2 Umsetzung von Geschäftsmodellen im Kontext von Industrie 4.0

Die Entwicklung und Umsetzung neuartiger Geschäftsmodelle im Bereich der Werkzeugmaschine muss auf Basis eines strukturierten Konzepts geschehen, welches sowohl methodisch als auch technisch den organisatorischen Rahmen festlegt, das Umfeld bzw. die ex- und internen Einflüsse, die Voraussetzungen inklusive der Herausforderungen adressiert und den zu erreichenden Wert definiert. Das Ausmaß dieser Geschäftsmodellveränderung ist individuell abhängig vom jeweiligen Anwendungsfall, vom bisherigen Geschäftsmodell und vom Digitalisierungsgrad der Produktionslandschaft des jeweiligen Unternehmens. Die Frage, wie die Branche digitale Vernetzungsmöglichkeiten in Form von unmittelbarem Informationsaustausch nutzen kann, um einen Wettbewerbsvorteil und einen gesellschaftlichen Mehrwert zu erreichen, ist Kernbestandteil dieses Abschnitts.

2.1 Digitalisierung der Werkzeugmaschine

Die Digitalisierung der industriellen Produktion unter der Bezeichnung Industrie 4.0 beschreibt den revolutionären Veränderungsprozess einer smarten Vernetzung der Produktionslandschaft. Das Kernstück bildet eine domänenübergreifende Kollaboration zum echtzeitfähigen Informationsaustausch zwischen Teilnehmern von Produktionssystemen unter dem Namen Internet of Production. Konkret birgt die zunehmende Vernetzung einerseits die Möglichkeit, Informationen an verschiedenen Stationen sowohl lokal als auch global zur sofortigen Analyse zur Verfügung zu stellen. Andererseits führt sie auch zu einer erhöhten Transparenz innerhalb der Produktion durch die sich kontinuierlich verbessernde Vorhersagegenauigkeit des zukünftigen Verhaltens und trägt damit maßgeblich zu der Fähigkeit bei, kurzfristig die richtigen Entscheidungen zu treffen. Zur Nutzung dieses Potenzials bedarf es neuer Innovationssysteme, welche neue Formen der Zusammenarbeit zwischen verschiedenen Unternehmen hinsichtlich Informationsaustausch und Interdisziplinarität ermöglichen. Im Laufe des letzten Jahrzehnts konnten insbesondere im Rahmen der universitären Forschung in Deutschland innovative Lösungen in großer Anzahl entwickelt und erfolgreich implementiert werden. Aktuell zeigt sich allerdings, dass ein Übertrag dieser Lösungen in die Wirtschaft trotz eines großen Interesses häufig nicht in gewünschtem Maße gelingt. Der Grund liegt in einer strukturellen Problematik in Form von statischen Geschäftsmodellen, die neue Formen der branchenübergreifenden Kollaboration nicht unterstützen. Neue Geschäftsmodelle bilden das Bindeglied zwischen technologischen Innovationen auf der einen Seite und einer erfolgreichen Umsetzung in

der Industrie auf der anderen Seite und sind somit für den Erfolg von Industrie 4.0 essentiell.

2.2 Technische Enabler als Grundlage neuer Geschäftsmodelle

Technologischer Fortschritt treibt die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle, da er die notwendigen technologischen Befähiger (*Enabler*) hervorbringt, die die Grundlage dieser Geschäftsmodelle bilden. Einzelne Digitalisierungslösungen erfüllen in der Produktionstechnik somit einen Selbstzweck. Als Basis von Geschäftsmodellen ermöglichen sie gemeinsam im Verbund erst den erfolgreichen und flächendeckenden Übertrag in die Industrie. Aus diesem Grund ist die Betrachtung technologischer Entwicklungen im Werkzeugmaschinenbau notwendig. Werden die wesentlichen Entwicklungen der letzten zehn Jahre im Werkzeugmaschinenbau geclustert, so lassen sich fünf Kernbereiche relevanter technologischer Enabler herausarbeiten, Bild 2.

An erster Stelle sind sämtliche hardwareseitigen Entwicklungen und Verbesserungen rund um die Maschine und Maschinenkomponenten zu nennen, zusammengefasst unter dem Schlagwort *Machine*. Werkzeugmaschinen sind aus technischer Sicht hoch anspruchsvolle Anlagen, sodass auch in Zukunft herstellerseitig eine Differenzierung über die Hardwareseite erfolgen wird und somit eine kontinuierliche Verbesserung treiben wird.

Darüber hinaus bilden Daten die Grundlage, um verlässliche Aussagen über Produktionsmittel, den Prozess und das Prozessergebnis tätigen zu können. Die Themen Datenerfassung, -bereitstellung und -vorverarbeitung werden unter dem Begriff *Smart Data* zusammengefasst [8–12].

Um einen konkreten Mehrwert aus der bereitgestellten Datengrundlage zu generieren, sind Methoden und Algorithmen notwendig (*Value Creation*). Das Spektrum reicht von wissensbasierten White-Box-Modellen [13], die Domänenwissen abbilden, bis hin zu rein datengetriebenen Black-Box-Ansätzen [14], deren Grundlage Big Data Konzepte sind. Ansätze für Condition Monitoring, Qualitätsvorhersagen und Produktivitätssteigerungen befinden sich in der Entwicklung und sind teilweise bereits industriell verfügbar [15].

Der technologische Enabler *Platform* umfasst eine skalierbare Infrastruktur für den Austausch digitaler Ressourcen. Von der Unternehmensebene hin bis zu einer weltweiten Vernetzung gewährleistet eine ebenengebundene Konnektivität die Einhaltung sicherheitstechnischer Standards. Kommunikationssicherheit, Cyber Security und Datenzugehörigkeit / Dateneigentum und Asset Management sind zentrale Herausforderungen [16, 17].

Der letzte Kernbereich ist die Abdeckung der finanziellen Dienstleistungen im Werkzeugmaschinenbau (*Finance*). Zwei wesentliche Elemente sind die finanzielle Risikoübernahme durch Dritte, wie Banken und Versicherungen, sowie die Ermöglichung echtzeitfähiger Finanztransaktionen zwischen Maschinen und anderen Produktionseinheiten (Machine-to-Machine-Payment). Insbesondere der zweite Punkt bildet die Grundlage für nutzungsbasierte Abrechnungsmodelle im Werkzeugmaschinenbau. Darüber hinaus werden unternehmensinterne Abrechnungen beispielsweise zwischen Abteilungen stark vereinfacht und erleichtern dadurch interne Wirtschaftlichkeitsanalysen. Lösungen sind in anderen Branchen bereits etabliert und können auf die Produktionstechnik übertragen werden [18].

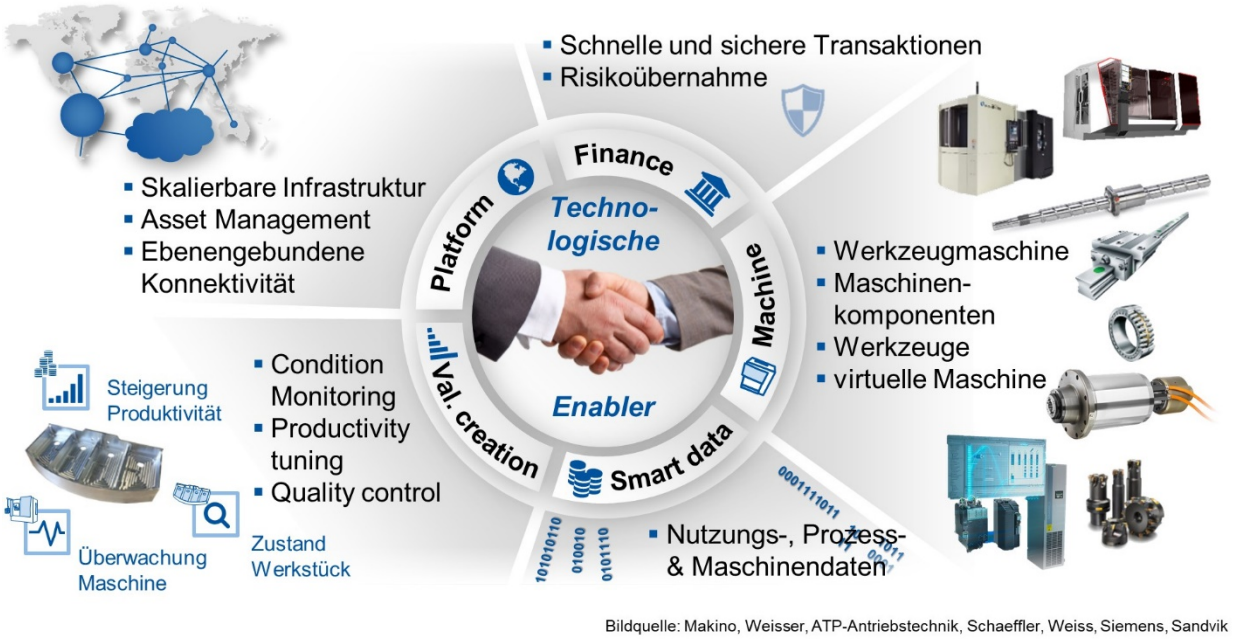


Bild 2: Technologische Enabler im Werkzeugmaschinenbau

Der Überblick über die herausgearbeiteten fünf Kernbereiche verdeutlicht, dass die technologische Grundlage für neue Geschäftsmodelle erarbeitet und in konkreten Lösungen realisiert wurde. Einen detaillierten Überblick über die technische Funktionalität der Teillösungen vermittelt das *AWK'21*. Eine Verknüpfung der Insellösungen in einem ganzheitlichen Geschäftsmodell im Werkzeugmaschinenbau hat bisher noch nicht stattgefunden.

2.3 Innovative Geschäftsmodelle als Erfolgsgarant von Industrie 4.0

Die in Abschnitt 2.2 ermittelten Technologiepotenziale, die die Entwicklung digitaler Geschäftsmodelle in der Werkzeugmaschinenbranche befähigen, sind alleine nicht in der Lage, erfolgreiche Umsetzungen neuer Geschäftsmodelle zu gewährleisten. Dafür ist ein systematisches Vorgehen erforderlich, welches auf die jeweilige Branche und den Digitalisierungsgrad abgestimmt ist.

Strukturierte Geschäftsmodellentwicklung im Kontext von Industrie 4.0

Für die Umsetzung funktionierender Geschäftsmodelle ist es erforderlich, das gesellschaftliche Verhalten sowie die zukünftige Produktion in Deutschland und global zu skizzieren. Geschäftsmodelle funktionieren, wenn sie einen existierenden oder einen latenten Bedarf möglichst komfortabel, schnell und günstig decken können. So entsteht ein Wertversprechen einer jeweiligen Leistung, welches nur schnell und komfortabel sein kann, sobald die zugrundeliegende technische Funktionsweise, auf der dieses Leistungsversprechen aufbaut, funktioniert. Wie dieses Versprechen konkret aussieht, ist abhängig vom jeweiligen aktuellen und auch vom neuen zukünftigen Marktteilnehmer sowie dem Anwendungsfall in einer heterogenen Produktionslandschaft [19].

Das Vorhandensein der digitalen Vernetzungsmöglichkeiten sowie eine darauf abgestimmte Organisation sind vor diesem Hintergrund wichtige Befähiger für eine zukunftsfähige Produktion, jedoch ist es für den Erfolg von Industrie 4.0 nicht von entscheidender Bedeutung. Die Fähigkeit, die zukünftige Stimme und Nachfrage des Kunden ohne eine konkrete Befragung nachvollziehen zu können, ist viel mehr die grundlegende Bedingung,

funktionierende Geschäftsmodelle entwickeln zu können [20]. Diese Entwicklungen können disruptiv sein, müssen vor allem aber weitreichend, zukunftsorientiert und groß gedacht werden. Die Ausführung dieser Ideen kann zur Minimierung des damit verbundenen Risikos zu Beginn deutlich kleiner ausfallen. Jedoch haben viele dieser Ideen nur eine Chance, disruptiv zu wirken, wenn sie groß und umfassend im Markt platziert werden.

Die Werkzeugmaschinenbranche muss sich daher die Frage stellen, wie das Potenzial der einzelnen Entwicklungen so genutzt und verknüpft werden kann, um ein entsprechendes anwendungsabhängiges Leistungsversprechen für den zukünftigen Kunden zu entwickeln. Dazu wurden in einem ersten Schritt die zugrundeliegenden Technologien, die nicht unmittelbar tatsächliche Technologien darstellen und somit verschiedener Granularität sind, geclustert und die heutigen und zukünftigen Marktteilnehmer ermittelt, vgl. Abschnitt 2.2. Durch die Analyse wurden als Ergebnis Enabler identifiziert, die einen potenziellen Einfluss auf existierende Geschäftsmodelle im Sinne einer Industrie 4.0-Umsetzung nehmen. Das alleinige Vorhandensein identifizierter Enabler, seien es bestimmte Devices, neue Sensortechnologien oder neuartige Kommunikationsstandards, bestimmen jedoch nicht ein individuell neuartiges und digitales Geschäftsmodell. Die Entwicklung solch eines tragfähigen Geschäftsmodells basiert in einem ersten Schritt auf dem jeweiligen konkreten Use-Case, in dem die Werkzeugmaschine genutzt wird. Dieser Use-Case muss dabei schon bezüglich der zukünftigen Bedürfnisse des Kunden vorgedacht sein. Durch eine strukturierte Auswahl der zur Verfügung stehenden Technologien auf Basis des zugrundeliegenden Anwendungsfalls, der bereits heute oder zukünftig abgebildet werden soll, können konkrete Technologienutzungskonzepte sowie Geschäftsmodelle entwickelt werden. Da sich neue Anwendungsfälle am Zukunftsbedarf der Gesellschaft orientieren, unterliegt der Schritt einer innovativen Geschäftsmodellentwicklung häufig einer hohen Risikobereitschaft, was ein zentrales Hindernis in der bisherigen Umsetzung solcher Modelle darstellt. Allerdings kann erst durch diese Bereitschaft das Potenzial einer vernetzten Produktion freigesetzt werden [21].

Als Grundlage zur Erarbeitung neuer Geschäftsmodelle dienen einheitliche Dokumentationsschemen, welche die Stoßrichtung definieren und daraus im Detail Geschäftsmodellmustergruppen ableiten. Dabei werden vorhandene Geschäftsmodelle berücksichtigt und auf die Integrationsfähigkeit in neue Modelle geprüft, wodurch etablierte und erfolgreiche Muster in das eigene Geschäftsmodell in verschiedenen Ausprägungen integriert werden können [22].

Mehrwert digitaler Geschäftsmodelle

Eine strukturierte Geschäftsmodellentwicklung in der Werkzeugmaschinenbranche im Kontext von Industrie 4.0 setzt auf den in der Einleitung definierten Herausforderungen aktueller Geschäftsmodelle auf. Neben der herstellerseitigen Umsatzglättung durch kontinuierlichen Cashflow besteht Bedarf in der Integration dritter Digitalisierungsdienstleister. Anwenderseitig ist der Einsatz von Werkzeugmaschinen insbesondere in Großunternehmen durch folgende strukturell bedingte Problematik gekennzeichnet: Kontinuierlich benötigte Produktionskapazität erfordert variable Investitionsausgaben und weiterhin erfordern variable benötigte Instandsetzungs- und Wartungskapazitäten kontinuierliche Ausgaben für entsprechende Personalkapazitäten. In KMU sind die notwendigen Instandsetzungskompetenzen häufig nicht in ausreichendem Maße vorhanden, sodass es im Falle kleinerer Störungen an Maschinen zu nicht ordnungsgemäßen Ausbesserungsarbeiten kommen kann, die im schlimmsten Fall lange Ausfallzeiten zur Folge haben. Es ist ersichtlich, dass ein flächendeckender Bedarf nach neuen Geschäftsmodellen existiert.

Das Wertversprechen zur Adressierung dieses Bedarfs besteht in einer Flexibilisierung der Fertigung, gekennzeichnet durch eine Verlagerung der Kompetenzen hin zu den Experten. Wird die industrielle Herstellung von Gütern als Gesamtaufgabe betrachtetet und bilanziert, so können fertigungstechnische Teilaufgaben identifiziert werden. Das Gesamtsystem arbeitet dann am effizientesten, wenn Teilaufgaben durch diejenigen bearbeitet werden, die dies am besten können oder die erforderliche Kapazität bereitstellen können. Konkret bedeutet das, dass Anwender den Fokus auf das Produkt legen und Werkzeugmaschinenhersteller als Fertigungsexperten den Fokus auf den Prozess legen und diesen gewährleisten. Durch nutzungsabhängige Abrechnungsmodelle wird der über den Betrieb einer Maschine generierte Umsatz direkt mit den Betriebskosten verknüpft. Die Steigerung der Flexibilität und das Senken des finanziellen Risikos sind die Folge. Die Art des nutzungsbasierten Abrechnungsmodells (Pay-per-Use, Pay-per-Part, Pay-per-Usage, Pay-per-Stress etc.) kann an den jeweiligen Anwendungsfall angepasst werden. Während im Falle schwach beanspruchter Standardmaschinen einfachere Pay-per-Use-Ansätze (Preis orientiert sich an Betriebszustand der Maschine) passend erscheinen (Stufe I), sind im Falle stark beanspruchter Spezialmaschinen auf die Zerspanleistung bezogene Pay-per-Stress-Konzepte (Preis für Maschinennutzung orientiert sich an Belastung der Maschine) zielführend (Stufe II). Um Abrechnungsmodelle beispielsweise auf durch die Nutzung verursachtem Verschleiß aufzubauen, muss entsprechendes Expertenwissen der Komponentenhersteller sowie Fachwissen von auf Condition Monitoring spezialisierten Dienstleistern herangezogen werden. Nach Rücknahme einer Maschine zum Vertragsende kann eine genaue Kenntnis des Verschleißzustands auch für eine gezielte Überholung (*Refurbishment*) der Werkzeugmaschine genutzt werden, die im Anschluss mit voller Leistungsfähigkeit und Gewährleistung neuen Kunden zur Verfügung gestellt werden kann. Informationen über die Maschinennutzung und den daraus resultierenden Verschleiß können für den Hersteller eine wertvolle Verständnis- und Optimierungsgrundlage bilden.

Obwohl ein flächendeckender Einzug neuer Geschäftsmodelle im Werkzeugmaschinenbau bisher nicht stattgefunden hat, haben einzelne Hersteller eigene Konzepte entwickelt und diese zur Minimierung des Risikos in existierende Strukturen integriert.

Beispiel WEISSER ARTERY

Die Firma J.G. Weisser Söhne, einer der weltweit führenden Hersteller von multifunktionalen Präzisions-Drehmaschinen, ist Vorreiter im Bereich neuer Geschäftsmodelle für Werkzeugmaschinen. Mit Fokus auf eine Maximierung des Anwendernutzens verfolgt der deutsche Werkzeugmaschinenhersteller das Ziel, dem Kunden präzise und gleichzeitig produktive Zerspanprozesse und Dienstleistungen flexibel bereitzustellen. Mit der Maschinenbaureihe ARTERY bietet Weisser ein konfigurierbares horizontales Drehzentrum an, welches neben einer Dreh-Fräs-Komplettbearbeitung auch parallele Drehprozesse ermöglicht. Durch das Abdecken eines technisch breiten Anwendungsspektrums und die Kombination verschiedener Bearbeitungsverfahren wird dem Kunden ein flexibler und produktiver Einsatz der Maschine ermöglicht. Neben den technischen Produkteigenschaften ist darüber hinaus das Vertriebskonzept auf die Bedürfnisse des Kunden ausgerichtet. Beim Pay-per-Use-Modell von Weisser handelt es sich de facto um ein Mietmodell mit variablen, minütlich aufgeschlüsselten Kosten, wobei sich diese im Wesentlichen aus der Auslastung der Hauptspindel ergeben. Durch kurze Laufzeit schon ab 48 Monaten wird dem Kunden ein bilanzneutraler, finanziell transparenter Betrieb eines stets modernen Maschinenparks ermöglicht. Die anfallenden Kosten können als steuerlich ab-

setzbare Betriebskosten behandelt werden. Notwendige Wartungsarbeiten und die Behebung von nicht direkt durch den Nutzer verursachten Maschinenstörungen werden durch Weisser selbst abgedeckt.

Grundlage des Geschäftsmodells ist eine Kooperation zwischen Weisser und weiteren Dienstleistern in den Bereichen Bankwesen (*Finance*) und Datenverarbeitung (*Smart Data*). Eine Bank kauft die Maschine von Weisser, tritt gegenüber dem Endkunden nach einer erfolgreichen Bonitätsprüfung als Vermieter auf und übernimmt dadurch das finanzielle Risiko. Weisser betreut die Lieferung, Inbetriebnahme und Schulung und beseitigt Störungen während des Betriebs. Das technische Risiko liegt somit beim Werkzeugmaschinenhersteller. Da das Datenmanagement und damit auch zentrale Fragestellungen zu den Themen Datenzugehörigkeit und -sicherheit durch weitere spezialisierte Dienstleister abgedeckt werden, liegen die Verantwortlichkeiten und somit auch das Risiko nicht beim Kunden, sondern bei den jeweiligen Experten. Abrechnungs- und Maschinendaten stehen dabei sowohl dem Hersteller als auch dem Kunden zur Verfügung. Die liberale Datenpolitik setzt Potenziale auf beiden Seiten frei. Während der Kunde einen transparenten Überblick über die Maschine erhält und über auf den Daten aufsetzenden Indikatoren (*OEE-KPIs*) die Produktivität verbessern kann, bilden die Daten für den Hersteller die Grundlage zum frühzeitigen Erkennen von Ausfällen (*Predictive Maintenance*). Gezielte, mit dem Kunden abgestimmte Wartungsarbeiten gewährleisten eine hohe Verfügbarkeit für den Kunden und verringern die Kosten für den Hersteller. Ein effizienter und auf die Bedürfnisse des Kunden zugeschnittener Betrieb von Werkzeugmaschinen wird ermöglicht. Mit diesem Geschäftsmodell liefert der Werkzeugmaschinenhersteller J.G. Weisser Söhne eine direkte Antwort auf die aktuellen Herausforderungen im Werkzeugmaschinenbau, Bild 3.

Bild 3: WEISSER ARTERY Pay-per-Use

3 Bewertung und Ausblick

Obwohl mit den identifizierten Enablern das technologische Rüstwerkzeug für neue Geschäftsmodelle im Werkzeugmaschinenbau prinzipiell vorhanden ist, hat eine Marktdurchdringung nutzungsabhängiger Abrechnungsmodelle trotz erheblichen Potenzials bisher nicht stattgefunden. Eine Grundvoraussetzung für den Erfolg digitaler Geschäftsmodelle ist ein Wandel im Verständnis der eigenen Rolle eines Werkzeugmaschinenherstellers – vom Hardwarebereitsteller zum Problemlöser. Mit diesem Paradigmenwechsel Hand in Hand geht die Bereitschaft, sich neuen Technologien und damit auch strategischen Partnern zu öffnen. Beides sind heute Eigenschaften, die der konservativen Werkzeugmaschinenbranche nicht zugeschrieben werden. Es besteht deshalb die Gefahr, dass branchenfremde Unternehmen in die Werkzeugmaschinenbranche vordringen, die Führungsrolle in anstehenden Transformationsprozessen übernehmen und so erhebliche Gewinne abschöpfen. Durch die sprichwörtliche Flucht nach vorne können Hersteller als Treiber neuer Geschäftsmodelle dieses Szenario umgehen und gewinnbringend nutzen.

Das WZL hat sich deshalb zum Ziel gesetzt, die Entwicklung zu unterstützen, indem Experten führendender Unternehmen mit ihren konkreten Lösungen an einen Tisch zusammengebracht werden. Im Kontext des *AWK'21* kann auf diese Weise in praxisnahen Szenarien gezeigt werden, wie auf Grundlage von schon heute industriell verfügbaren Lösungen neue Geschäftsmodelle im Werkzeugmaschinenbau funktionieren können.

Literatur

[1] Osterwalder, A.; Pigneur, Y.: Business model generation. Ein Handbuch für Visionäre, Spielveränderer und Herausforderer. 1. Auflage. Frankfurt: Campus Verlag, 2011.

[2] Eighty-fourth United States Congress: Machine-tool Programs. Washington D.C.: U.S. Government Printing Office, 1956.

[3] Ninety-third United States Congress: Department of Defense Machinery Leasing Practices. Washington D.C.: U.S. Government Printing Office, 1973.

[4] Hommel GmbH: Finanzierung von CNC-Werkzeugmaschinen. URL: https://www.hommel-gruppe.de/360-service/financial-services/ [Stand: 27.04.2020].

[5] J.G. WEISSER SÖHNE GmbH & Co. KG: ARTERY – Anwendernutzen, Kompetenz und Markenwerte. URL: https://www.weisser-web.com/artery/ [Stand: 30.04.2020].

[6] Baker Tilly: Deutsche Industrie mit viel Leerlauf. Studie. URL: https://www.bakertilly.de/aktuelles/presse/detailansicht/studie-deutsche-industrie-mit-viel-leerlauf/ [Stand: 27.04.2020].

[7] Lichtblau, K.; Stich, V.: INDUSTRIE 4.0-READINESS. Studie. URL: http://www.impuls-stiftung.de/documents/3581372/4875835/Industrie+4.0+Readniness+IMPULS+Studie+Oktober+2015.pdf/447a6187-9759-4f25-b186-b0f5eac69974 [Stand: 30.04.2020].

[8] Siemens AG: Edge Computing – vom Feld bis in die Cloud. URL: https://new.siemens.com/global/de/produkte/automatisierung/themenfelder/industrial-edge.html [Stand: 27.04.2020].

[9] Siemens AG: Analyse MyWorkpiece/Toolpath. URL: https://new.siemens.com/global/de/branchen/maschinenbau/werkzeugmaschinen/cnc4you/fokus-digitalisierung/analyse-myworkpiece-tp.html [Stand: 27.04.2020].

[10] Siemens AG: Neue CNC-Generation von Siemens integriert digitale und reale Welt. Sinumerik wird zum „Digital Native“. URL: https://mav.industrie.de/automation/steuern-antreiben/sinumerik-wird-zum-digital-native/ [Stand: 27.04.2020].

[11] Schaeffler Technologies AG & Co. KG: Innovationsprojekt „Werkzeugmaschine 4.0“. Digitalisierung schafft Mehrwert. URL: https://mav.industrie.de/automation/digitalisierung-schafft-mehrwert/ [Stand: 30.04.2020].

[12] WEISS Spindeltechnologie GmbH: Smarte Spindel. WEISS Spindel mit Sensor Modul. URL: https://www.weissgmbh.com/de/produkte/smarte-spindel/ [Stand: 30.04.2020].

[13] Brecher, C.; Daniels, M.; Wellmann, F.; Neus, S.; Epple, A.: Realisierung effizienter Zerspanprozesse. Ergebnisbericht des BMBF Verbundprojekts ReffiZ. Aachen: Shaker, 2015.

[14] Brecher, C.; Epple, A.; Fey, M.; Königs, M.; Neus, S.; Wellmann, F.: Lernende Produktionssysteme. In: Brecher, C.; Klocke, F.; Schmitt, R.; Schuh, G. (Hrsg.): AWK Aachener Werkzeugmaschinen Kolloquium 2017. Internet of Production für agile Unternehmen. Aachen, 18.-19. Mai 2017. Aachen: Apprimus, 2017, S. 135-161.

[15] Wellmann, F.: Datengetriebene, kontextadaptive Produktivitätssteigerung von NC-Zerspanprozessen. Diss. RWTH Aachen, 2019.

[16] Strocke, D.; Karlstetter, F.: Automatisierte Automobilfertigung und Logistikprozesse. Volkswagen Industrial Cloud nutzt AWS. URL: https://www.cloudcomputing-insider.de/volkswagen-industrial-cloud-nutzt-aws-a-815351/ [Stand: 27.04.2020].

[17] Siemens AG: MindSphere: aus Daten wird Wissen. URL: https://new.siemens.com/global/de/produkte/software/mindsphere.html [Stand: 27.04.2020].

[18] UMT United Mobility Technology AG: Unternehmensvorstellung. München: Hausschrift, 2019.

[19] Brückner, M.; Frank, M.; Prokop, H.-J.; Sannwald, H.; Werbs, M.: Interview: Industrie 4.0 - Wie weit ist die Digitalisierung von Werkzeugmaschinen? URL: https://wirautomatisierer.industrie.de/smart-factory/wie-weit-ist-die-digitalisierung-von-werkzeugmaschinen/ [Stand: 27.04.2020].

[20] Schuh, G.: Kommentar über disruptive Geschäftsmodelle. URL: https://www.industr.com/de/sollten-sich-industrieunternehmen-fuer-neue-geschaeftsmodelle-nicht-lie-2342155 [Stand: 27.04.2020].

[21] Hummel, V.; Palm, D.; Ranz, F.; Guldin, M.: Geschäftsmodelle für die Industrie 4.0. Erfolgsfaktoren, Hindernisse und Anwendungsbeispiele. Studie. URL: https://www.esb-business-school.de/fileadmin/user_upload/Fakultaet_ESB/Forschung/Wertschoepfungs-_und_Logistiksysteme/ESB_Business_School_GENI40_Studie_Geschaeftsmodelle_fuer_die_Industrie_40.pdf [Stand: 27.04.2020].

[22] Gausemeier, J.; Befeld, S.: GEMINI 4.0. Geschäftsmodelle für Industrie 4.0. URL: https://docplayer.org/28371679-Gemini-4-0-geschaeftsmodelle-fuer-die-industrie-4-0.html [Stand: 30.04.2020].

Mitarbeiter der Arbeitsgruppe für den Beitrag 4.3:

Prof. Dr.-Ing. Christian Brecher, WZL der RWTH Aachen und Fraunhofer IPT
Stephan Neus, WZL der RWTH Aachen
Thorsten Rettich, J.G. WEISSER SÖHNE GmbH & Co. KG, St. Georgen
Alexander Steinert, WZL der RWTH Aachen
Marian Wiesch, WZL der RWTH Aachen

Zu diesem Buch

„Internet of Production – Turning Data into Value“ unter diesem Motto sollte das 30. Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium stehen, das für den 14. bis 15. Mai 2020 vorgesehen war. Durch die weltweiten Ereignisse rund um das Corona-Virus (SARS-CoV-2) verschiebt sich die Veranstaltung jedoch voraussichtlich in das Frühjahr 2021.

Der vorliegende Tagungsband fasst die bis zur Verschiebung des AWK'20 erarbeiteten Vortragsinhalte zusammen und stellt sie der wissenschaftlichen Community und dem interessierten Fachpublikum nun im Rahmen einer Open-Access-Veröffentlichung bereit.

Im Mittelpunkt des Buches stehen Fragen nach den materiellen und immateriellen Werten sämtlicher Daten, die im Produktionskontext erhoben werden und nach den vielfältigen Möglichkeiten, die sich daraus für Unternehmen ergeben können. Die Beiträge wurden von den Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern des Werkzeugmaschinenlabors WZL der RWTH Aachen und des Fraunhofer-Instituts für Produktionstechnologie IPT gemeinsam mit namhaften Experten und Referenten aus Industrie und Wissenschaft seit Herbst 2019 in zwei vorbereitenden Treffen zusammengestellt und in stetiger elektronischer Kommunikation weiter ausgearbeitet.

Aachener Werkzeugmaschinen-Kolloquium AWK
c/o RWTH Aachen
Steinbachstraße 25
52074 Aachen
Telefon +49 241 80 27400
Fax +49 241 80 22293
info@awk-aachen.de
www.awk-aachen.de

DOI 10.24406/ipt-n-589615