

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 <i>Empiric Learning</i>	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 Folgeschwere 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.

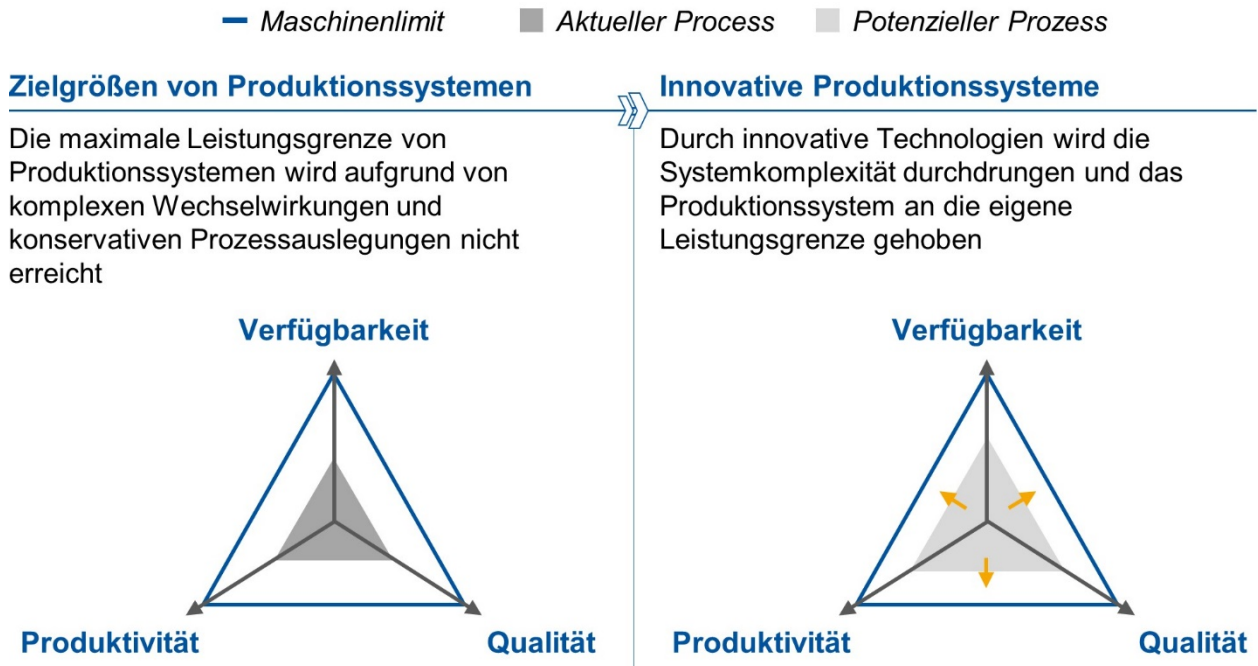


Bild 1: Übersicht Zielstellungen in der Produktion

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.

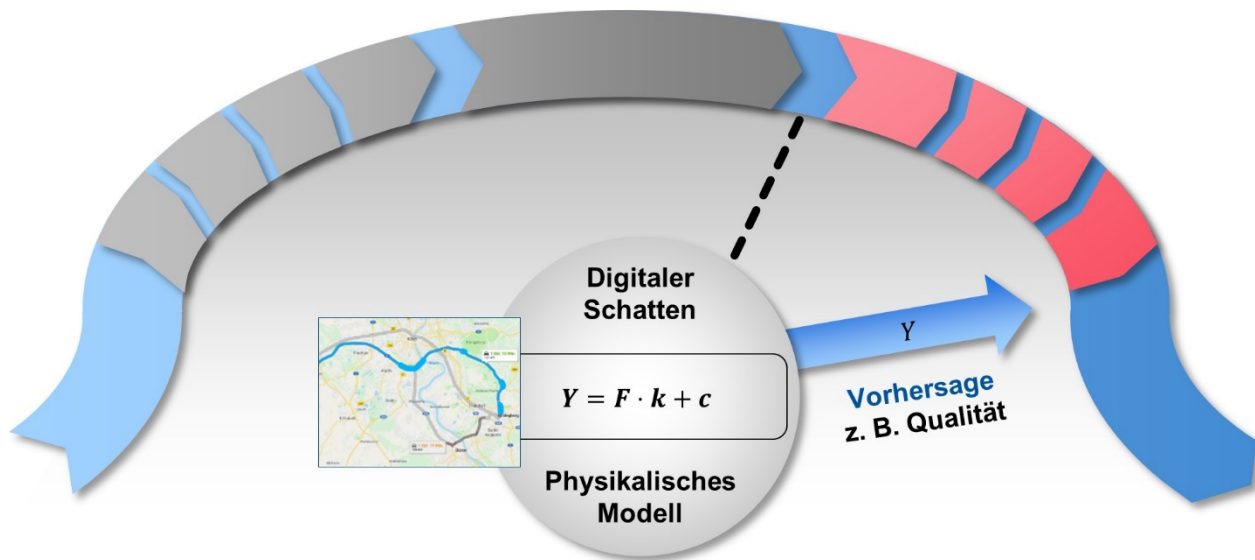


Bild 2: Prinzip der simulationsbasierten Vorhersage von Fertigungsprozessen

Die Grenzen der A-Priori-Simulation werden insbesondere dann erreicht, wenn stochastisch eingebrachte Unsicherheiten das Gesamtergebn 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.

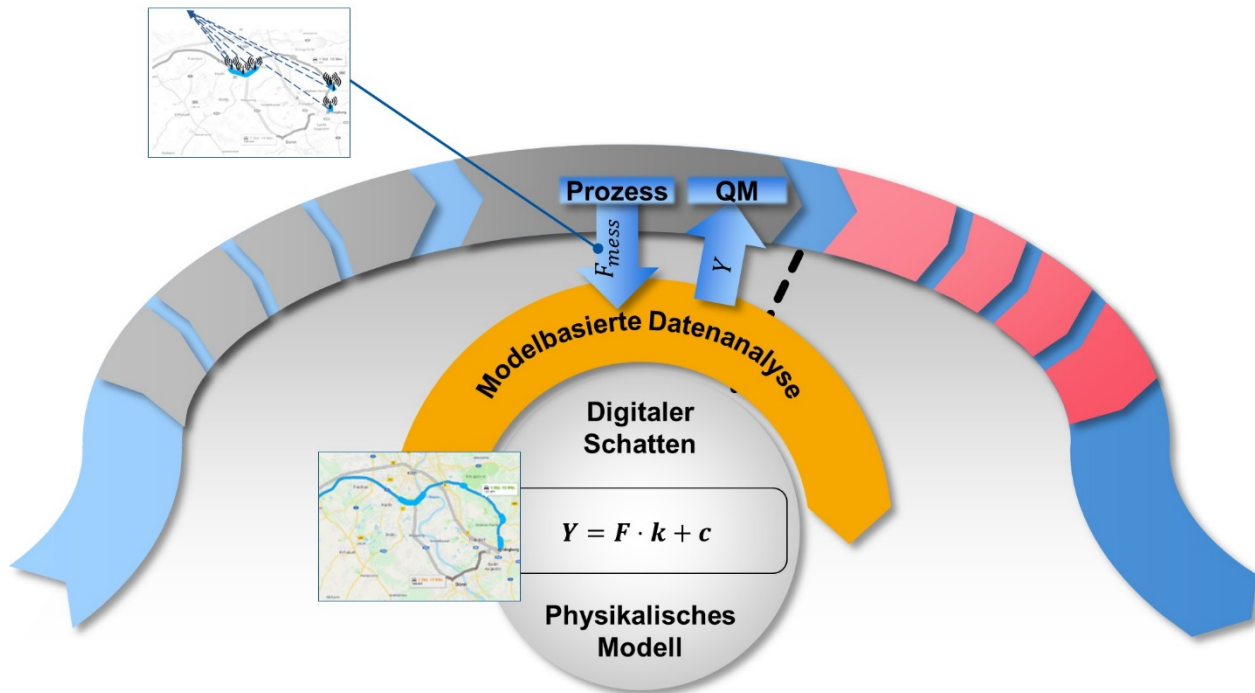


Bild 3: Modellbasierte Datenanalyse von Fertigungsprozessen

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 Dixel, repräsentiert. Bei Durchdringung der virtuellen Repräsentationen im Rahmen ihrer Relativbewegung werden die Dixel des Werkstücks gekürzt und so der Materialabtrag simuliert. Im Anschluss kann das Bauteil vermessen werden, indem die im Messbereich liegenden Dixel 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.

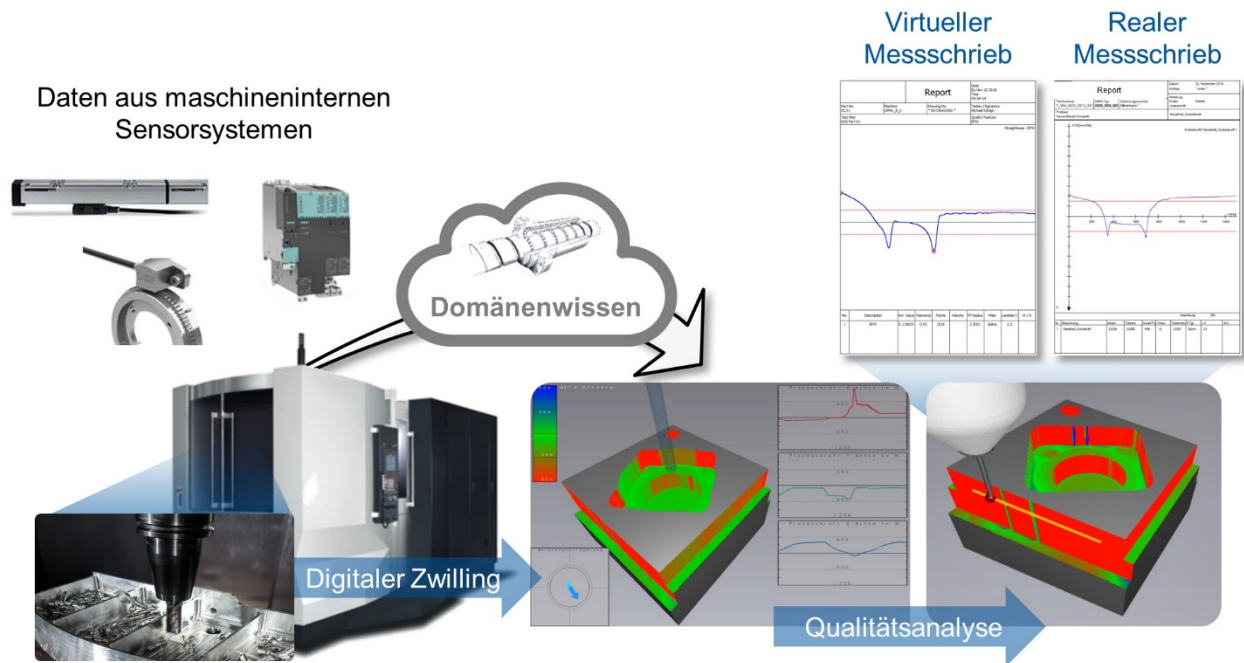


Bild 4: Anwendungsbeispiel Qualitätsüberwachung

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, Sperren 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.

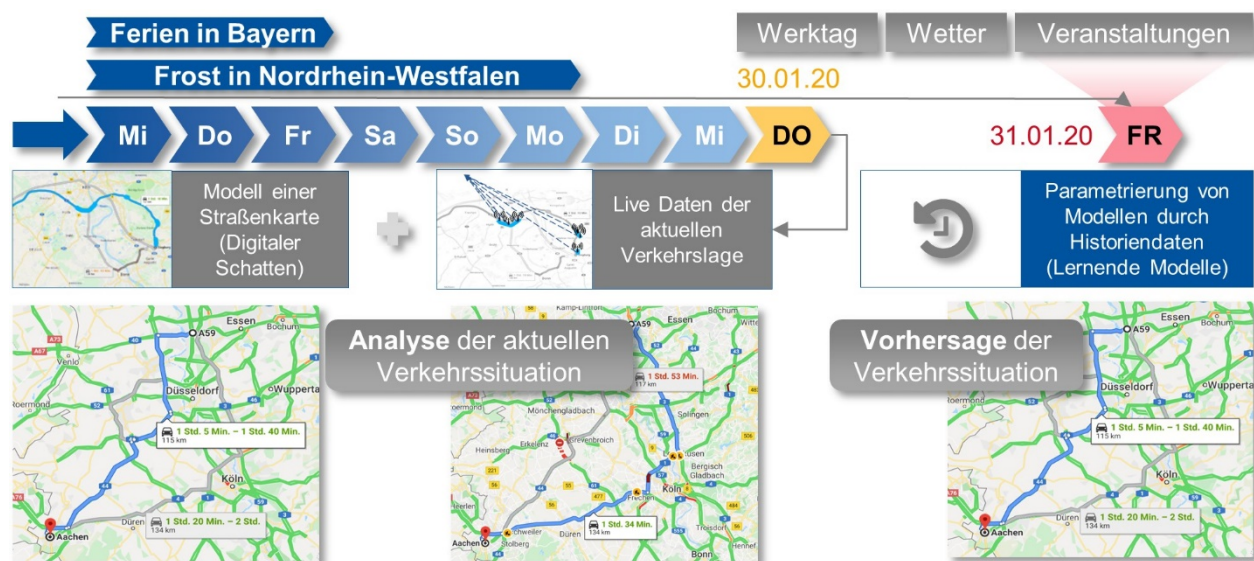


Bild 5: Lernende Modelle im Alltag am Beispiel von Google Maps

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.

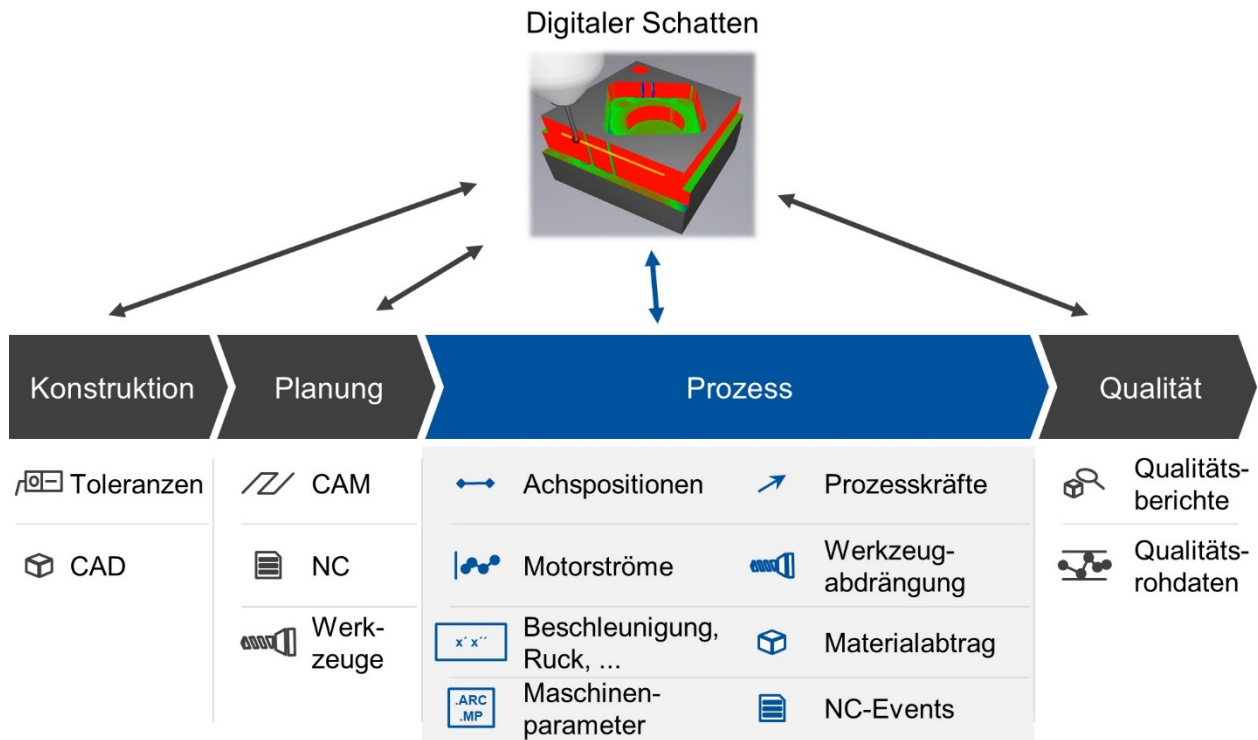


Bild 6: Datensilos entlang des Produktionsprozesses

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.

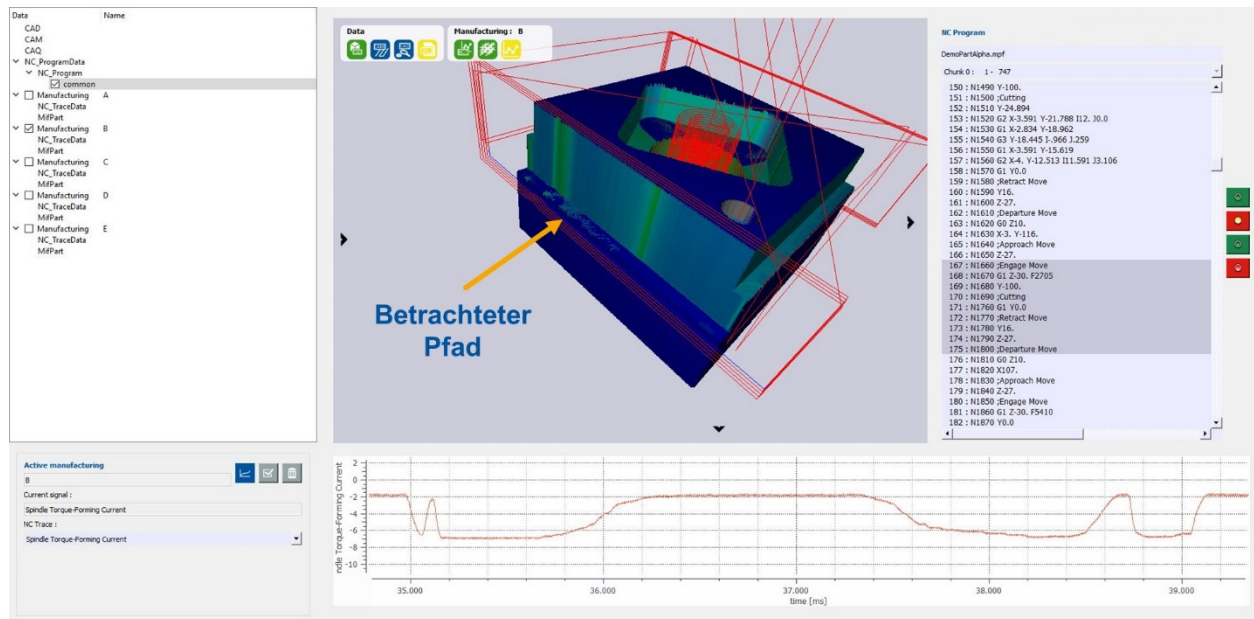


Bild 7: Kontextualisierungsinstrument digitaler Zwilling

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 Realfertigungsverfahren.

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:

$$\vec{F}_c = k_{c1.1} \cdot b_{mess} \cdot \vec{h}_{mess}^{1-m_c}$$

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.

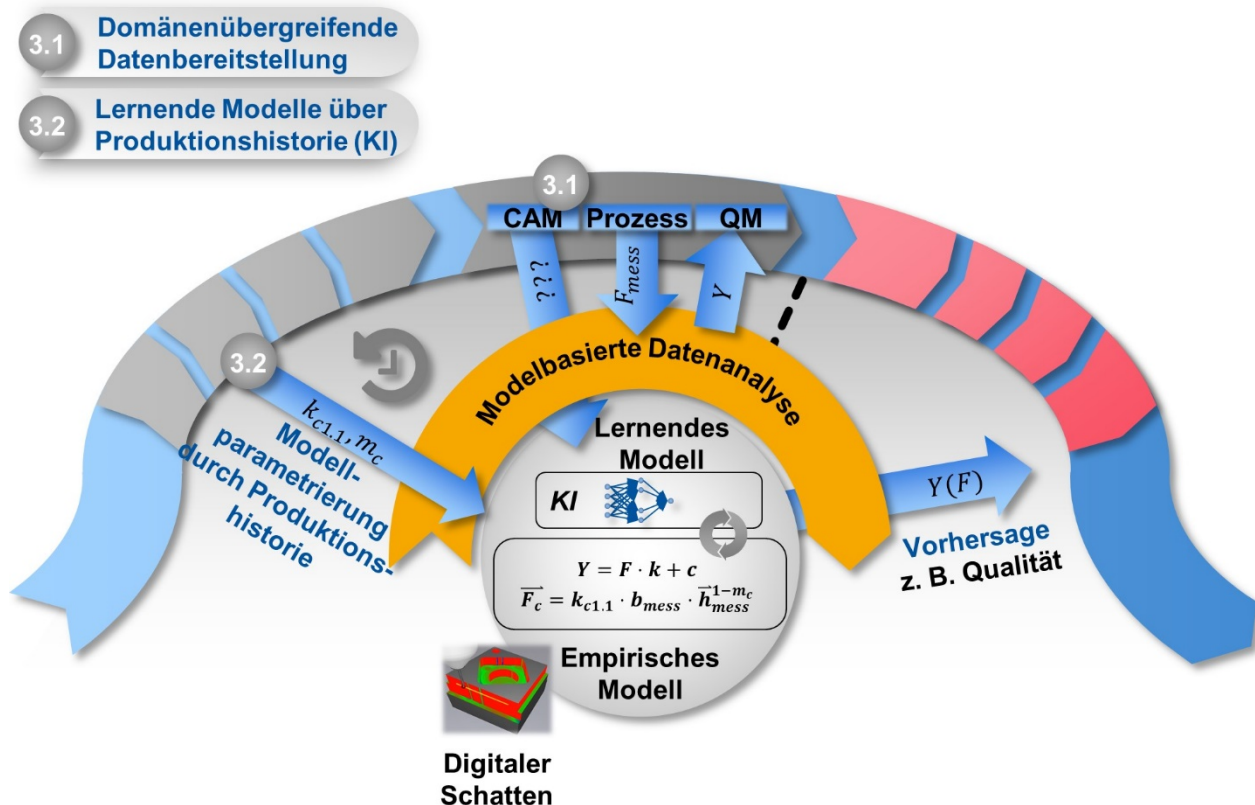


Bild 8: Methodik der kontinuierlich lernenden hybriden Modellierung

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].

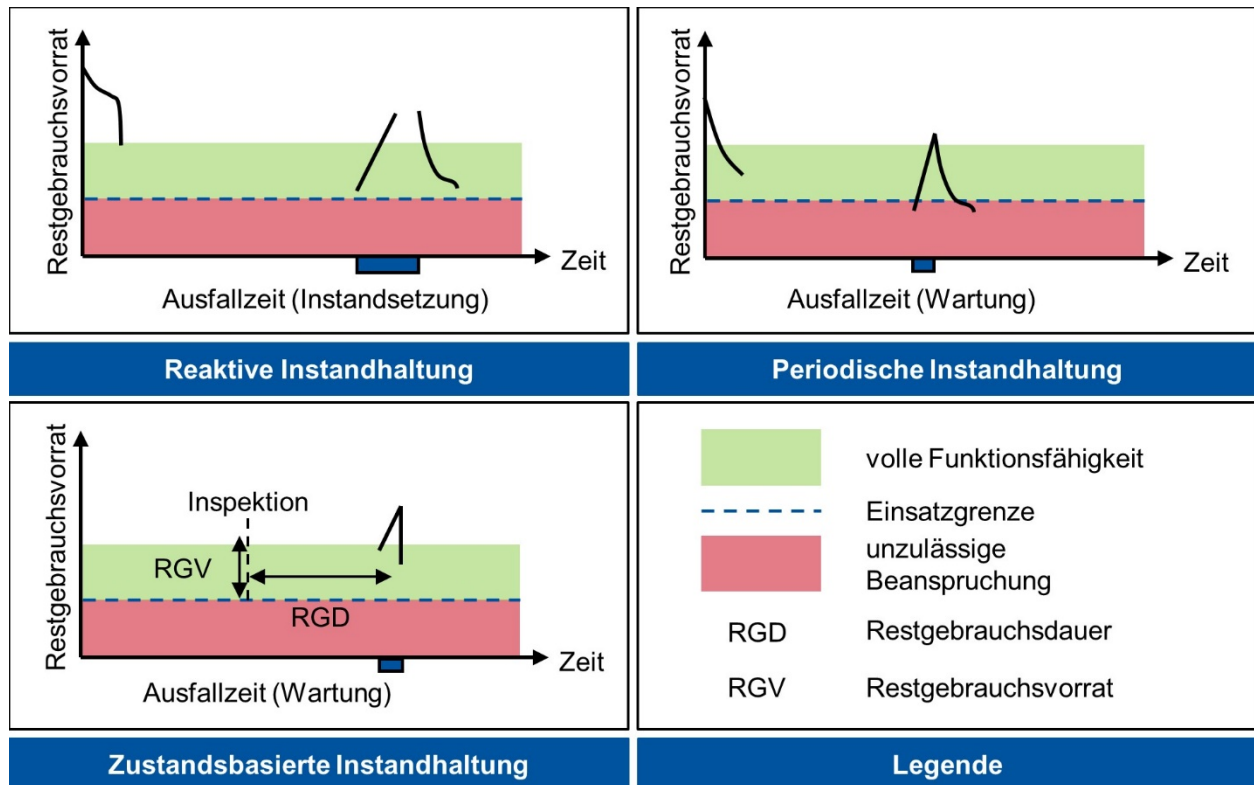


Bild 9: Etablierte Instandhaltungsstrategien nach [15]

Das Ergebnis mehrerer wissenschaftlicher Untersuchungen ist, dass eine reduzierte Verfügbarkeit von Werkzeugmaschinen häufig auf deren Vorschubachsen (Kugelgewindetribe 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 Maschinenkomponente 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:

$$L = \left(\frac{C_a}{F_m}\right)^3 * 10^6$$

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.

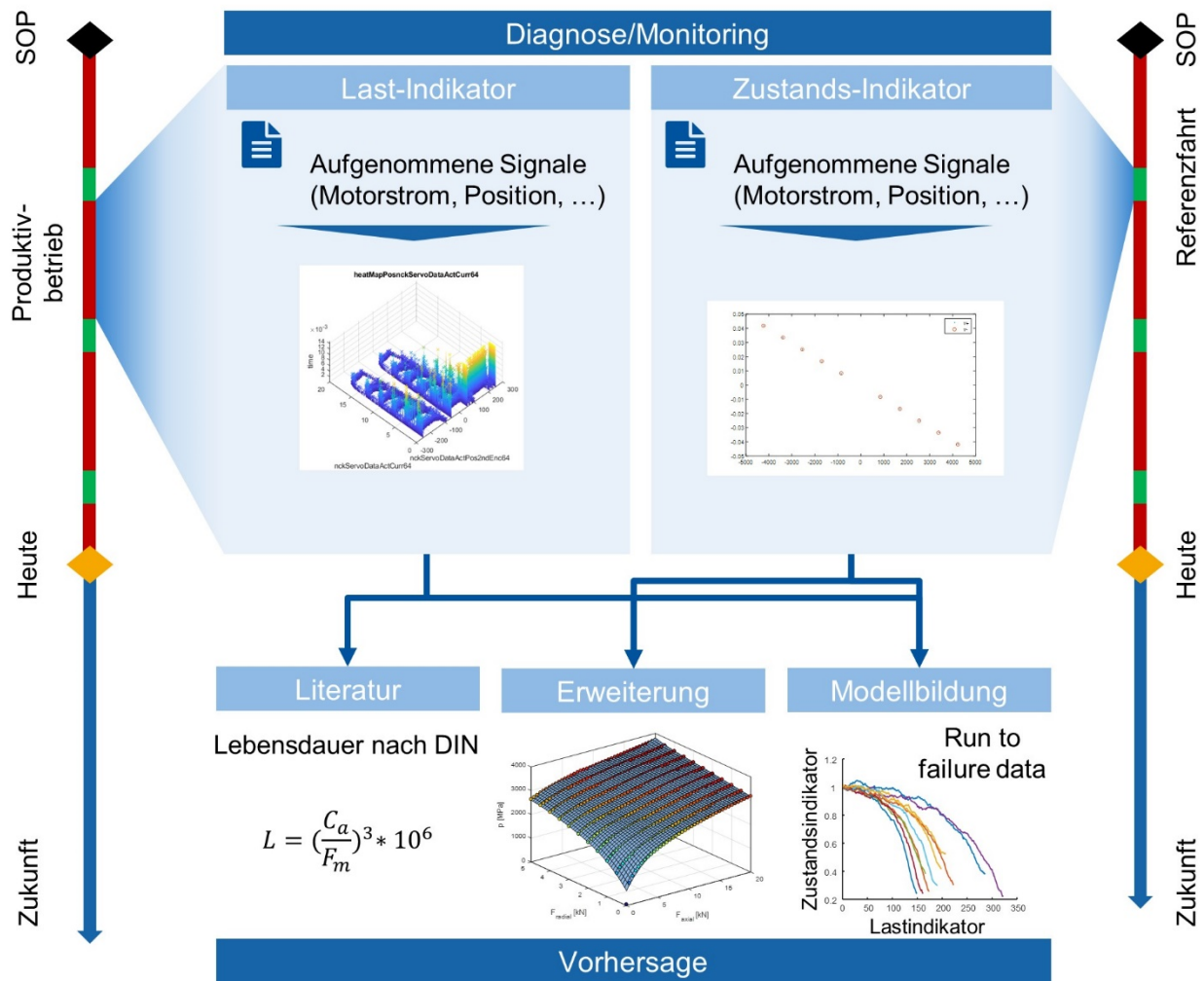


Bild 10: Ansatz zur Parametrierung

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} .

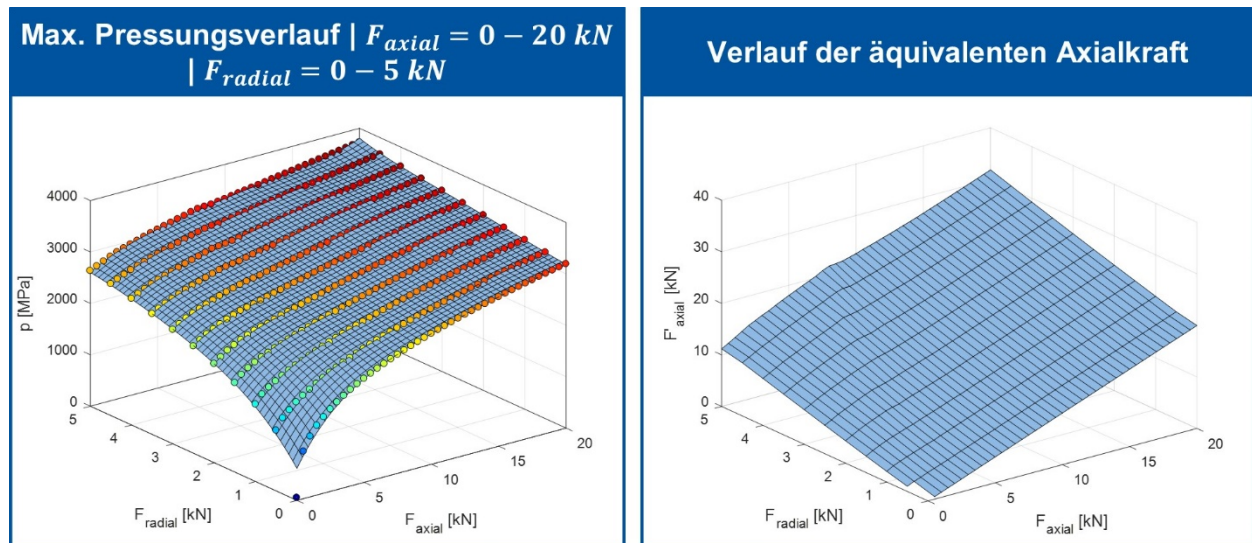


Bild 11: Ermittlung der äquivalenten Axialkraft

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 Crashes 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 Zugriffszeiten 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.

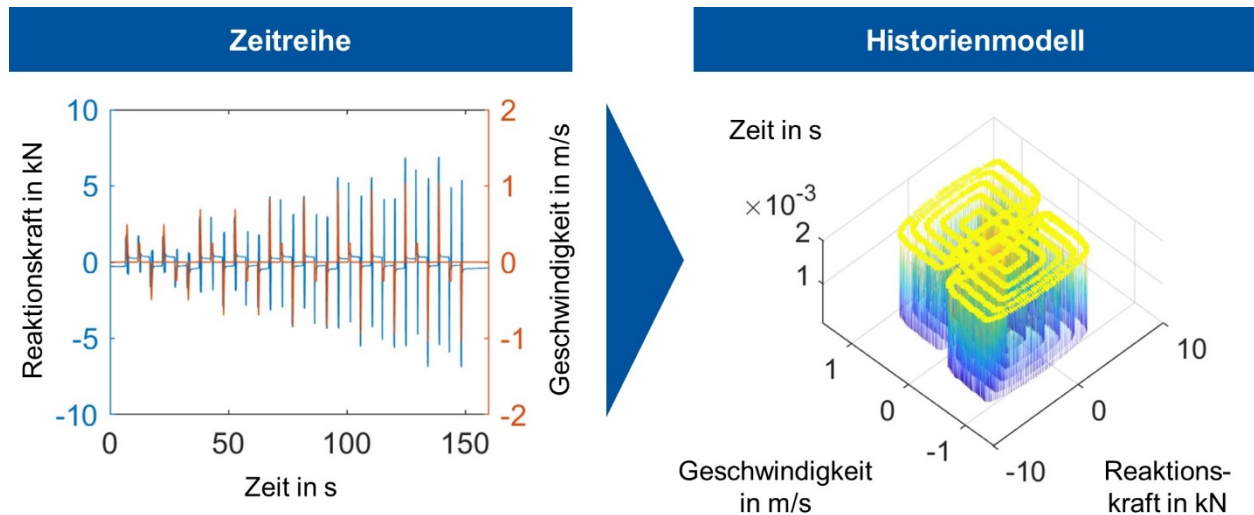


Bild 12: Historienmodell eines KGT

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 Maschinenteilen sowie zur Prognose des Stabilitätsverhaltens von Werkzeugmaschinen, zu entwickeln und zu erweitern. Durch die vernetzte Produktionslandschaft entsteht jedoch zusätzlich die einmalige Möglichkeit, jedes fertige 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] Hölbfner, 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