

Assistenzsysteme in der Produktionstechnik

Prof. Dr.-Ing Dr. h.c. F. Klocke, S. Kamps, Dr. P. Mattfeld, A. Shirobokov,
Dr. J. Stauder, Dr. D. Trauth
Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen, Aachen

Dr. E. Bassett, Dr. B. Jurke
GILDEMEISTER Drehmaschinen GmbH/DMG MORI, Bielefeld

Dr. C. Bönsch
KOMET GROUP GmbH, Besigheim

Dr. R. Gärtner, Dr. S. Holsten
Phoenix Contact GmbH & Co. KG, Blomberg

R. Jamal
National Instruments Germany GmbH, München

Dr. U. Kerzel
Blue Yonder GmbH, Karlsruhe

Dr. M. Stautner
Module Works GmbH, Aachen

Kurzfassung

Die Verschmelzung von physikalischen Produktionsprozessen mit digitalen Prozessdaten hat das Potenzial, neue Geschäftsmodelle für produzierende Unternehmen zu erschließen. Assistenzsysteme erfassen die digitalen Prozessdaten, bereiten sie auf und transformieren sie in einen unternehmerischen Mehrwert. Produktionstechnische Assistenzsysteme sind aktuell kaum industriell verbreitet. Vor diesem Hintergrund wird eine Definition für produktionstechnische Assistenzsysteme vorgestellt. Durch eine geeignete Assistenzsystem-Architektur wird es ermöglicht, aus historischen Prozessdaten systematisch zu lernen. Hierdurch kann implizites Prozesswissen in Entscheidungsprozesse überführt werden. Dieser Ansatz wird am Beispiel einer offenen Plattform für produktionstechnische Assistenzsysteme demonstriert. Abschließend werden auf Assistenzsystemen basierende Geschäftsmodell-Enabler abgeleitet, mit denen Produktionstechnik zukünftig grundlegend neu gestaltet werden kann.

Abstract

The integration of physical production processes with digital process data has the potential to open new business models for manufacturing companies. Assistance systems are such systems that gather and transform digital process data into additional business value. However, assistance systems in production engineering are still very uncommon. Against this background, a definition of assistance systems in production engineering is introduced. A suitable architecture of assistance systems enables systematic learning from historical process data. Thereby, implicit process knowledge can be transferred into decision-making processes. This approach is demonstrated using an open platform for assistance systems. Finally, it will be demonstrated how assistance systems might open up new ways to organize production engineering processes in future.

Einleitung

Die aktuelle Entwicklung von produzierenden Unternehmen wird durch die Verschmelzung der physikalischen Prozesswelt mit digitalen Prozessdaten getrieben. Beim *Aachener Werkzeugmaschinenkolloquium* 2014 wurde in diesem Zusammenhang ein Überblick über den Status quo der Produktionstechnik vorgestellt sowie eine richtungsweisende Entwicklungsprognose abgeleitet. Das Leitmotiv 2014 war kollaborative Produktivität durch Vernetzung der Produktion.

Hiervon ausgehend wurde das in Bild 1 gezeigte Infrastrukturmodell für das Internet of Production für agile Unternehmen abgeleitet, das Leitthema für das AWK 2017 ist.

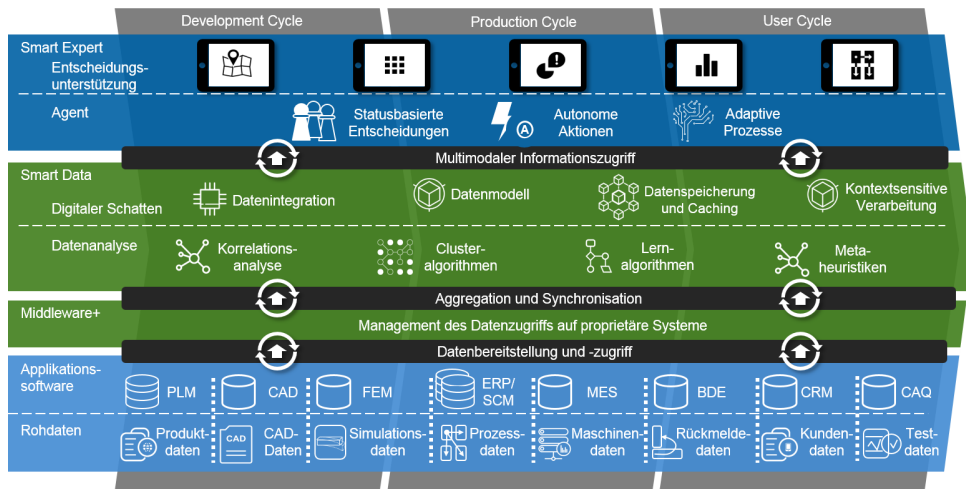


Bild 1: Infrastruktur des Internet of Production

Das Internet of Production befähigt Unternehmen, schnell fundierte Entscheidungen und Änderungsvorgänge zu initiieren. Dies setzt voraus, dass zu jeder Zeit möglichst vollständige digitale Abbilder der Produktion vorliegen. Assistenzsysteme spielen hierbei eine wichtige Rolle. Sie leiten aus Daten verschiedene Services ab, die von den eingebundenen Menschen zur Entscheidungsfindung verwendet werden, oder sie agieren selbstständig zur Einleitung von Veränderungen und Anpassungen. Wenn Assistenzsysteme in Echtzeit agieren können, sind Selbstoptimierungen und Regelungen von Prozessen möglich.

Eine wesentliche Fragestellung bei der Gestaltung von produktionstechnischen Assistenzsystemen betrifft die Rolle, die der Mensch einnimmt. Unter diesem Blickwinkel wird im Folgenden ein Integrationskonzept abgeleitet. Historisch gesehen übernahmen Assistenzsysteme vorwiegend die automatisierte Ausführung von mechanischen Funktionen, um den Menschen körperlich zu entlasten und ihm einen größeren kognitiven Handlungsspielraum zu ermöglichen. Dies ist auch heute noch der Fall. Durch die Fortschritte der letzten Jahre, insbesondere im Bereich der Soft- und Hardware, erschließen sich neue Potenziale für die Gestaltung von Assistenzsystemen. In diesem Kontext werden die Komponenten und die Möglichkeiten heutiger produktionstechnischer Assistenzsysteme definiert und durch Praxisbeispiele verdeutlicht. Abschließend werden auf Assistenzsystemen basierende Geschäftsmodell-Enabler abgeleitet.

Anforderungen an Assistenzsysteme für die Interaktion mit Menschen

Ein Polylemma der Produktionstechnik beschreibt den Zielkonflikt zwischen den drei Kriterien *Qualität*, *Durchlaufzeit* und *Kosten* (Bild 2). Diese Kriterien stehen in einem direkten Widerspruch zueinander und können nur schwierig optimiert werden [1].

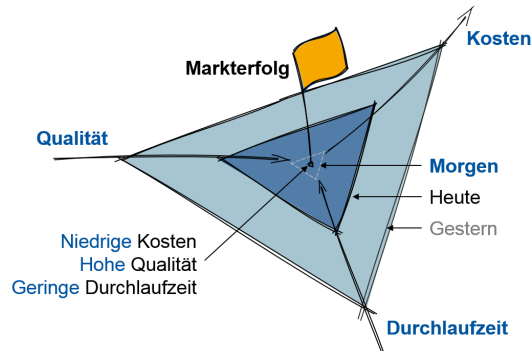


Bild 2: Polylemma der Produktion [1]

Im Folgenden sind Produktionssysteme als sozio-technische Systeme definiert [2]. Der Mensch befindet sich in einer direkten Interaktion mit der Technik. Assistenzsysteme werden den Menschen bei der Entscheidungsfindung unterstützen, ihn aber nicht ersetzen. Sie eröffnen neue Möglichkeiten zum daten- und modellgetriebenen Lernen und geben Entscheidungshilfe bei komplexen Prozesssituationen.

Die Analyse der heute bereits etablierten Assistenzsysteme zeigt, dass insbesondere mechanische Prozesse durch Assistenzsysteme unterstützt oder automatisiert wurden. Automatisierungslösungen für mechanische Prozesse sind Stand der Technik und werden kontinuierlich weiterentwickelt [3].

Im Gegensatz zu mechanischen Prozessen sind analytische Prozesse (z. B. die Entscheidungsfindung auf Basis von unvollständigen Daten oder impliziten Erfahrungswissens) unstrukturiert, schwer reproduzierbar und kognitiv komplex. Diese Prozesse lassen sich nur unvollständig abbilden. Assistenzsysteme, die hier den Menschen unterstützen sollen, müssen in Teilen dessen analytische Entscheidungsfindung nachbilden. Ein möglicher Ansatz zur Konfiguration von Assistenzsystemen mit analytischer Entscheidungsfindung ist in Bild 3 dargestellt.

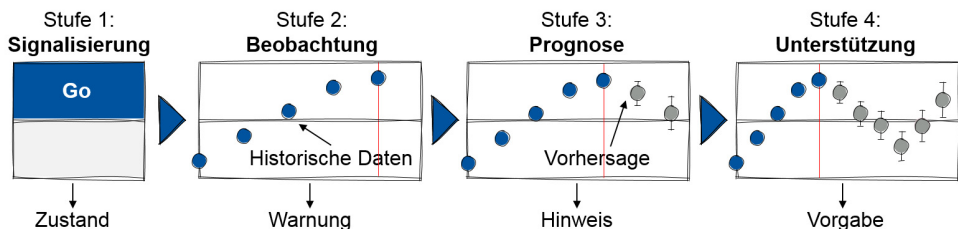


Bild 3: Stufen von Assistenzsystemen für analytische Prozesse

Ein Assistenzsystem erster Stufe signalisiert ausschließlich aktuelle Prozesszustände, ohne eine Wertung vorzunehmen. Der Maschinenbediener interpretiert diesen Zustand und agiert anschließend basierend auf seinem Prozesswissen sowie seiner Erfahrung. Ein Beispiel für ein solches Assistenzsystem ist eine blinkende Warnleuchte, z. B. bei einer zu geringen Schmierstoffmenge im Tank einer Werkzeugmaschine.

Ein Assistenzsystem zweiter Stufe beobachtet kontinuierlich einen relevanten Prozesszustand und löst kurzfristig eine Meldung aus, wenn der Prozess zu stark vom geplanten Sollzustand abweicht und vorgegebene Toleranzschwellen verletzt werden. Nach der Wahrnehmung der Meldung agiert der Maschinenbediener auf der Grundlage seines Prozesswissens und seiner Erfahrung. Ein Assistenzsystem zweiter Stufe ermöglicht keine Prognose hinsichtlich der Prozessentwicklung. Es arbeitet lediglich reaktiv und zeigt einen Übergang des Prozesses aus einem zulässigen in einen unzulässigen Zustand an. Ein Beispiel für ein solches Assistenzsystem stellt die statistische Prozesskontrolle (SPC) dar.

Ein Assistenzsystem dritter Stufe registriert kontinuierlich sowohl direkte als auch indirekte Prozessdaten. Die direkten Prozessdaten charakterisieren unmittelbar einen beobachteten relevanten Prozess (z. B. Prozesskräfte beim Fräsen). Die indirekten Prozessdaten stehen in keinem direkten kausalen Zusammenhang mit dem relevanten Prozess (z. B. Motorleistung der Achsantriebe). Aufbauend auf diesen Prozessdaten modelliert das Assistenzsystem Ursache-Wirkung-Zusammenhänge zwischen den direkten und indirekten Prozessen. Der Maschinenbediener agiert vorausschauend und interpretiert die Informationen des Assistenzsystems selbstständig auf der Grundlage seines Prozesswissens und seiner Erfahrung.

Ein Assistenzsystem vierter Stufe arbeitet unter vollständiger Informationstransparenz und kann sowohl auf alle direkten und indirekten Prozessdaten als auch auf alle Unternehmensinformationen zugreifen. Mithilfe von historischen Daten werden die Ursache-Wirkung-Zusammenhänge mit hoher Präzision abgebildet. Durch geeignete Algorithmen kann das Prozessverhalten mit hoher Wahrscheinlichkeit unter Verwendung von Echtzeitdateninformationen prognostiziert werden und es lässt sich eine Entscheidungsempfehlung für den Maschinenbediener formulieren.

Assistenzsysteme der dritten und vierten Stufe sind bis heute kaum in der Praxis eingeführt. Grund dafür ist, dass diese Systeme umfangreiche kognitive Modelle erfordern, in denen auch kognitive Fähigkeiten des Menschen abgebildet werden. Um die Entwicklung dieser Gruppe von Assistenzsystemen zu beschleunigen, müssen verschiedene Fachdisziplinen zusammenarbeiten und es bedarf einer Definition sowie eines Gestaltungsrahmens.

Produktionstechnische Assistenzsysteme

In diesem Kapitel wird die Systematik von Assistenzsystemen beschrieben. Zunächst erfolgt die Ableitung von Komponenten von Assistenzsystemen und darauf aufbauend wird eine Definition skizziert. Anschließend wird ein Gestaltungsrahmen umrissen und es werden wirtschaftliche sowie technologische Potenziale von Assistenzsystemen erläutert.

Komponenten von Assistenzsystemen

Für die Entwicklung von Assistenzsystemen der dritten und vierten Stufe muss der Prozess der menschlichen Aufgabenbewältigung nachgebildet und dafür zunächst näher analysiert werden (Bild 4). Bei einer bekannten Aufgabe erfolgt beim Menschen in einem ersten Schritt die Wahrnehmung von Eingangsinformationen. Die direkten Daten, die in einem direkten Zusammenhang mit der Aufgabe stehen, werden bewusst durch Sinnesorgane registriert. Darüber hinaus werden auch indirekte Daten im Unterbewusstsein registriert und

als implizites Wissen abgespeichert. In einem zweiten Schritt werden die Daten kognitiv analysiert und verarbeitet. Dies beinhaltet sowohl eine bewusste Analyse der direkten Daten als auch eine unbewusste Interpretation der wahrgenommenen indirekten Daten. Dadurch wird eine komplexe Datenbasis gebildet, mit deren Hilfe im menschlichen Gehirn die Ursache-Wirkung-Zusammenhänge modelliert und konkrete Entscheidungen abgeleitet werden können. Im dritten Schritt werden die abgeleiteten Entscheidungen in messbare Aktionen durch die Handlungsorgane umgesetzt. Die Prozesse der Wahrnehmung, Analyse und Handlung werden kontinuierlich durch Feedback-Schleifen kalibriert und erweitert. Darüber hinaus wird der Erfahrungsschatz des Menschen ständig erweitert, wodurch die implizite Datenbasis für die zukünftige Entscheidungsfindung sich ebenfalls stets vergrößert.

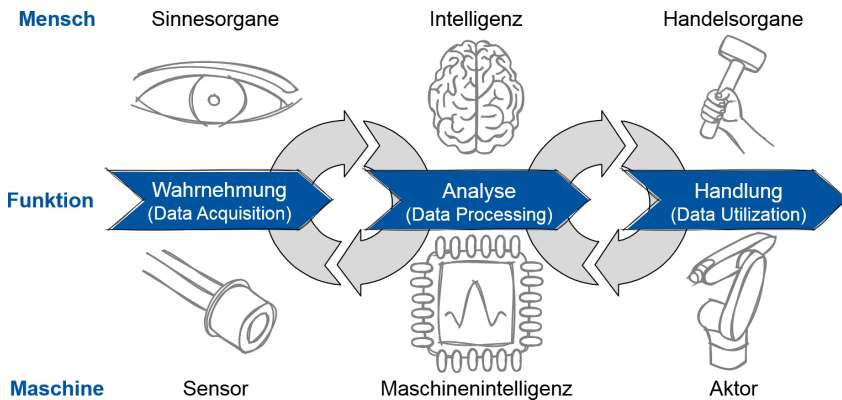


Bild 4: Die drei Bausteine der Aufgabenbewältigung

Das Prinzip der Aufgabenbewältigung wird in diesem Beitrag auf das produktionstechnische Assistenzsystem übertragen und in die drei Schritte: Data Acquisition (Wahrnehmung), Data Processing (Analyse) und Data Utilization (Handlung) gespiegelt.

In der Sensortechnik finden durch Funktionsintegration und Miniaturisierung erhebliche Innovationssprünge statt. E-Grains sind ein Beispiel, in dem auf engem Raum eine hohe Funktionsintegration mit Datenvorverarbeitung und Signalübertragung stattfindet. Sensornetzwerke sind ebenfalls ein Baustein zur Organisation einer effektiven Datenaufnahme. Auf diese Entwicklungen wird in diesem Beitrag nicht eingegangen, gleichwohl haben sie maßgebenden Einfluss auf die Datenaufnahme und Datenvorverarbeitung.

Aktoren übernehmen in technischen Systemen die Ausübung einer Handlung. Ausgehend von dem aktuellen Stand der Technik sind Aktoren stark spezialisiert und meistens nur für eine bestimmte Aufgabe geeignet. Bedingt durch den Trend zu flexiblen Kundenwünschen [4] müssen die Aktoren von zukünftigen Assistenzsystemen einfach rekonfigurierbar und austauschbar sein. Deshalb ist die Integration von standardisierten Kommunikationsprotokollen erforderlich. Wesentliche Herausforderungen stellen in diesem Zusammenhang Mensch-Maschine- und Maschine-Maschine-Schnittstellen dar, die diese Kommunikation ermöglichen müssen. Im Falle einer Mensch-Maschine-Schnittstelle nimmt der Mensch die vom System erarbeiteten Informationen wahr und setzt sie in Aktionen um. Im Falle einer Maschine-Maschine-Schnittstelle bekommt das Assistenzsystem einen Zugriff auf die Aktoren und agiert selbsttätig.

Während die Aufgaben Wahrnehmung (Data Acquisition) und Handlung (Data Utilization) bereits sehr weit entwickelt sind, haben aktuelle Assistenzsysteme Nachholbedarf insbeson-

dere im Bereich der Analyse von großen Datenmengen (Data Mining and Data Analytics) (Bild 5).

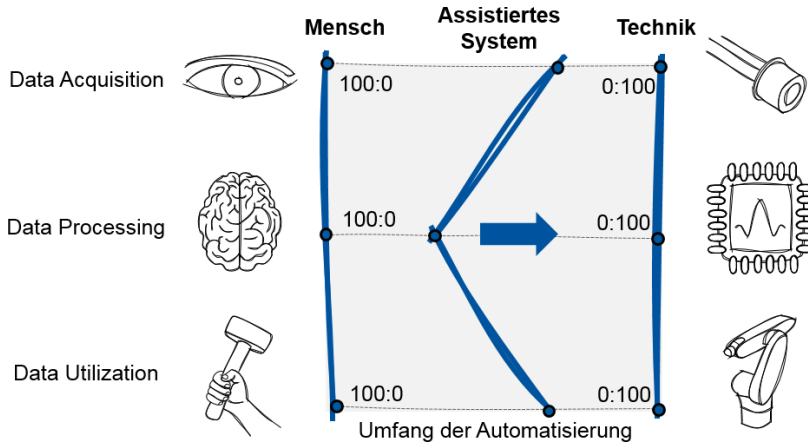


Bild 5: Stand der Technik heutiger Assistenzsysteme

Für die Analyse einer Datenbasis müssen auch kognitive Fähigkeiten des Menschen im Assistenzsystem nachgebildet werden. Assistenzsysteme müssen aus umfangreichen historischen Datensätzen Teilaufgaben individuell erlernen. Es ist auch notwendig, dass die Datenbasis sich ständig erweitert und dass die Modelle angepasst werden. Zunächst bietet es sich an, Assistenzsysteme auf bekannten physikalischen Modellen aufzubauen. Dies stellt sicher, dass mit Algorithmen gearbeitet wird, die grundsätzlich für die Lösung der betrachteten Aufgabe geeignet sind. Durch Inprozess-Datenaufnahme werden Randbedingungen ermittelt und es werden freie Parameter der Modelle zeitaktuell bestimmt. Dabei erfolgt der Lernprozess eines Assistenzsystems in drei Schritten und wird durch unterschiedliche Komplexitätsgrade erweitert:

1. Das Erlernen bekannter physikalischer Modelle dient der **analytischen Machbarkeit** eines Assistenzsystems und kann durch die Verwendung von künstlich konstruierten direkten und indirekten Prozessdaten realisiert werden. Dies erfolgt in der Regel auf Basis digitaler Systeme in Kombination mit Analogie- oder Demonstrator-Prüfständen.
2. Werden die bekannten physikalischen Modelle statt als Ergebnis als Eingang verwendet und zudem reale direkte und indirekte Prozessdaten aus dem produktiven Umfeld genutzt, kann die **technische Machbarkeit** des Assistenzsystems gezeigt werden. Zum Nachweis der technischen Machbarkeit wird an Produktionssystemen im Einrichtbetrieb getestet.
3. Im Anschluss an den Nachweis der technischen Machbarkeit wird das Assistenzsystem in einem produktiven Umfeld implementiert und die **industrielle Machbarkeit** nachgewiesen, bevor das System serientauglich ist. Die industrielle Machbarkeit wird unter Serienbedingungen für einen längeren Zeitraum unter vollständiger Abbildung eines industriellen Szenarios gezeigt.

Aufgaben von Assistenzsystemen

Basierend auf den zuvor definierten Komponenten und der Festlegung, dass in diesem Beitrag die Unterstützung des Menschen im Mittelpunkt steht, lautet die Definition für produk-

tionstechnische Assistenzsysteme: Assistenzsysteme sind softwaregestützte Anwendungen (Tech-Apps), welche die Entscheidungsfindung des Menschen bei der Umsetzung von Auslegungs-, Optimierungs- und Planungsaufgaben auf Basis von Sensor- und Modellierungsdaten, aufbereitet mittels Algorithmen künstlicher Intelligenz, entlang der Wertschöpfungskette unterstützen.

Der Abschnitt „... die Entscheidungsfindung des Menschen bei der Umsetzung von Auslegungs-, Optimierungs- und Planungsaufgaben ...“ definiert den Fokus für zukünftige Assistenzsysteme. Der Fokus liegt dabei auf unstrukturierten, wandelbaren Aufgaben mit hoher kognitiver Belastung (vgl. analytische Prozesse in Kapitel 2). Ziel ist es, implizites Erfahrungswissen des Maschinenbedieners sichtbar zu machen oder unbekannte Zusammenhänge aufzudecken, die neue Interpretationen auf produktionstechnische Wechselwirkungen ermöglichen.

Der Abschnitt „...auf Basis von Sensordaten...“ greift den Schritt *Data Acquisition (Wahrnehmung)* zur Schaffung einer Datenbasis für die Entscheidungsfindung auf.

Die Abschnitte „... auf Basis von ... Modellierungsdaten...“ und „...aufbereitet mittels Algorithmen...“ beschreiben die Lösungswege und zeigen Zusammenhänge, die durch *Data Analysis* aufgezeigt wurden.

Der Abschnitt „...softwaregestützte Anwendungen (Tech-Apps)...“ bezieht sich auf die Umsetzung des Schrittes *Data Utilization*. Implizit wird die Existenz einer gemeinsamen Plattform vorausgesetzt, welche die Entwicklung von Applikationen ermöglicht. Dadurch wird die Modularität und Erweiterbarkeit von Assistenzsystemen gewährleistet. Die Nutzung (*Data Utilization*) erfolgt über eine Mensch-Maschine- oder Maschine-Maschine-Schnittstelle.

Gestaltung von Assistenzsystemen

Die zuvor formulierte Definition eines Assistenzsystems muss innerhalb eines einheitlichen Gestaltungsrahmens realisiert werden (Bild 6).

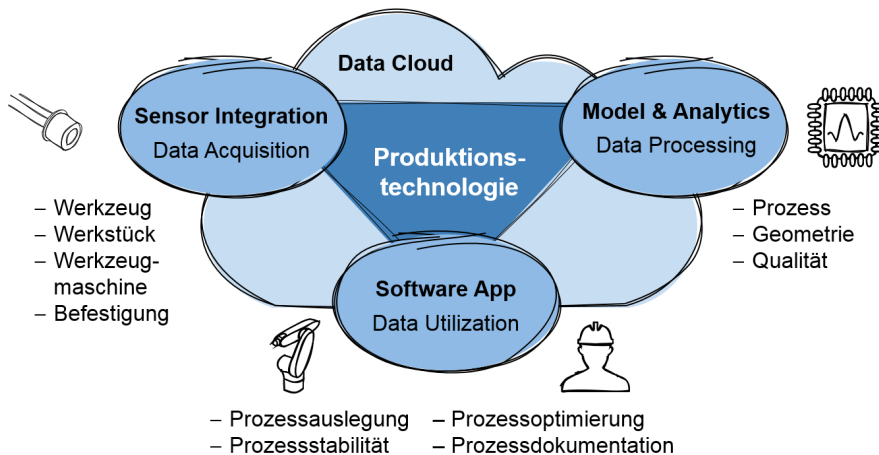


Bild 6: Gestaltungsrahmen für Assistenzsysteme

Die Prozesse *Data Acquisition*, *Data Processing* und *Data Utilization* müssen über eine gemeinsame Datenbasis, z. B. eine Cloud, verknüpft werden. Cloud-Technologien stellen

ein geeignetes Werkzeug dar, eine Integration von Komponenten des Assistenzsystems zu realisieren. Vorteilhaft ist dabei die einfache Skalierbarkeit und Erweiterbarkeit des Assistenzsystems sowie eine Vereinfachung der Datenaggregation aus unterschiedlichen Quellen. Dadurch wird die Entfaltung von positiven Netzwerkeffekten ermöglicht, welche den Nutzen des Assistenzsystems mit jedem neuen Datensatz erhöhen [5]. Zu beachten sind die hohen Anforderungen an die IT-Infrastruktur zur Gewährleistung einer störungsfreien Verbindung zur Cloud. Darüber hinaus rücken bei cloudbasierten Infrastrukturen die Aspekte der Datensicherheit in den Vordergrund. Die Institute des Fraunhofer Verbundes Produktion wenden eine gemeinsame Cloud-Struktur an und entwickeln Softwareanwendungen für die Produktion, die über diese Plattform zur Verfügung gestellt werden [6].

Die Gestaltung von Assistenzsystemen muss alle Datenquellen eines Produktionsprozesses einschließen (Bild 7). Prozessverständnis wird zukünftig nicht mehr allein durch physikalische Analysen und die Modellierung von Kausalitäten generiert, sondern datengetriebene Modelle kommen hinzu. In Abhängigkeit von der Modellstruktur können datengetriebene Modelle ebenfalls physikalische Wirkzusammenhänge plausibel abbilden. Es ist aber nicht ausgeschlossen, Entscheidungen auch ausschließlich auf signifikanten Korrelationen aufzubauen. Die Übergänge von Black-Box-Modellierungen zu White-Box-Modellierungen sind fließend.

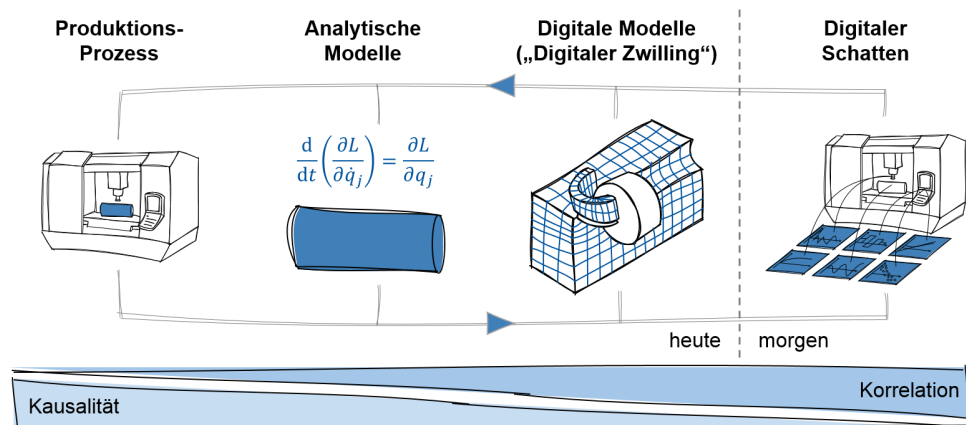


Bild 7: Datenquellen von Assistenzsystemen

Im Rahmen dieses Beitrags sollen Modelle, die Prozesszustände vollständig und zeitaktuell abbilden, als digitale Zwillinge bezeichnet werden. Sie stellen den umfassendsten Informationsvorrat zur Prozessanalyse dar. Reduzierte Modelle werden als digitaler Schatten bezeichnet. Der digitale Schatten ist ein hinreichend genaues Abbild der Produktion; der Informationsinhalt ist geringer als beim digitalen Zwilling, aber ausreichend für die vorgegebene Aufgabe [7]. Mit Methoden der Data Analytics lassen sich bisher nicht bekannte, aber dennoch sehr nützliche Korrelationen zwischen Prozessvariablen aufdecken, die im Kontext des erfahrenen Mitarbeiters sehr wohl zur Entscheidungsfindung hinzugezogen werden können. Die Güte der gefundenen Korrelationen ist umso besser, je mehr Informationen vorliegen und je häufiger die Zusammenhänge, auch in ähnlichen Prozessen, bestätigt wurden. Zusammenfassend zeigt Bild 8 die Datenarchitektur für Assistenzsysteme.

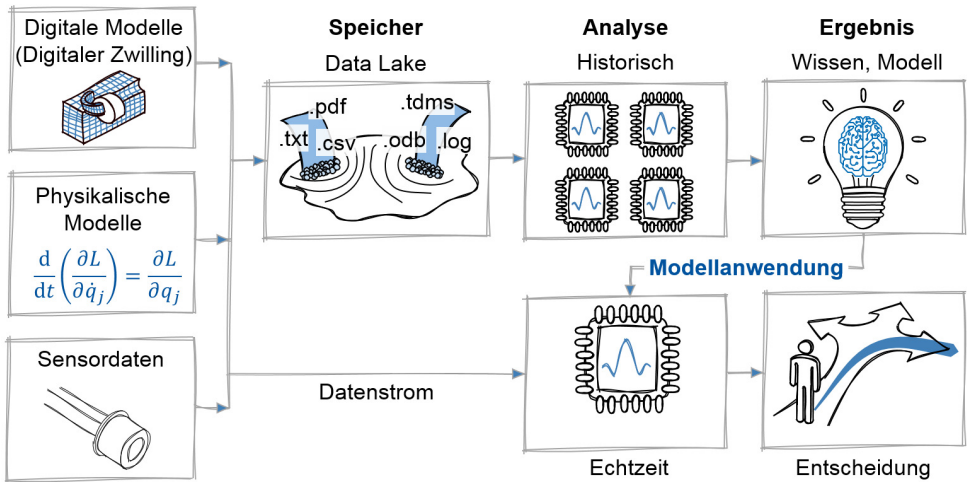


Bild 8: Datenarchitektur für Assistenzsysteme

Bei einem Data Lake handelt es sich um ein zentralisiertes Repository für sehr große Mengen an rohen (oder minimal verarbeiteten) Daten aus unterschiedlichen Quellen. Dies kann auch eine Cloud sein [8]. Aufgrund der großen Datenmenge erfordert die Datenanalyse eine hohe Rechenleistung. Zur Reduktion der Rechendauer werden die erforderlichen Berechnungen mittels verteilter Systeme auf mehreren Rechenknoten inkrementell, in Batches, realisiert. Die Durchführung von Echtzeitanalysen ist in Batches nicht möglich. Hier steht das Lernen auf Basis von historischen Daten im Vordergrund. Ist ein Modell einmal angelernt, kann es sehr effizient auf Echtzeitdatenströme angewandt werden. Die Anwendung benötigt weniger Rechenleistung und kann häufig, in Abhängigkeit von zulässigen Latenzzeiten, in Echtzeit erfolgen.

Lernende Assistenzsysteme

Mithilfe der Datenarchitektur in Bild 8 können produktionstechnische Assistenzsysteme drei wesentliche Aufgaben, bezogen auf eine Maschine oder einen Prozess, erfüllen: *Zustände erkennen/gruppieren*, *Zustände vorhersagen* und *auf Basis von Zuständen entscheiden*.

Die Aufgabe *Zustände erkennen/gruppieren* kann mit Clustering-Algorithmen durchgeführt werden. Clustering-Algorithmen sind **unüberwachte Lernverfahren**. Mit diesen Verfahren können Zusammenhänge zwischen Prozess- und Ergebnisgrößen explorativ identifiziert werden. Eine entsprechende Fragestellung könnte z. B. sein: „*Welche Faktoren haben welchen Einfluss auf eine beliebige Zielgröße und wie viele Einflussfaktoren haben einen ähnlichen Effekt?*“. Das Ergebnis kann in Clustern abgebildet werden. Durch diese Verfahren werden historische Daten in Gruppen zusammengefasst, die bekannte Zusammenhänge zeigen oder auch bisher nicht vermutete, aber charakteristisch erscheinende Wirkzusammenhänge aufdecken. Ein bekannter Clustering-Algorithmus ist *k-means*. Dieser Algorithmus unterteilt eine Menge an Datenpunkten iterativ in k-Hälften und berechnet für beide Datenhälften jeweils einen Datenmittelpunkt („mean“). Der Algorithmus wird solange wiederholt, bis der Abstand der Datenpunkte einer Datenhälfte zum Datenmittelpunkt minimiert werden konnte und kein Datenpunkt näher an dem fremden Datenmittelpunkt der anderen Hälfte als am eigenen Datenmittelpunkt liegt. K-means gehört zu den *Partitioning-*

Clustering-Verfahren. Für komplexere Fragestellungen, kann auf komplexere Verfahren (z. B. *density-based Clustering*-Verfahren) zurückgegriffen werden [9].

Bei Lernverfahren des überwachten Lernens werden dem lernenden Algorithmus Zielgrößen übergeben. Dies ist dann sinnvoll, wenn für eine bestimmte produktionstechnische Zustandsgröße der zukünftige Verlauf kontinuierlich vorhergesagt werden soll. Eine entsprechende Fragestellung könnte z. B. sein: „*Wie hoch ist der Verschleißwert an Werkzeug A morgen, übermorgen oder in einer Woche und mit welcher Wahrscheinlichkeit ist dieser Verschleißwert wahr?*“. Derartige Fragestellungen werden vorzugsweise durch Regressions-Algorithmen beantwortet. Regressions-Algorithmen bilden eine Abhängigkeit zwischen Eingangsgrößen und der Zielgröße durch mathematische Modelle ab. Hier besteht die Herausforderung darin, dass auch statistische Korrelationen gefunden werden, die durch eine Ursache-Wirkungsbeziehung beschrieben werden können. Andererseits kann aber auch dies zu einer neuen Erkenntnis führen. Die einfachste Form der Regression ist die lineare Modellierung zwischen Ein- und Ausgangsgrößen. Dieser Algorithmus eignet sich besonders gut, um lineare Trends und systematische Veränderungen eines zeitabhängigen Datensatzes zu prognostizieren. Die meisten realistischen Szenarien sind statistisch gesehen jedoch durch nichtlineare Wechselwirkungen geprägt. Um auch diese Zusammenhänge abbilden zu können, existieren mathematische Ansätze, z. B. exponentielle oder Polynom-Regressionsgleichungen sowie *Machine-Learning*-Verfahren [10].

Eine weitere Möglichkeit überwachter Lernverfahren ist es, einen Entscheidungsvorschlag auf Basis einer entsprechenden Wahrscheinlichkeitsverteilung zu formulieren. Dies geschieht durch Klassifizierungs-Algorithmen, die mit Regressions-Algorithmen kombiniert werden. Klassifizierungs-Algorithmen können auf Basis der zuvor getroffenen Clustering- oder Regressions-Analysen dazu verwendet werden, den aktuellen oder zukünftigen Zustand einer Kategorie zuzuordnen und mit einer korrelierenden Wahrscheinlichkeit zu versehen. Eine entsprechende Fragestellung könnte z. B. sein: „*Muss Werkzeug A noch in der Nachtschicht gewechselt werden oder kann der Werkzeugwechsel in die Frühschicht verlegt werden, ohne die Qualität der Bauteile zu verschlechtern?*“. So eine Fragestellung erfordert die Kombination von Regressions- und Klassifikationsalgorithmen. Insbesondere künstliche neuronale Netze haben hier das Potenzial, komplexe Ursache-Wirkung-Zusammenhänge nachzubilden und verlässliche Entscheidungen zu treffen (Bild 9). Künstliche neuronale Netze bestehen aus verschiedenen Ebenen, die eine beliebige Anzahl an Knoten führen können. Die erste Ebene fasst die Eingangsinformationen zusammen, die letzte Ebene die Zielgrößen. Die Zwischenebenen werden als versteckte Ebenen bezeichnet. Ein Knoten wird durch eine mathematische Funktion definiert, die bei Erreichen einer kritischen Summe an diesem Knoteneingang durchschaltet. Die Summe an einem Knoteneingang wird durch eine individuelle Gewichtung der unterschiedlichen Verbindungen gebildet. Diese Prozedur wiederholt sich an jedem Knoten und in jeder Schicht, zusätzlich beeinflussen sich die Knoten der unterschiedlichen Schichten mehrfach gegenseitig.

Nachteilig an künstlichen neuronalen Netzen ist, dass nur selten nachvollzogen werden kann, wie das Netz zu einer Entscheidung gekommen ist; physikalische Kausalitäten werden häufig nicht erkannt. Andererseits eröffnet sich auch die Chance, implizites Prozesswissen und unbekannte Erkenntnisse bzw. Zusammenhänge sichtbar zu machen. Ein bekanntes Framework für künstliche neuronale Netze ist TensorFlow. Weitere Algorithmen zur Klassifizierung sind Entscheidungsbäume, Support Vector Machines und K-Nearest-Neighbours-Algorithmen. Alle genannten Verfahren können auch zur Regression verwendet werden. Unabhängig von der Art eines Algorithmus (Clustering, Regression, Klassifizierung) gilt der Grundsatz, mit dem einfachsten Algorithmus zu starten, der für den betrachteten Fall zielführend ist, und erst dann auf komplexere umzusteigen, wenn eine konkrete

Hürde bewältigt werden muss, die durch den einfacheren Algorithmus nicht überwunden werden kann [11].

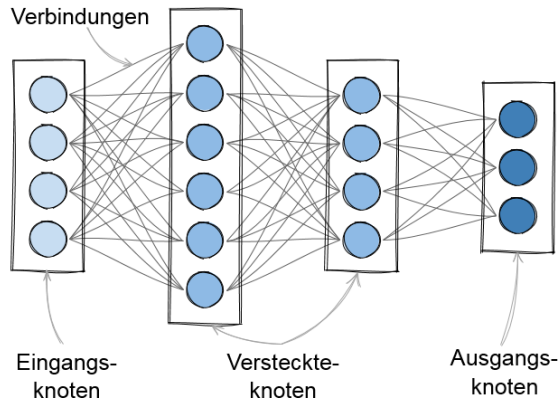


Bild 9: Beispiel eines künstlichen neuronalen Netzes

Durch die Möglichkeit, produktionstechnische Zustände kategorisieren und vorhersagen zu können sowie darauf aufbauend Entscheidungshilfen abzuleiten, ergeben sich technologisch und wirtschaftlich Potenziale, die bei geeigneter Gestaltung eines Assistenzsystems sowohl direkt im Produktionssystem genutzt als auch für erweiterte Dienste verwendet werden können.

Potenziale von Assistenzsystemen

In den vorherigen Abschnitten lag der Fokus auf der Ausgestaltung von Assistenzsystemen, welche direkt wertschöpfende Prozesse auf der Ausführungsebene in der Produktion unterstützen (Bild 10).

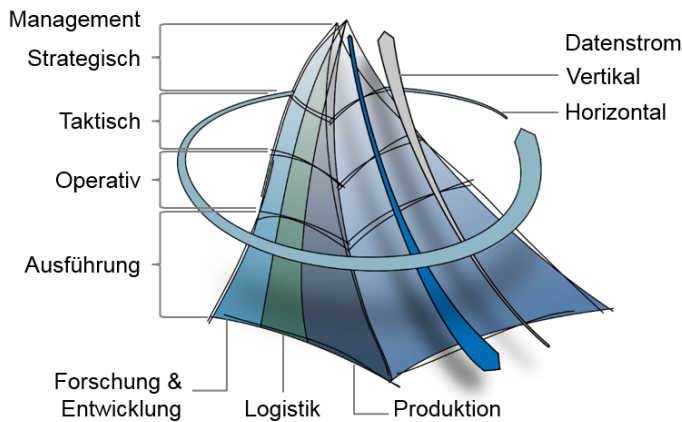


Bild 10: Aufbauorganisation und zugehörige Datenströme

Das Konzept von Assistenzsystemen ist auf weitere Unternehmensbereiche und -ebenen übertragbar und erlaubt eine vertikale und horizontale Vernetzung mit angrenzenden Datenquellen zur unternehmensweiten Informationsgewinnung und -verarbeitung. Eine Voraussetzung ist, dass die Assistenzsysteme über entsprechende Datenquellen verfügen.

Die potenziellen Vorteile von Assistenzsystemen auf den unterschiedlichen Ebenen sind beispielhaft in Bild 11 gezeigt. Auf der Ausführungsebene bewirken Assistenzsysteme eine Effizienzsteigerung sowie die Erhöhung der Produkt- und Prozessqualität. Die Grundlage dafür ist die vorausschauende Prozessführung und die frühzeitige Beseitigung von zukünftigen Störungen auf Basis der Vorhersage von Zuständen. Im operativen Management können zum Beispiel erhöhte Maschinenverfügbarkeit und eine höhere Ausnutzung von vorhandenen Ressourcen auf Basis der konditionsbasierten Wartung erreicht werden. Durch eine Integration in die vertikalen Datenströme können Assistenzsysteme ebenfalls strategische Entscheidungen unterstützen. Dadurch wird ein Beitrag zur Realisierung von agilen Geschäftsprozessen und skalierbaren Geschäftsmodellen geleistet.

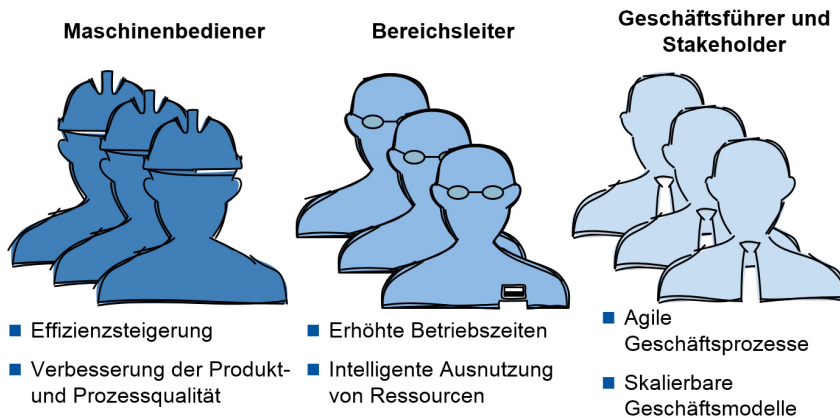


Bild 11: Vorteile von Assistenzsystemen

Open4Manu – Eine Plattform für Assistenzsysteme

Das mit dem National Instruments Research Grant Award 2015 ausgezeichnete und mit Soft- und Hardware geförderte Forschungsprojekt „Open4Manu – Open Modular Reconfigurable IoT Framework for Intelligent CPS Sensor and Actor Modules in Manufacturing Processes“ stellt eine Plattform für Assistenzsysteme bereit, welche die innerhalb dieses Beitrags erörterten Eigenschaften mit sich bringt [12]. Im Rahmen des Projekts erfolgt die Entwicklung eines offenen, rekonfigurierbaren, modularen Systemansatzes für die Integration von Sensor- und Aktor-Modulen in Produktionsprozessen. Das Ziel des Projekts ist die Schaffung einer Plattform für eine Integration von unterschiedlichen Komponenten, wie maschineninterner und -externer Sensorik und numerischen (NC) sowie speicherprogrammierbaren Steuerungen (SPS) und intelligenten autarken Systemen im Rahmen des Industrial Internet of Things (IIoT). Die Plattform ermöglicht die Entwicklung und Integration von benutzererstellten Anwendungen bzw. Plug-ins, welche über definierte und einheitliche Schnittstellen auf die integrierten Systemkomponenten zugreifen können. Aus technischer Perspektive setzt die Plattform Open4Manu auf einen dezentralisierten Ansatz, wodurch die Datenverarbeitung sowie ein direkter Datenaustausch von verarbeiteten Daten zwischen autarken Systemkomponenten ermöglicht wird. Dadurch wird eine hohe Skalierbarkeit des Systems realisiert, da nicht alle Operationen zentralisiert durchgeführt werden müssen. Die Plattform Open4Manu stellt einen gesamtheitlichen, in allen Ebenen rekonfigurierbaren Demonstrator für ein Industrial Internet of Things dar.

Das im Rahmen des AWK 2014 entwickelte Leitmotiv des *Cyber Physical Sensor System* (CPSS) der Arbeitsgruppe „Sensorik in der Produktion im Kontext von Industrie 4.0“ beschreibt die Vernetzung von mehreren Sensoren, welche auf einer selbstständigen Fusion basiert (Bild 12). Ein Produktionssystem erhält dabei aus einem übergeordneten PLM- und ERP-System Optimierungsziele als Vorgabe. Basierend auf dieser Vorgabe konfiguriert das Produktionssystem das CPSS hinsichtlich:

- **Sensoreinsatzplanung:** Auswahl und Konfiguration der Sensoren, die für die Datengenerierung benötigt werden.
- **Datentransformation:** Auswahl der Signalverarbeitungs-methoden zur Ermittlung von Prozessinformationen aus den gewählten Sensoren
- **Prozessmodell:** Auswahl des Prozessmodells, das für die Umsetzung des Optimierungsziels am besten geeignet ist.

Das CPSS ist verantwortlich für die Prozessführung unter Berücksichtigung der vorgegebenen Optimierungsziele. Hierfür nutzt es die gewonnenen Informationen aus den Sensoren über Prozess, Maschine und Betriebsmittel sowie das bereits vorhandene Technologiewissen in Form von Prozessmodellen. Parallel können die Informationen aus den Sensoren aber auch dazu verwendet werden, um das Technologiewissen kontinuierlich zu aktualisieren bzw. zu erweitern. Dieses aktualisierte Technologiewissen kann auch dem Produktionssystem zur Verfügung gestellt werden, sodass sich neue Optimierungsaufgaben durchführen lassen. Das Leitmotiv stellt daher einen wichtigen Beitrag zur Entwicklung zukünftiger Assistenzsysteme bereit.

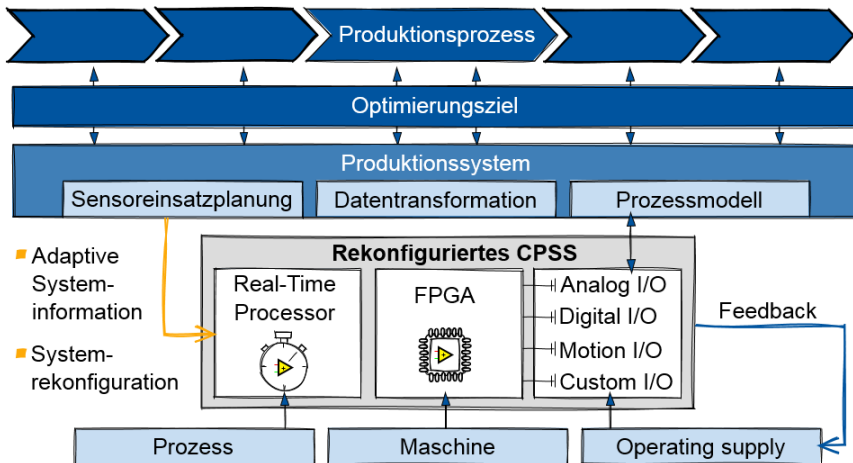


Bild 12: Cyber-Physical Sensor System als Basis zukünftiger Assistenzsysteme

Durch die Bereitstellung von Informationen auf verschiedenen Ausführungsebenen wandeln sich auch die Anforderungen zur Echtzeitverarbeitung. Berechnete Kennwerte können bei nicht zeitkritischen Applikationen über Standard-Netzwerkprotokolle zu Datenbanksystemen übertragen werden. Einen entscheidenden Punkt stellt dabei die Fusion von Sensordaten und von Daten aus virtuellen Quellen dar (Bild 13).

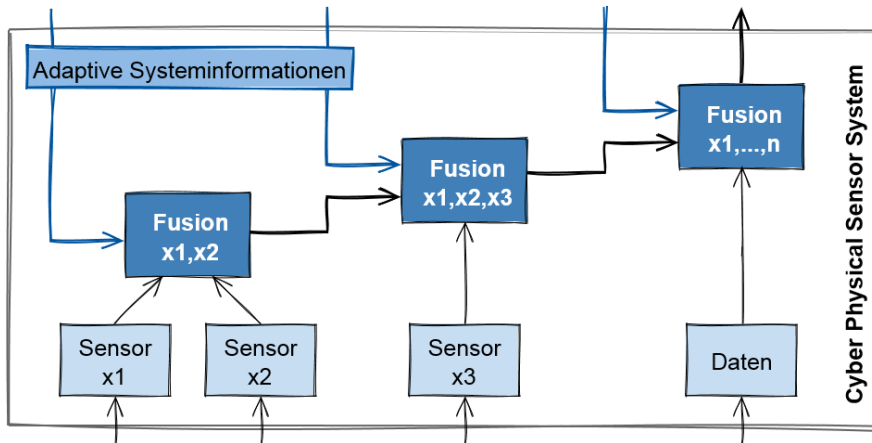


Bild 13: Intelligente Datenfusion im Cyber-Physical Sensor System

Diese beiden Ebenen zusammen bilden die vernetzte physische Produktion, die Daten generiert und an eine softwaredefinierte Plattform weitergibt. Da die Vernetzung von Informationen auf die jeweilige Bearbeitungsaufgabe angepasst ist, erfordern zukünftige Systeme eine hohe Wandlungsfähigkeit der Systemarchitektur. Die prozessspezifischen Systemziele erfordern adaptive, über Softwaresysteme rekonfigurierbare Sensornetzwerke. Aufgrund von heterogenen Unternehmensstrukturen in Bezug auf die verwendete technische Infrastruktur, der verwendeten Steuerungs- und Informationstechnik, müssen die Eingangs- und Ausgangsschnittstellen solcher Systeme auf das jeweilige Unternehmen anpassbar sein. Eine vernetzte, automatisierte Produktion auf Shop-Floor-Ebene beinhaltet die Verknüpfung aller oder zumindest vieler Elemente einer Produktionsanlage. Diese Elemente werden nach heutigem Stand der Technik über die speicherprogrammierbare Steuerung (SPS) und die numerische Steuerung (NC) der Werkzeugmaschine gesteuert. Dies erfolgt üblicherweise in einer festgelegten Zykluszeit von einigen Millisekunden. Die Leistung der NC ist in der Regel nur für die Berechnung der Bahnkurven ausgelegt. Sie hat darüber hinaus keine Eingangs- und Ausgangsschnittstellen zur Anbindung von analogen und digitalen Signalen. Die SPS nimmt in diesem Fall also die zentrale Steuerungs- und Rechenfunktion wahr. Die Berechnung von komplexen Modellen oder eine Verarbeitung hochfrequenter Signale von Sensoren ist aufgrund des Systemaufbaus nicht möglich. Durch diese Zentralisierung und die Unfähigkeit der Mehrprozessbearbeitung entsteht bei in Zukunft zunehmender Anzahl und Komplexität angeschlossener Systeme und Komponenten sowie steigender Datenmenge ein Engpass an der SPS. Im Rahmen des Open4Manu-Projekts entwirft das WZL der RWTH Aachen ein *Machine System Interface* als Technologiedemonstrator, das die notwendige Kommunikation mit Benutzeroberfläche, numerischer Steuerung und speicherprogrammierbarer Steuerung übernimmt. Es erweitert bestehende Anlagen um die Fähigkeit eines intelligenten skalierbaren dynamischen CPS. Die Bereitstellung dieser Informationen erfolgt über das Internet der Dinge an weitere, verteilte, intelligente, autarke Systeme. Die dafür erforderliche Struktur ist in Bild 14 dargestellt.

Die gesamte Systemarchitektur ist auf modulare Plug-ins ausgelegt und stellt daher eine ideale Basis für den Aufbau von Assistenzsystemen dar. Die Anbindung an die virtuelle und physikalische Welt erfolgt über eine einheitliche Datenstruktur.

Diese Datenstruktur erlaubt es dem Hersteller und dem Anwender, die Systemplattform durch eigene Applikationen zu modifizieren und auf die jeweilige Unternehmensstruktur anzu-

passen. Dabei können die entwickelten Applikationen leicht auf andere Geräte übertragen werden. Die skalierbare Multitasking-Architektur erlaubt die parallele dynamische Ausführung von auf den Prozess angepassten Applikationen. Ein wichtiger Bestandteil zum Aufbau von lokalen Netzen intelligenter Systeme ist die **Kommunikationsschnittstelle**. Die Anforderungen an die Kommunikationsschnittstellen bei M2M-Kommunikation liegen dabei im Determinismus und der Synchronisation von verschiedenen Teilsystemen. Diese Aufgabe übernehmen derzeit Feldbussysteme wie Profibus, Profinet, Ethercat usw. Eine direkte Anbindung an das in Büronetzwerken verwendete Ethernet war bisher nicht möglich, sodass immer eine klare Trennung von Maschinennetzwerk und Büronetzwerk und damit in die Anwendungsebene zu ERP- und MES-Lösungen erforderlich war. Mit der Erweiterung des IEEE 802.1-Standards mit dem *Time Stamping* des IEEE-1588-PTP-Standards können zukünftig beide Netzwerke im Mischbetrieb in typischen Shop-Floor-Anwendungen betrieben werden. Die als *Time-Sensitive Networking* (TSN) bezeichnete Erweiterung des Ethernet Standards basiert auf verschiedenen Teilstandards. Die Schlüsselkomponenten der TSN-Technologie lassen sich in drei grundlegende Kategorien einteilen. Jeder der Teilstandards aus den verschiedenen Kategorien kann auch einzeln genutzt werden, aber nur im Gesamtverbund und unter Ausnutzung aller Mechanismen erreicht ein TSN-Netzwerk die höchstmögliche Leistungsfähigkeit. Diese drei Kategorien sind:

- **Zeitsynchronisation:** Alle teilnehmenden Geräte benötigen ein gemeinsames Verständnis der Zeit.
- **Scheduling und Traffic Shaping:** Alle teilnehmenden Geräte arbeiten bei der Bearbeitung und Weiterleitung von Netzwerkpaketen nach den gleichen Regeln.
- **Auswahl der Kommunikationspfade, Reservierungen und Fehlertoleranz:** Alle teilnehmenden Geräte arbeiten bei der Auswahl und Reservierung von Bandbreite und Kommunikationspfaden nach den gleichen Regeln.

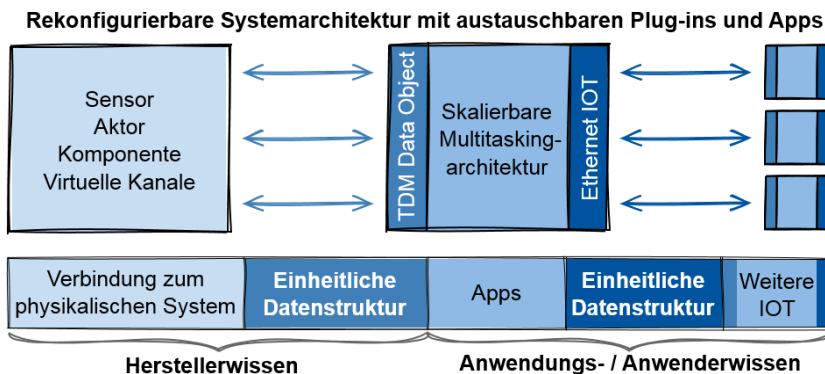


Bild 14: Open4Manu-Gerätearchitektur für intelligente Systeme

Über das *Early Access Program* von *National Instruments* wurden dem WZL der RWTH Aachen *CompactRIO*-Controller mit Intel Atom-Prozessoren und dem Intel I210 TSN-fähigen NIC zur Verfügung gestellt. In Verbindung mit einem modifizierten *Cisco-4000-Industrial-Ethernet-Switch* konnten daher an einem typischen Anwendungsfall in der Produktionstechnik erste Erfahrungen mit der Technologie gesammelt werden. TSN erlaubt beispielsweise eine zeitliche Synchronisation verteilter Systeme von unter 100 ns und eine garantierte Latenzzeit von Regelschleifen, die mit einer Bandbreite von mehreren Kilohertz arbeiten. TSN ist daher ein wichtiger Bestandteil zur Realisierung der End-to-End-Kommu-

nikation von verteilten Systemen im Rahmen des Open4Manu-Projekts. Durch den gemeinsamen Zeitstempel lassen sich die auf den autarken Systemen generierten Daten nachfolgend auf einer Analytikplattform zusammenführen und synchronisieren. Damit ist es möglich, die vorstehend beschriebenen Methoden auf Daten verteilter Systeme anzuwenden. Die gezeigten Basistechnologien sind in der Lage, ein lokales Netz aus intelligenten Systemen aufzubauen und zu verbinden. Diese Subsysteme sind neben den physischen Komponenten auch mit entsprechender Hardware (Sensorik, Embedded-Hardware (CompactRIO), Schnittstellen) ausgestattet und erfüllen nach obiger Definition somit alle Anforderungen an eine Systemplattform für Assistenzsysteme. Damit ist ein wichtiger Baustein für den Aufbau von Assistenzsystemen in der Produktionstechnik und dem Internet of Production gelegt.

Einen weiteren wichtigen Baustein für das Open4Manu-Projekt stellen die in Bild 7 dargestellten Datenquellen für Assistenzsysteme dar. Erst durch die Verknüpfung verschiedener Datenquellen kann eine Wertschöpfung der Sensordaten erfolgen. Für die systematische Analyse der Prozesse sind neben den Sensordaten auch beschreibende Informationen zum Erfassungszeitpunkt notwendig. Diese beschreibenden Daten werden als Metadaten bzw. Metainformationen bezeichnet und beinhalten erst die eigentlich wertschöpfende Funktion für die weitere Analyse der Daten. Die Informationsqualität dieser beschreibenden Informationen ist dabei von entscheidender Wichtigkeit. Der Beitrag [13] fasst die wichtigsten Kernaspekte der Informationsqualität von Metadaten im direkten Bezug auf die produktionstechnische Anwendbarkeit zusammen. Durch die fortschreitende Digitalisierung der Produktion entsteht ein hohes Potential der Wertschöpfung aus Produktionsdaten. Unter der Berücksichtigung der im Beitrag dargestellten Qualitätskriterien muss eine unternehmens- und anwendungsspezifische Bewertung von Metadaten durchgeführt werden. Die Bereitstellung dieser Daten verursacht Betriebskosten. Es muss daher ein sinnvolles Gleichgewicht zwischen der wertschöpfenden Funktion, der Aktualität von Daten und den daraus resultierenden Kosten gefunden werden. Die Verarbeitung der Daten zukünftiger Assistenzsysteme erfolgt dabei auf serverbasierten Systemen. Die dafür benötigten Schritte zur Veredelung der Daten hin zu Smart Data zeigt Bild 15. Das Konzept des TDM-Servers (Technical Data Management) sieht dabei eine dreistufige Systematik vor. Die Aufbereitung von Daten erfolgt im *Data Preprocessor*. Der Data Preprocessor vereinheitlicht Bezeichner, Werte und Einheiten der Rohdaten, sodass der *Analysis Server* diese Daten einfacher analysieren kann. Außerdem kann der Data Preprocessor statistische Kennwerte berechnen und eine Prüfung und Validierung der Daten durchführen. Wenn beispielsweise ein Sensor defekt war oder ein Maximalwert überschritten wurde, können diese Daten von der Analyse ausgeschlossen werden. Verwendet eine Eigenschaft einer Datei aus dem europäischen Raum die Einheit *km/h*, so ist diese nicht mit der Eigenschaft *mph* einer Datei aus dem englischen Sprachraum vergleichbar. Um diese Eigenschaft zu vereinheitlichen, kann im Data Preprocessor festgelegt werden, dass die Eigenschaft der Datei aus dem englischen Sprachraum von *mph* in *km/h* umgewandelt und als *km/h* in der verarbeiteten Datei angezeigt wird. Der Data Preprocessor reagiert dabei auf Dateiveränderungen in Rohdatenbereichen oder startet zu einem festgelegten Zeitpunkt. Er erlaubt eine Konvertierung unterschiedlicher Datenformate in ein für Metadaten ausgelegtes Dateiformat.

Ein *DataFinder* ist eine Suchmaschine, die festgelegte Ordner auf den Rechnern eines Netzwerks nach Dateien mit technischen Daten durchsucht. Der DataFinder ist ein zentraler Bestandteil des TDM-Servers. So greift beispielsweise ein Data Preprocessor auf die vom DataFinder indizierten Daten zu, um diese Daten zu vereinheitlichen. Auch der Analysis Server verwendet die indizierten Daten eines DataFinders, um in diesen Daten zu suchen und die Daten mathematisch zu analysieren. So kann der Analysis Server eine Analyse automatisch starten, sobald der DataFinder eine neue Datei findet.

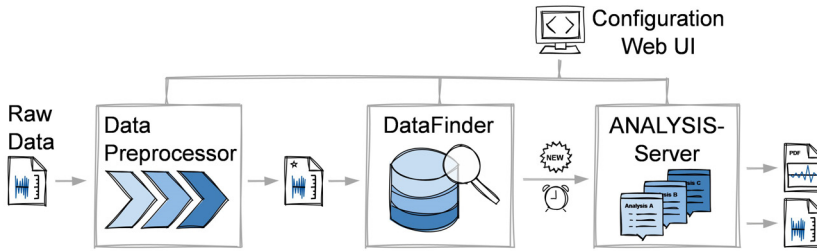


Bild 15: Veredelung von Daten zu Smart Data über den NI TDM-Server

Der Analysis Server wendet die vom Anwender definierten und getesteten Analysen auf die vom DataFinder indizierten Daten an und erzeugt dabei Berichte oder neue Daten. Der Anwender kann diese Analysen manuell starten oder einen Zeitplan definieren, nach dem der Analysis Server die Analysen regelmäßig durchführt. So können beispielsweise täglich die Daten eines Prüfstandes verglichen und Berichte bereitgestellt werden. Da die Daten zukünftig aus verteilten Systemen kommen, kann der Analysis Server diese Daten z. B. über den TSN-Zeitstempel automatisch synchronisieren und die Datenabstastpunkte neu berechnen. Über Data-Plug-ins lassen sich unterschiedliche Rohdaten verschiedener Hersteller bearbeiten. Das dargestellte Konzept lässt sich frei an die unternehmensspezifischen Schnittstellen, Rohdaten und Prozesse anpassen und stellt damit eine Datenarchitektur für Assistenzsysteme gemäß Bild 8 zur Verfügung. Mit dem Einsatz einer solchen Struktur ist ein weiterer wichtiger Baustein für das Internet of Production geschaffen. Der nächste Baustein im Open4Manu-Ansatz ist die Überführung der ermittelten Methoden in eine kundenspezifische Lösung und Dienstleistung.

Für den Aufbau von kundenspezifischen Dienstleistungen insbesondere im Bereich der Zustandsüberwachung existieren Systemansätze, die es erlauben, schnell und kostengünstig eigene *Intellectual Property* zu erstellen und neue Sensortechnologien zu integrieren, ohne eine komplette Zustandsüberwachungslösung erstellen und verwalten zu müssen. Eine dieser Lösungen ist die von National Instruments entwickelte Systemplattform NI InsightCM (Bild 16).

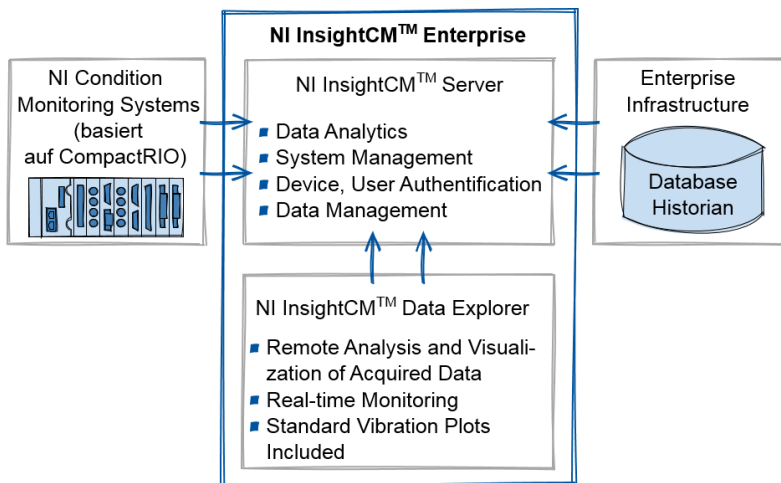


Bild 16: Schematischer Aufbau der NI-InsightCM-Architektur

Bei NI InsightCM Enterprise handelt es sich um eine Softwarelösung für die Online-Zustandsüberwachung, die Sensordaten erfasst und analysiert, Alarmerzeugt, Wartungsspezialisten Daten darstellen und verwalten lässt und den Einsatz einer großen Anzahl von Überwachungssystemen vereinfacht. Die Lösung verschafft Anwendern Einblick in den Zustand von kritischem wie auch nichtkritischem rotierenden Equipment, sodass sie die Maschinenleistung und Betriebszeiten optimieren, Wartungskosten senken und die Sicherheit erhöhen können.

Über ein Software Development Kit (SDK) können eigene Analysefunktionen sowohl auf den Geräten als auch auf dem Server erstellt werden. Die anpassbare Architektur erlaubt die Erweiterung der Funktionen von Überwachungssystemen durch Implementieren neuer Prozesse oder Hinzufügen von Hardware, die verwaltet und konfiguriert werden kann. Darüber hinaus können eigene Visualisierungstools mithilfe einer vollständig dokumentierten Datenarchitektur entwickelt werden. Die generierten Daten lassen sich zudem in Systeme von Drittanbietern integrieren, wie beispielsweise Datenanalytik Software, SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), CMMS (Computerized Maintenance Management System) und andere Enterprise-Software-Pakete. Damit lassen sich die benötigten Systemansätze der Gerätearchitektur und der Datenanalyse in eine für den Kunden leicht anwendbare Systemlösung überführen. Wie der Beitrag [14] beschreibt, können Software zentrierte, plattformbasierte Ansätze zukünftig über Firmware-Updates und neue Apps ergänzt und somit stets auf dem aktuellen Stand der Technik gehalten werden. Die Funktionalität und Flexibilität softwaredefinierter Systeme ist unerreicht und praktisch unbegrenzt – vergleichbar mit einem Smartphone. Ein weiterer wichtiger Aspekt eines offenen, rekonfigurierbaren Systemansatzes ist die dynamische Fähigkeit, den Umfang der Automatisierung in Bezug auf Data Acquisition, Data Processing und Data Utilization frei zu definieren. In Abhängigkeit des benötigten Automatisierungsgrads lässt sich die relative Position der Assistenzsystemkomponenten frei verschieben, vgl. Bild 5.

Der Open4Manu-Ansatz als offene rekonfigurierbare Plattform für Assistenzsysteme, in Verbindung mit der Möglichkeit, dass sowohl Hersteller als auch Anwender eigene Funktionalitäten auf allen Systemebenen flexibel hinzufügen können, ist ein Wegbereiter für die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle und legt den Grundstein für vielfältige Varianten.

Digitale Geschäftsmodelle der Zukunft

Die Entwicklung von modularen und rekonfigurierbaren Assistenzsystemen ermöglicht eine Erweiterung von Geschäftsmodellen für produzierende Unternehmen. Die Grundlagen und die Erfolgsfaktoren sowie die Herausforderungen von neuen Geschäftsmodellen für produzierende Unternehmen werden in den folgenden Kapiteln umrissen.

Grundlagen und Erfolgsfaktoren von digitalen Geschäftsmodellen

Im Maschinen- und Anlagenbau finden sich nur vereinzelt nutzerzentrierte Geschäftsmodelle. Es herrschen produktzentrierte Geschäftsmodelle vor, bei denen der Wert für den Kunden durch hochentwickelte Lösungen bzw. Produkte für spezielle Fertigungsaufgaben generiert wird (Bild 17).

Diese Geschäftsmodelle wurden in den vergangenen Jahren um produktbezogene Dienstleistungen erweitert, wie bspw. Wartungsservices für Werkzeugmaschinen. Durch die fortschreitende Digitalisierung und die damit einhergehenden technologischen Möglichkeiten werden zukünftig nutzerzentrierte Geschäftsmodelle an Bedeutung gewinnen. Diese Geschäftsmodelle zeichnen sich durch ein hybrides Leistungsbündel aus, das aus einem *Smart-*

ten Produkt und einer Smarten Dienstleistung besteht [15], [16], [17]. Die Transformation von bestehenden Geschäftsmodellen in jene, die auf einem hybriden Leistungsbündel basieren, wird in der wissenschaftlichen Literatur als *Servitization* bezeichnet und vielfach diskutiert [18], [19].

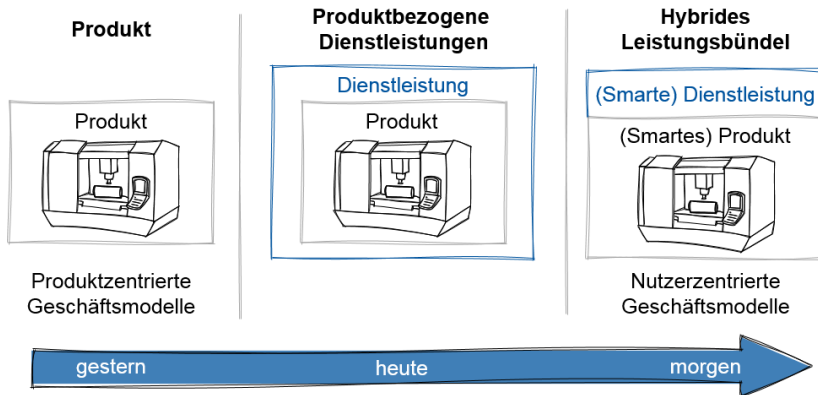


Bild 17: Von produkt- zu nutzerzentrierten Geschäftsmodellen [15], [16]

Bei digitalen Geschäftsmodellen muss im Unterschied zu konventionellen Geschäftsmodellen eine digitale Ausstattung (z. B. Onlinemarktplatz, Cloud) vorliegen, mithilfe derer das digitale Geschäft stattfinden kann. Bezogen auf den Anwendungsfall eines Assistenzsystems in der Produktionstechnik bedeutet dies, dass digitale Technologien, wie bspw. ein Anschluss des Assistenzsystems an ein Firmennetzwerk, noch keine Transaktion im Sinne eines digitalen Geschäftsmodells darstellen [19] (Bild 18).

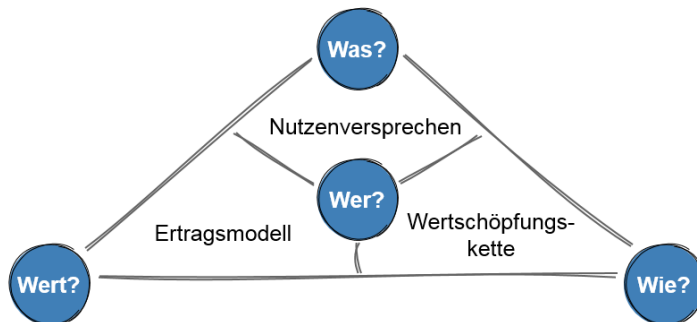


Bild 18: Geschäftsmodelldimensionen [20], [21]

Durch die Digitalisierung und die Vielzahl digital anschlussfähiger Produkte sind bereits erfolgreiche datenbasierte Dienstleistungen entstanden. Diese werden auf einer Softwareplattform als kundenindividuelle Applikationen (Apps) angeboten. Ein weiterer Erfolgsfaktor für digitale Geschäftsmodelle sind *datenbasierte, kundenspezifische Mehrwert-Dienstleistungen*, die ein neuartiges und an die Kundenwünsche angepasstes Wertangebot liefern [20].

Die dritte Dimension beinhaltet die Ressourcen und Fähigkeiten zur Herstellung der angebotenen Leistung. Damit eine erfolgreiche Transformation zu digitalen Geschäftsmodellen realisiert werden kann, muss eine geeignete digitale Ausstattung bzw. Infrastruktur vorhan-

den sein. Im Schichtenmodell digitaler Infrastrukturen werden vier Ebenen unterschieden (Bild 19). *Smart Spaces* liefern die technische Infrastruktur und bieten eine Umgebung, in der *Smart Products*, wie bspw. Smartphones oder smarte Werkzeugmaschinen, eingebunden werden können. Diese beiden Ebenen zusammen bilden die vernetzte physische Plattform, die Daten generiert und an eine softwaredefinierte Plattform weitergibt. Dort werden die Daten zu *Smart Data* veredelt.

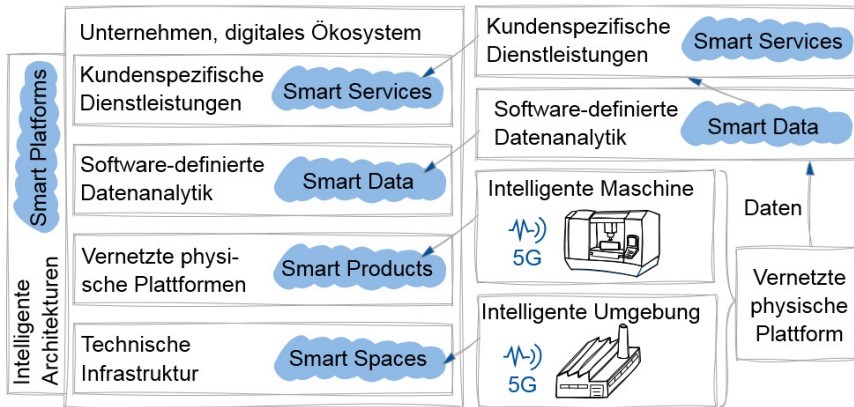


Bild 19: Schichtenmodell digitaler Infrastrukturen, eigene Darstellung [15]

In der vierten Ebene werden Dienstleistungen bzw. *Smart Services* mithilfe einer Serviceplattform angeboten. Das Unternehmen Heidelberger Druckmaschinen AG setzt schon seit Jahren auf die Entwicklung digitaler Geschäftsmodelle und erhielt deswegen in diversen Kategorien den *Digital Leader Award*. In die Heidelberg Cloud sind über 10.000 Maschinen als smarte Produkte eingebunden, deren Daten zu *Smart Data* weiterverarbeitet werden. Diese Daten werden genutzt, um neue Dienstleistungen auf einer für die Printmedien-Industrie angepassten Informations- und Serviceplattform anzubieten. Die angebotenen Dienstleistungen ermöglichen eine Steigerung der Maschinenverfügbarkeit und somit eine Erhöhung der Produktivität in den Druckereien. Ein weiterer entscheidender Erfolgsfaktor ist daher die Schaffung einer *durchgängigen digitalen Infrastruktur* [15], [22], [23].

Der vierte Erfolgsfaktor für digitale Geschäftsmodelle besteht folglich in einem *innovativen Ertragsmodell* [21], [24]. Ein Pionier auf dem Feld der Ertragsmodellinnovationen ist der britische Triebwerkshersteller Rolls-Royce mit dem seit Anfang der 1980er-Jahre eingeführten Ertragsmodell *Power-by-the-hour*, das auf der Nutzungsabhängigkeit beruht.

Herausforderungen für die Fertigungstechnik

Die technische Ausstattung vieler Maschinenbauunternehmen ist gekennzeichnet durch einen heterogenen Maschinenpark. Darüber hinaus haben Werkzeugmaschinen in der Regel lange Lebenszyklen, sodass die Einrichtung einer durchgängigen, digitalen Infrastruktur zwangsläufig mit Anbindungsproblemen verbunden ist. Für die Entwicklung von Assistenzsystemen in der Fertigungstechnik bedeutet dies, dass Branchenstandards geschaffen werden müssen und eine Anbindung neuer Assistenzsysteme auch an ältere Maschinen gewährleistet werden muss, um eine Akzeptanz bei den Kunden zu erhalten. Außerdem sollten Assistenzsysteme modular gestaltet sein, damit keine Insellösungen für einzelne Maschinen, sondern individuell konfigurierbare Systeme mit einer breiten Branchenakzeptanz entwickelt werden [15], [16].

Ein innovatives Ertragsmodell wird auch für Assistenzsysteme in der Fertigungstechnik erforderlich sein, wenn eine kritische Masse erreicht und Akzeptanz bei den Unternehmen geschaffen werden sollen. Neben den Basisfunktionen sollte die Möglichkeit für Kunden existieren, ihr Assistenzsystem durch spezielle Zusatzfunktionen zu erweitern. Dies ermöglicht die Generierung von kontinuierlichen Erträgen, die einen geringen Verkaufspreis des physischen Produktes ausgleichen können [16], [25].

Die identifizierten Erfolgsfaktoren bieten für die Ausgestaltung eines konkreten Geschäftsmodells noch großen Gestaltungsfreiraum. Produzierende Unternehmen müssen daher nach der Entwicklung von innovativen Konzepten für neue Geschäftsmodelle systematisch ein geeignetes Geschäftsmodell auswählen, das möglichst gut im Einklang mit der Unternehmensstrategie und den vorliegenden Rahmenbedingungen steht. Für die Bestimmung eines geeigneten Geschäftsmodells auf Basis von Assistenzsystemen in der Produktionstechnik wird daher vorgeschlagen, den „Fit“ zwischen einem Geschäftsmodell und der Unternehmensstrategie in Abhängigkeit von den im Unternehmen vorliegenden Kompetenzen zu bestimmen [25], [26].

Im vorliegenden Fall der Assistenzsysteme in der Produktionstechnik werden die beiden Kompetenzdimensionen „fertigungstechnologische Kompetenz“ und „Kompetenz in Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT)“ analysiert (Bild 20) [25], [26]. Hierzu werden alle potenziellen, digitalen Geschäftsmodelle qualitativ zueinander in den beiden Kompetenzdimensionen bewertet.

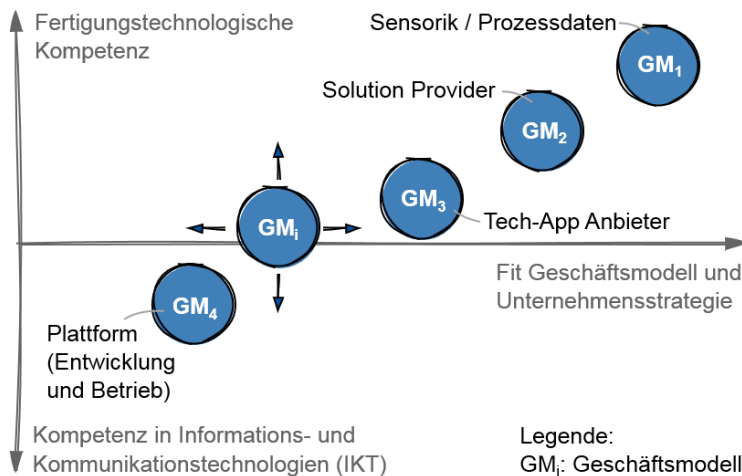


Bild 20: Entscheidungsfeld zur Bestimmung des Fits digitaler Geschäftsmodelle i. A. a. [21], [25]

Anschließend muss ein Abgleich mit der Unternehmensstrategie erfolgen, damit der Fit des Geschäftsmodells bestimmt werden kann. In Bild 20 sind vier potenzielle Geschäftsmodelle für ein fiktives, traditionelles Unternehmen im Maschinen- und Anlagenbau verortet. Des Weiteren liegt die Annahme zugrunde, dass die Unternehmensstrategie bis jetzt nicht verändert wurde, sodass eine starke Produktzentrierung vorliegt. Das Unternehmen weist aufgrund seiner langjährigen Erfahrung eine hohe fertigungstechnologische Kompetenz auf, sodass ein hoher Fit mit Geschäftsmodellen besteht, die sich mit der Entwicklung von neuer Sensorik für Assistenzsysteme beschäftigen oder die sich auf die prozessnahe Data Acquisition beschränken. Im Gegensatz dazu liegt für die Entwicklung und den Betrieb einer Platt-

form, über die Assistenzsysteme vernetzt und Daten zentral gespeichert werden, ein geringer Fit vor, da keine oder nur geringe IKT-Kompetenz vorhanden ist.

Die vorangegangenen Ausführungen zeigen, dass Unternehmen bei einer unveränderten Unternehmensstrategie das Risiko eingehen, zu Zulieferern für Sensorik oder Prozessdaten degradiert zu werden. Damit die Wettbewerbsfähigkeit zukünftig aufrechterhalten und erfolgreiche Assistenzsysteme in der Produktionstechnik etabliert werden können, ist es daher erforderlich:

- mehrere Bereiche des Gestaltungsrahmens für Assistenzsysteme in digitalen Geschäftsmodellen zu verankern (**Bild 6**),
- eine Anpassung der Unternehmensstrategie an nutzerzentrierte Geschäftsmodelle vorzunehmen (**Bild 17**),
- die vier Erfolgsfaktoren (z. B. Aufbau von IKT-Kompetenz durch neue Kooperationen) bei der Entwicklung von digitalen Geschäftsmodellen konsequent zu berücksichtigen (vgl. Kapitel 5.2).

Aus den Ausführungen dieses Beitrags lassen sich drei Kernaussagen zur zukünftigen Entwicklung, zum Aufbau und zum Potenzial von produktionstechnischen Assistenzsystemen ableiten. Die Entwicklung von produktionstechnischen Assistenzsystemen erfolgt durch eine Erweiterung ihrer Analysefähigkeiten mittels Methoden der künstlichen Intelligenz. Der Aufbau von produktionstechnischen Assistenzsystemen basiert auf offenen, modularen und rekonfigurierbaren Plattformen, welche eine dezentralisierte und skalierbare Architektur ermöglichen. Damit produzierende Unternehmen zukünftig ihre Wettbewerbsfähigkeit verbessern können, müssen neue digitale Geschäftsmodelle aufbauend auf Assistenzsystemen entwickelt werden.

Literatur

- [1] T. Pfeifer, R. Schmitt: Qualitätsmanagement. Strategien – Methoden – Techniken. C. Hanser Verlag, München, 2010.
- [2] G. Ropohl: Signaturen der technischen Welt. Neue Beiträge zur Technikphilosophie. Lit, Berlin, 2009.
- [3] J. A. Lunze: Automatisierungstechnik. Methoden für die Überwachung und Steuerung kontinuierlicher und ereignisdiskreter Systeme. Verlag De Gruyter, Berlin, 2016.
- [4] W. Gruel, F. Piller, M. Fitzgerald: Leveraging Smart Data and Internet of Things to Realize Mass Customization. In: MIT Sloan Management Review, 13.04.2016.
- [5] R. Peters: Internet-Ökonomie, Springer Verlag, Heidelberg, 2010
- [6] www.virtualfortknox.de [Stand 25.02.2016]
- [7] G. Knüpfer: Wie man mit dem digitalen Schatten die Produktion vorhersehen kann. In: Produktion. 10.03.2016
- [8] I. Terrizzano, P. Schwarz, M. Roth, J. E. Colino: Data Wrangling: The Challenging Journey from the Wild to the Lake. In: Proceedings of The Conference on Innovative Data Systems Research (CIDR). Asilomar, 4.–7. January, 2015.
- [9] T. Wuest, D. Weimer, C. Irgens, K.-D. Thoben: Machine learning in manufacturing. Advantages, challenges, and applications. In: Production & Manufacturing Research. 4. Jg., 2016, Nr. 1, S. 23–45
- [10] D. T. Pham, A. A. Afify: Machine-learning techniques and their applications in manufacturing. In: Journal of Engineering Manufacture. 219. Jg., 2005, Nr. 5, S. 395–412
- [11] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, C. J. Pal: Data mining. Practical machine learning tools and techniques, Elsevier, Amsterdam, 2016

- [12] S. Kamps, S. Goetz, B. Döbbeler, T. Pullen: Open4Manu – offenes modulares rekonfigurierbares IOT-Framework für intelligente CPS-Sensor- und Aktormodule in Produktionsprozessen. *In: Jamal, R.; Heinze, R. (Hrsg.): Virtuelle Instrumente in der Praxis 2016. Begleitband zum 21. VIP-Kongress. Berlin · Offenbach: VDE VERLAG, 2016*
- [13] S. Kamps, S. Goetz, T. Auerbach, G. Keitzel, S. Gierlings, D. Veselovac: Vorsprung durch Wissen – Wertschöpfung durch Metainformationen in der Produktionstechnik. *In: Jamal, R.; Heinze, R. (Hrsg.): Virtuelle Instrumente in der Praxis 2015. Begleitband zum 20. VIP-Kongress. Berlin · Offenbach: VDE VERLAG, 2015*
- [14] R. Jamal: IoT: alles vernetzt – alles möglich? *In: Jamal, R.; Heinze, R. (Hrsg.): Virtuelle Instrumente in der Praxis 2016. Begleitband zum 21. VIP-Kongress. Berlin · Offenbach: VDE VERLAG, 2016*
- [15] Acatech (Hrsg.): Smart Service Welt. Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt „Internetbasierte Dienste für die Wirtschaft“. Abschlussbericht Langversion. März 2015.
- [16] C. Dremel, M. Herterich: Digitale Cloud-Plattformen als Enabler zur analytischen Nutzung von operativen Produktdaten im Maschinen- und Anlagenbau. *In: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik. 53. Jg., 2016, Nr. 5, S. 646–661*
- [17] T. Bauernhansl, V. Emmrich, D. Paulus-Rohmer, M. Döbele, A. Schatz, M. Weskpamp: Geschäftsmodell-Innovation durch Industrie 4.0 – Chance und Risiken für den Maschinen und Anlagenbau. Fraunhofer IPA, 2015.
- [18] A. Neely: The Servitization of manufacturing. *In: Proceedings of 14th International Annual European Operations Management Conference Ankara, 2007*
- [19] T. Baines, H. Lightfoot: Made to Serve: How Manufacturers can Compete Through Servitization and Product Service Systems. Wiley, Hoboken, 2013
- [20] J. Siegers: Plattformen in der Smart Service Welt – Herausforderungen und Potenziale der Intermediäre am Beispiel der digitalisierten Landwirtschaft. Doktorvortrag am Forschungsinstitut für Rationalisierung (FIR) e. V. an der RWTH Aachen. 21. März 2016
- [21] Acatech (Hrsg.): Smart Service Welt. Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt „Internetbasierte Dienste für die Wirtschaft“. März 2014.
- [22] https://www.heidelberg.com/global/de/company/press_1/press_release/press_release_-_details/press_release_60800.jsp [Stand: 17.02.2017]
- [23] <https://www.digital-leader-award.de> [Stand: 17.02.2017]
- [24] O. Gassmann, K. Frankenberger, M. Csik: Geschäftsmodelle entwickeln: 55 innovative Konzepte mit dem St. Galler Business Modell Navigator. C. Hanser Verlag, München, 2013.
- [25] D. Schallmo, A. Rusnjak, J. Anzengruber, T. Werani, M. Jünger: Digitale Transformation von Geschäftsmodellen – Grundlagen, Instrumente und Best Practices. Springer Verlag, Wiesbaden, 2017
- [26] T. Bauernhansl, A. Schatz: Mit Industrie 4.0 zu Geschäftsmodellinnovationen. Vorgehen zur Entwicklung von branchenspezifischen Geschäftsmodellszenarien. *In: wt-online. 3. Jg., 2015, S. 79–83*