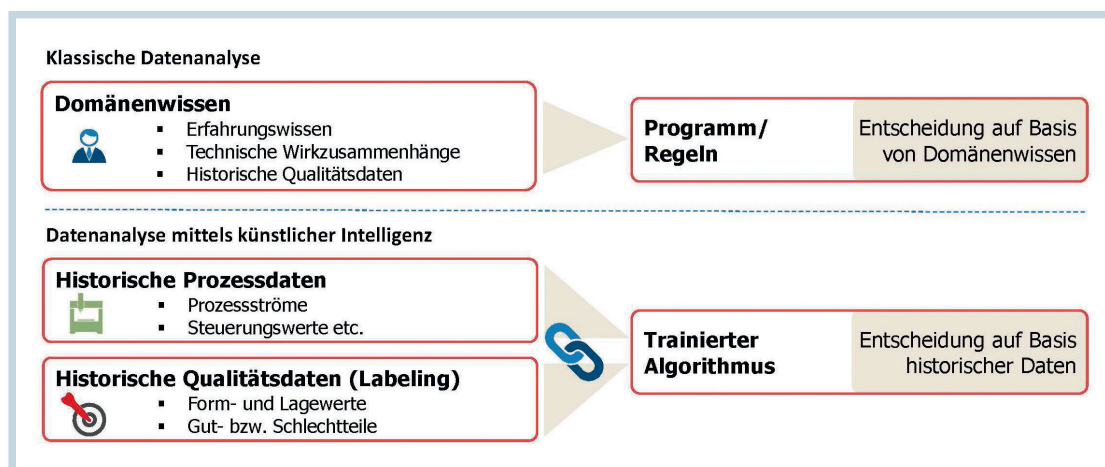


Künstliche Intelligenz ■ Maschinendaten ■ Algorithmen ■ Effizienz ■ Geschäftsmodelle

Vernetzung und Digitalisierung für die innovative Datenanalyse (Teil 1)

Im Rahmen einer vierteiligen Artikelserie beschreiben die Experten des PTW Darmstadt das Potenzial, das die Analyse von Maschinendaten birgt. Wie die Integration innovativer Datenanalyse gelingen kann, wird anhand von Anwendungsfeldern aus Forschung und Praxis aufgezeigt.

von Joachim Metternich, Matthias Weigold, Patrick Stanula, Amina Ziegenbein und weitere



1 Künstliche Intelligenz am Beispiel der prozessparallelen Qualitätssicherung

(© PTW Darmstadt)

Historisch gewachsene Produktionssysteme in der Zerspanung mit einer Vielzahl von Maschinen und daraus resultierenden Schnittstellen, Protokollen und Softwareständen bilden in der Mehrzahl der Unternehmen die Ausgangslage für die Digitalisierung der Produktion. Schon heute sind zahlreiche Datenquellen in der Produktion vorhanden. Beispielsweise werden zur Steuerung von Werkzeugmaschinen immense Datenmengen generiert, ohne dass sie langfristig gespeichert werden, um sie beispielsweise für tieferegehende Analysen zur Effizienzsteigerung zu nutzen.

Als erfolgversprechendes Werkzeug zur Nutzung dieser Steuerungsdaten erweisen sich schon heute Verfahren

der Datenanalyse und künstlichen Intelligenz (KI), insbesondere wenn sie – je nach Aufgabenstellung – gezielt durch Daten aus zusätzlicher Sensorik oder intelligenten Maschinenkomponenten und Werkzeugen ergänzt werden [1, 2]. Das Thema Datenanalyse mithilfe von KI steht auf der Agenda der Bundesregierung ganz oben und wird auch durch die Maschinenbaubranche mit höchstem Interesse verfolgt [3]. In der Produktion setzt bereits jedes zehnte Unternehmen auf KI, Tendenz steigend. Allerdings werden zukünftig weitaus größere Potenziale von der Effizienzsteigerung bis hin zu neuen Geschäftsmodellen erwartet [1]. Die Implementierung dieser Technologien ist jedoch nicht trivial sondern birgt Stolperfallen.

Warum KI in der Produktion?

KI ist keine neue Technologie, sie spielte in der Produktion aber bisher keine Rolle. Dies ändert sich zurzeit aufgrund steigender Speicherkapazitäten, einer leichteren Vernetzung von Komponenten und Sensoren und einer größeren Rechenleistung, um die gespeicherten Daten bereits am Ort des Geschehens zu verarbeiten. Gleichzeitig stehen mächtige Softwarepakete zur Verfügung, welche auch Nicht-Fachleuten die Konfiguration leistungsfähiger Algorithmen ermöglicht. Im Rahmen dieser Algorithmen versucht KI das menschliche Lernen zu imitieren [3, 4].

Im Vergleich zu klassischen Verfahren der Datenanalyse und Modellierung wird der Computer dazu befähigt, sich »

Anwendungsfelder					
	Instandhaltung	Qualitätsmanagement	Prozesseffizienz	Energie und Nachhaltigkeit	
Zieldimension 	Vorhersage der Ausfallzeit des Sägebands zur Reduzierung der Instandhaltungskosten	Vorhersage der Qualitätsmerkmale im Bohrprozess zur Optimierung der Qualitätssicherung	Bauteilindividuelle Prozessparameter zur Verbesserung der Prozessstabilität und Produktivität	Energieeffizienter und -flexibler Betrieb von Produktion und Versorgungstechnik	
Daten- und Informationsebene 	Energieverbrauchswerte, Temperaturdaten, Vibrationswerte	Hochfrequente Prozessdaten und bauteilbezogene Messdaten	Hochfrequente Bilddaten und Prozessdaten	Energieverbrauchs- und Zustandsdaten, Fertigungsaufträge, Strompreise; Rückgabe: Sollwertvorgaben	
Digitalisierung des physischen Objekts 	Produkt	Werkzeug	Wertstrom	Maschine	Versorgungstechnik
Integration- und Kommunikation 	Retrofit-Ansatz: Externe Sensorik via Feldbusprotokoll und Ethernet-Schnittstelle (OPC-UA)	Maschineninterne Sensorik über Ethernet-Schnittstelle (Edge-Gateway) und Koordinatenmessgerät	Kamerasysteme und maschineninterne Sensorik	Interne Sensorik von Maschinen und Versorgungstechnik; Kommunikation über versch. Feldbusprotokolle	
Datenverarbeitung und -analyse 	Ermittlung des Zustands mittels neuronaler Netze	Klassifikation von Gutteil oder Ausschuss mittels künstlicher Intelligenz	Anpassung der Prozessparameter mittels neuronaler Netze	Deep Reinforcement Learning	

2 Anwendungsfelder und beispielhafte Projekte (© PTW Darmstadt)

INFORMATION & SERVICE

INSTITUT

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW) der TU Darmstadt
64287 Darmstadt
Tel. +49 6151 16-20139
www.ptw.tu-darmstadt.de

DIE AUTOREN

Prof. Dr.-Ing. Joachim Metternich ist Institutsleiter des PTW Darmstadt

Prof. Dr.-Ing. Matthias Weigold ist Institutsleiter des PTW Darmstadt

Patrick Stanula, M.Sc. ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am PTW
p.stanula@ptw.tu-darmstadt.de

Amina Ziegenbein, M.Sc. ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am PTW
weitere Mitautoren:

Benedikt Grosch, M.Sc., Alexander Fertig, M.Sc., Sebastian Bardy, M.Sc., Holger Merschroth, M.Sc. und Benjamin Brockhaus, M.Sc.

auf Basis von Daten selbst zu programmieren. Dieses Vorgehen eignet sich insbesondere bei sehr komplexen Anwendungen, bei welchen das Programmieren jeder einzelnen Entscheidung zu aufwendig wäre oder Zusammenhänge nicht direkt erkannt werden können. Das volle Potenzial dieses ›maschinellen Lernens‹ erschließt sich durch die Kombination großer Datenmengen, leistungsfähiger Algorithmen und dem Domänenwissen erfahrener Mitarbeiter, die Hypothesen über Wirkzusammenhänge einbringen.

Die Anwendung der KI in der Zerspanung lässt sich am Beispiel eines Projekts verdeutlichen, das im Rahmen des Industriearbeitskreises ›Powertrain Machining‹ des PTW durchgeführt wurde und zum Ziel hatte, aus Daten des Zerspanungsprozesses die Bauteilqualität vorherzusagen. Obwohl es sich bei der Qualitätssicherung (QS) um eine nichtwertschöpfende Tätigkeit handelt, ist sie aktuell unverzichtbar.

Zur Identifikation und Vermeidung von Ausschuss bietet es sich nun an,

Prozessdaten, wie etwa die Leistungsaufnahme der Vorschubachsen, bereits während der Bearbeitung aufzunehmen. Hierzu werden zunächst historischen Prozessdatensätzen die Qualitätsdaten der jeweils zugehörigen Fertigungsteile zugeordnet (›Labeling‹, Bild 1) [5]. Dabei reicht es häufig aus, die Teile als gut oder schlecht zu klassifizieren, statt metrische Messergebnisse zu verwenden. Die so erzeugte Datenbasis aus Prozessdaten und zugehöriger Gut- beziehungsweise Schlechteilinformationen kann nun zum Trainieren eines KI-Algorithmus herangezogen werden. Dabei wird zum Beispiel ein Klassifikationsverfahren mit der Datenbasis gespeist, wodurch dieses ›lernt‹, die Eigenschaften der Prozessdaten mit der Information ›Gutteil‹ respektive ›Schlechteil‹ zu verknüpfen.

Domänenwissen ist hier vor allem bei der Datenauswahl und -vorbereitung, der Modellauswahl sowie bei der Interpretation der Ergebnisse entscheidend [6]. Dieses Vorgehen kann entweder kontinuierlich während

16.-21.09.2019
in Hannover
Halle 017
Stand A29/31

des Fertigungsprozesses (online) oder in einer gewissen Regelmäßigkeit (offline) durch Lernen anhand neuer Daten verbessert werden. Dabei gilt vereinfacht: Je größer und verlässlicher die zugrunde liegende Datenmenge ist, desto besser wird das Lernergebnis.

Gegenüber der klassischen Datenanalyse besteht vor allem der Vorteil, dass dem Anwender nicht alle Zusammenhänge zwischen Prozessdaten und Produktqualität im Vorhinein bekannt sein müssen, die beim komplexen System Werkzeugmaschine unsicherheitsbehaftet und analytisch nicht immer beschreibbar sind. Darüber hinaus ist eine stetige Verbesserung allein durch die wachsende Datenbasis während des Betriebs möglich.

Anwendungsfelder von KI in der Produktion

In der spanenden Fertigung sind zahlreiche Anwendungsfälle denkbar, die jeweils individuelle Anforderungen an Daten und Algorithmen stellen. Der erste Schritt ist jedoch immer die klare Definition des Ziels vor dem Hintergrund der Möglichkeiten, Einschränkungen und Hindernisse. Die klassischen Zielgrößen der Produktion – Zeit, Qualität und Kosten – bleiben erhalten. Im Idealfall sollen alle Zielgrößen gleichzeitig verbessert werden. Außerdem sollen die vorhandenen Daten für möglichst viele Anwendungsfälle genutzt werden. Prozess- und Sensordaten etwa für die Zustandsüberwachung von Maschinen und Werkzeugen, für das Qualitätsmanagement, für die Optimierung der spanenden Prozesse und die Energieoptimierung von Komponenten und Maschinen [7]. Eine Übersicht dieser Dimensionen anhand von beispielhaften Umsetzungsprojekten des PTW ist in Bild 2 dargestellt. Dieses erstreckt sich von der Zustandsüberwachung und -vorhersage kritischer Maschinenkomponenten und Werkzeuge bis zur Optimierung von Prozessparametern in der additiven Fertigung.

Weitere Artikel folgen

Ob die Nutzung von Künstlicher Intelligenz in der Produktion sinnvoll ist, muss kritisch und im Einzelfall geprüft werden. Daher wird in den folgenden drei Artikeln dieser Artikelserie anhand von Beispielen aus Forschung und Praxis das erfolgreiche Vorgehen bei

der Implementierung von KI in der Produktion aufgezeigt:

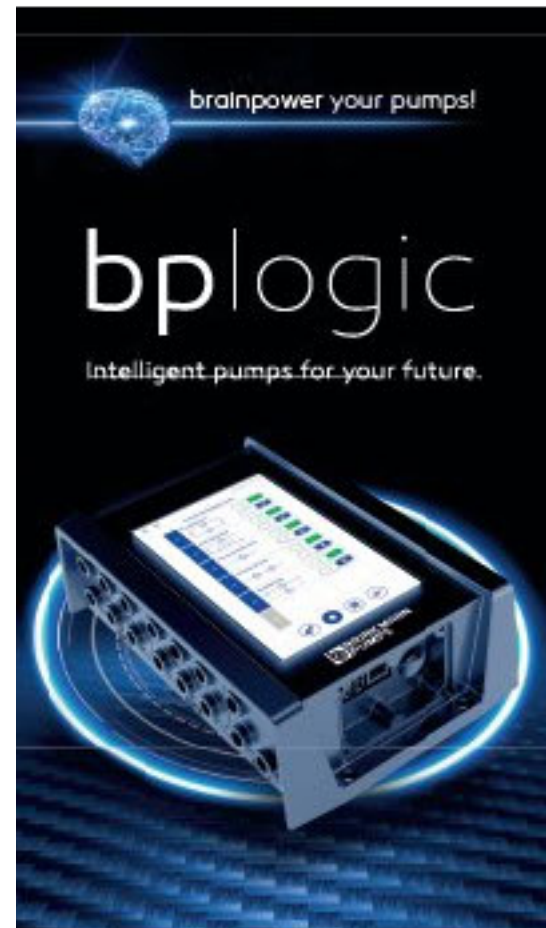
- Im 2. Teil werden die Herausforderungen bei der Anbindung von Werkzeugmaschinen und der Datenerfassung besprochen.
- Im 3. Teil wird aufgezeigt, inwiefern der Werkzeugverschleiß im Prozess diagnostiziert und vorhergesagt werden kann.
- Im 4. Teil wird ein Anwendungsfall zur ganzheitlichen Fabriksteuerung mittels innovativer Datenanalyse am Beispiel der ETA-Fabrik der TU Darmstadt vorgestellt. ■

INFORMATION & SERVICE



LITERATUR

- [1] Bitkom Research (2019) Industrie 4.0: Künstliche Intelligenz zieht in Fabrikhallen ein, Aufgerufen am 30.06.2019: <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Industrie-40-Kuenstliche-Intelligenz-zieht-Fabrikhallen-ein>.
- [2] E. Schaupp, T. Grosch, E. Abele, J. Metternich, G. Reinhart (Hrsg.) (2017) Das intelligente Werkzeug. In: Handbuch Industrie 4.0, Carl Hanser Verlag, München, S. 334–340.
- [3] BMWi, BMBF, BMAS (2018) Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung, Aufgerufen am 30.06.2019: https://www.bmbf.de/files/Nationale_KI-Strategie.pdf.
- [4] E. Rich (1983) Artificial Intelligence, McGraw-Hill.
- [5] A. Ziegenbein, P. Stanula, J. Metternich, E. Abele, R. Schmitt (Hrsg.), G. Schuh (Hrsg.) (2018) Guideline for the cost-efficient utilisation of advanced data analytics in machining: Selection of machine learning algorithms. In: Advances in Production Research – Proceedings of the 8th Congress of the German Academic Association for Production Technology (WGP).
- [6] P. Stanula, A. Ziegenbein, J. Metternich (2018) Machine learning algorithms in production: A guideline for efficient data source selection, 6th CIRP Global Web Conference, 78:261–266.
- [7] J. Lenz, T. Wuest, E. Westkämper (2018) Holistic approach to machine tool data analytics. Holistic approach to machine tool data analytics. Journal of Manufacturing Systems, 48:180–191.



STEUERN, OPTIMIEREN, DIGITALISIEREN.

Die Pumpensteuerung bpl logic schaltet das Know-how von BRINKMANN PUMPS intelligent zwischen Werkzeugmaschinen, Pumpen, Filteranlagen und anderen Komponenten.

bpl logic passt sich perfekt an bestehende Systemumgebungen an – unabhängig von den eingesetzten Frequenzumrichtern.

Mehr Informationen unter:
bpllogic.brinkmannpumps.de



 **BESUCHEN SIE UNS**
16.–21.09.2019
HALLE 6 // STAND K15

BRINKMANN PUMPEN
K.H. Brinkmann GmbH & Co. KG
T +49 2392 5006-0
sales@brinkmannpumps.de
www.brinkmannpumps.de