BIEGEN IN SIEGEN. Tagungsband zum 7. Biegeforum 05. - 10. März 2026: S. 1 – 6
https://doi.org/10.25819/ubsi/10983

Transformation im Mittelstand: Warum Künstliche Intelligenz allein keine Produktionsstrategie ist

Bernd Engel[1a*]

[1]Lehrstuhl für Umformtechnik Siegen, Universität Siegen, Breite Straße 11, 57076 Siegen

[a]Bernd.Engel@uni-siegen.de

Keywords: Industrie 4.0, Künstliche Intelligenz, Umformtechnik, Produktionssysteme, datengetriebene Fertigung, Mittelstand

Abstract. Künstliche Intelligenz (KI) gilt derzeit als zentrale Schlüsseltechnologie für die digitale Transformation industrieller Produktionssysteme. Insbesondere im Kontext von Industrie 4.0 werden datengetriebene Methoden als wesentliche Grundlage zukünftiger Produktionsstrategien diskutiert. Gleichzeitig zeigen praktische Implementierungen in der industriellen Fertigung – insbesondere im mittelständisch geprägten Umfeld der metallverarbeitenden Industrie – häufig eine geringere Wirkung als prognostiziert. Der vorliegende Beitrag argumentiert, dass diese Diskrepanz weniger aus algorithmischen Limitierungen resultiert als vielmehr aus strukturellen Eigenschaften realer Produktionssysteme. Am Beispiel der Umformtechnik wird gezeigt, dass KI-basierte Methoden nur dann substanzielle Effekte entfalten können, wenn sie auf stabilen Prozessstrukturen, standardisierten Werkzeugen und konsistenten Datensystemen aufbauen. KI ist daher nicht primär als Softwarelösung zu verstehen, sondern als Bestandteil eines umfassenden Produktionssystemprojekts. In diesem Zusammenhang wird zudem die Rolle des deutschen Produktionsmodells diskutiert, dessen Stärke in der Kombination aus qualifizierter Facharbeit und prozessphysikalischem Verständnis liegt.

Einführung

Die industrielle Produktion befindet sich seit mehreren Jahren in einer Phase tiefgreifender technologischer Transformation. Insbesondere im Kontext von Industrie 4.0 wird die zunehmende Digitalisierung von Produktionssystemen als zentrale Voraussetzung für zukünftige Wettbewerbsfähigkeit betrachtet [1]. Dabei spielt der Einsatz datengetriebener Methoden und insbesondere von Verfahren der Künstlichen Intelligenz eine immer wichtigere Rolle.

In vielen strategischen Publikationen wird KI als ein zentraler Hebel zur Steigerung der Produktivität und Flexibilität industrieller Systeme dargestellt. Prognosen sprechen von signifikanten Effizienzsteigerungen durch datenbasierte Prozessoptimierung, vorausschauende Wartung oder adaptive Prozessregelung [2]. Diese Perspektive hat sowohl die Forschungslandschaft als auch industrielle Innovationsprogramme stark geprägt. Gleichzeitig zeigt die industrielle Praxis – insbesondere in mittelständisch geprägten Branchen – ein deutlich differenzierteres Bild. Viele Unternehmen berichten von Schwierigkeiten bei der Implementierung datengetriebener Produktionssysteme, obwohl entsprechende Algorithmen und Softwarelösungen grundsätzlich verfügbar sind. Diese Diskrepanz verweist auf eine grundlegende strukturelle Frage:

In welchem Verhältnis stehen digitale Modelle und reale Produktionssysteme zueinander?

Eine weitere Frage führt zum Hintergrund der Transformation, der wesentlich in den Megatrends zu suchen ist. Für die Umformtechnik bzw. die Fertigungstechnik führt die Individualisierung von der Massenproduktion zur individuellen Produktion [3], [4]. Dieser Wandel fordert eine Transformation hin zur Flexibilität, Agilität und Skalierbarkeit. Gerade in der metallverarbeitenden Industrie und insbesondere in der Umformtechnik wird deutlich, dass Produktionsprozesse primär durch physikalische Wechselwirkungen bestimmt werden.

Materialverhalten, Werkzeuggeometrie, Reibungszustände und elastische Rückfederung bestimmen maßgeblich die Stabilität und Reproduzierbarkeit von Prozessen [5]. Erschwerend ergibt sich, dass bestehende Produktionsprozesse im Bereich der Zulieferindustrie aus den Anforderungen einer Massenproduktion ergeben haben und folglich in der Transformation diese Prozesse neu gestaltet werden müssen mit dem Fokus auf „Erstes Bauteil ist Gutteil“, radikale Reduktion von Werkzeugen, neue Rüstsysteme mit (halb) automatischer Rekonfiguration sowie neue oder erweiterte flexible Fertigungsverfahren.

Digitale Modelle können diese Zusammenhänge beschreiben und teilweise prognostizieren. Sie können jedoch physikalische Instabilitäten nicht ersetzen. Vor diesem Hintergrund verfolgt der vorliegende Beitrag die These, dass die Transformation der Produktionssysteme eine Voraussetzung für den erfolgreichen Einsatz von KI darstellt – nicht umgekehrt.

Wissenschaftliche Perspektiven auf Produktionswissen

Die Produktionstechnik ist traditionell durch eine enge Verbindung zwischen theoretischer Modellbildung und praktischer Erfahrungswissenschaft geprägt. Bereits in der klassischen Wissenschaftssystematik unterscheidet Aristoteles zwischen theoretischem Wissen (episteme), praktischem Wissen (phronesis) und herstellendem Wissen (poiesis) [6]. Diese Unterscheidung lässt sich in der Produktionstechnik klar nachvollziehen. Theoretisches Wissen manifestiert sich beispielsweise in der mathematischen Beschreibung plastischer Verformungsprozesse oder in numerischen Simulationsverfahren der Umformtechnik. Praktisches Wissen zeigt sich in der Fähigkeit, Prozesse unter realen Produktionsbedingungen stabil zu betreiben und Grenzbereiche sicher zu beurteilen. Herstellendes Wissen schließlich bezieht sich auf das konkrete Hervorbringen funktionaler Bauteile.

In der Umformtechnik bildet diese Verbindung von Theorie und Praxis eine zentrale Grundlage der Prozessentwicklung. Plastische Verformungsprozesse werden durch komplexe nichtlineare Zusammenhänge zwischen Werkstoffverhalten, Geometrie und Prozessparametern bestimmt [7]. Numerische Simulationen – etwa auf Basis der Finite-Elemente-Methode – ermöglichen zwar eine detaillierte Analyse dieser Prozesse, ersetzen jedoch nicht die experimentelle Validierung und praktische Erfahrung [8], [9], [10].

Die Integration von KI in Produktionsprozesse erweitert dieses Spannungsfeld um eine weitere Dimension. Datenbasierte Modelle ermöglichen neue Formen der Prozessanalyse und -prognose. Gleichzeitig entstehen jedoch neue Herausforderungen hinsichtlich der Interpretierbarkeit von Modellen, der Qualität der Trainingsdaten und der Robustheit gegenüber Prozessvariationen [11], [12], [13]. Insbesondere in physikalisch geprägten Produktionsprozessen stellt sich daher die Frage:

> *Wie können datengetriebene Modelle sinnvoll mit bestehendem prozessphysikalischem Wissen kombiniert werden?*

Forschungsdynamik und industrielle Praxis in der Umformtechnik

Die aktuelle Forschungslandschaft im Bereich der Umformtechnik zeigt eine zunehmende Integration digitaler Methoden. Themen wie datengetriebene Prozessregelung, digitale Zwillinge und KI-basierte Qualitätsprognosen stehen im Mittelpunkt zahlreicher Forschungsprojekte [14]. Beispielsweise werden adaptive Regelungssysteme untersucht, die Prozessparameter während der Produktion kontinuierlich anpassen, um Schwankungen im Materialverhalten oder Werkzeugverschleiß zu kompensieren. Ebenso werden datenbasierte Modelle entwickelt, um Bauteilqualitäten bereits während des Umformprozesses vorherzusagen. Diese Entwicklungen zeigen ein erhebliches Potenzial für zukünftige Produktionssysteme. Gleichzeitig ist festzustellen, dass viele dieser Konzepte bislang nur begrenzt in industriellen Serienprozessen implementiert sind.

Ein wesentlicher Grund hierfür liegt in der strukturellen Komplexität realer Produktionsumgebungen. Produktionsanlagen bestehen häufig aus Maschinen unterschiedlicher Generationen, die über heterogene Steuerungsarchitekturen verfügen.

Sensorik wurde teilweise nachgerüstet und ist nicht immer vollständig in übergeordnete Datensysteme integriert. Hinzu kommt, dass viele Produktionsprozesse über lange Zeiträume optimiert wurden und auf einem hohen Niveau praktischer Prozessstabilität operieren. In solchen Systemen können zusätzliche digitale Optimierungsschritte nur begrenzte Effekte entfalten, wenn die zugrunde liegenden Prozessparameter bereits nahe am physikalisch möglichen Optimum liegen. Darüber hinaus spielt das implizite Erfahrungswissen der Mitarbeiter eine zentrale Rolle. In vielen Umformprozessen werden Veränderungen im Werkzeugzustand oder im Materialverhalten nicht ausschließlich über Messsysteme erkannt, sondern auch über visuelle und akustische Beobachtungen sowie über langjährige Erfahrung. Diese Form des Erfahrungswissens ist für datengetriebene Systeme schwer zugänglich, stellt jedoch eine zentrale Stärke vieler mittelständischer Produktionssysteme dar.

Systemische Voraussetzungen datengetriebener Produktionssysteme

Der erfolgreiche Einsatz von KI in der Produktion hängt entscheidend von der Struktur des zugrunde liegenden Systems ab. Insbesondere in der Umformtechnik zeigt sich, dass datengetriebene Methoden nur dann substanzielle Verbesserungen ermöglichen, wenn Produktionsprozesse systematisch erfasst und strukturiert beschrieben sind. Eine zentrale Rolle spielt dabei die Maschinenebene. Viele Umformmaschinen sind mechanisch äußerst robust und können über Jahrzehnte präzise arbeiten. Aus digitaler Perspektive sind sie jedoch häufig nur begrenzt integriert. Standardisierte Schnittstellen, kontinuierliche Datenerfassung und Echtzeitkommunikation sind in älteren Anlagen oft nicht vollständig vorhanden.

Für datengetriebene Methoden ist jedoch eine kontinuierliche Rückkopplung zwischen Prozesszuständen und Qualitätsergebnissen erforderlich. Ohne diese Rückkopplung können lernende Systeme keine belastbaren Modelle entwickeln. Auch die Werkzeugebene stellt eine zentrale Herausforderung dar. Werkzeuge bestimmen maßgeblich den Materialfluss und damit die resultierende Bauteilgeometrie. Gleichzeitig werden Werkzeugzustände häufig nur indirekt erfasst, etwa über Standzeiten oder Sichtprüfungen. Für datengetriebene Prognosen wäre jedoch eine systematische Beschreibung von Werkzeuggeometrien, Verschleißzuständen und tribologischen Eigenschaften erforderlich. Entsprechende Ansätze werden zunehmend in der Forschung untersucht, etwa im Zusammenhang mit digitalen Zwillingen von Umformwerkzeugen [15]. Schließlich spielt auch die Prozessebene eine entscheidende Rolle. Viele Produktionsprozesse werden traditionell durch heuristische Anpassungen optimiert. Für datenbasierte Methoden ist jedoch eine strukturierte Versuchsplanung erforderlich, beispielsweise im Sinne statistischer Versuchsplanung [16].

Erst wenn Maschine, Werkzeug und Prozess in dieser Weise strukturiert beschrieben sind, können datengetriebene Modelle zu einem integralen Bestandteil der Produktionssteuerung werden. Aber selbst dann steht deren Integration nicht an erster Stelle. An erster Stelle muss die Prozesseignung und hier insbesondere die Fertigungstechnik für kleinere bis mittlere Stückzahlen implementiert sein. Es wird keinen Erfolg haben, beispielsweise die klassische Blechteilefertigung durch Folgeverbund mit einem datengetriebenen Modell zu optimieren. Als Substitution der Folgeverbundfertigung liefert beispielsweise das 3D-Schwenkbiegen [17] sämtliche Faktoren für eine flexible Fertigung:

- Verfahrensbedingte Stellglieder (Überbiegewinkel, Anpressdruck)
- Reduktion Werkzeugwirkflächen
- Fertigzuschnitt mit Verschachtelungsoptimierung

Die Kombination aus erweiterter, teils neuer flexibler Fertigungstechnik und Handhabungstechnik in Verbindung mit der dann notwendigen Digitalisierung entscheidet über Sensorik und Einsatz von KI. Im genannten Beispiel wird Prozessregelung bei Ziel Losgröße 1 notwendig sein, die aber nicht für eine KI auf der Basis historischer Bauteildaten bezogen werden kann. Sollte man beabsichtigen, die Prozessregelung mit KI durchführen zu wollen, dann muss man sich systemisch mit dem Mechanismus Faltenbildung beschäftigen, hierzu bauteilunabhängige Größen finden und diese sensorisch erfassen und einem KI-

Algorithmus zur Verfügung stellen. Sehr ähnliche Ansätze gibt es auch bei der Regelung von Rotationszugbiegevorgängen zur Vermeidung der Faltenbildung [18].

Die Realität im Mittelstand besteht darin, dass das Überschreiten von Prozessgrenzen durch erfahrene Einrichter verhindert oder durch Eingriff in den Prozess korrigiert wird. Prozesswissen ist oft implizit – getragen von erfahrenen Einrichtern. Zu Fehlern führende Änderungen beispielsweise bei der Änderung von Tribosystemen oder Werkzeugverschleiß werden im System „gespürt, gehört, beobachtet“ – aber selten systematisch parametrisiert. Das ist kein Rückstand. Das ist ein auf Menschen basierendes Produktionssystem, welches über Jahrzehnte optimiert und vorangetrieben wurde. Es ist in Bezug auf Prozessstablität ein erfolgreiches System – es ist eine historisch gewachsene Kompetenzstruktur.

Die Herausforderung besteht nun, diese Struktur durch KI gewinnbringend zu ändern. KI benötigt explizite Struktur. Sie benötigt reproduzierbare, standardisierte, konsistente Daten. Hierin liegt die eigentliche Herausforderung.

Produktionsmodelle im internationalen Wettbewerb

Die strukturellen Voraussetzungen für datengetriebene Produktionssysteme sind eng mit den jeweiligen industriellen Produktionsmodellen verbunden. Das deutsche Produktionssystem zeichnet sich traditionell durch eine hohe Qualifikationsstruktur aus, die insbesondere durch das duale Ausbildungssystem geprägt ist [19].

Diese Struktur führt zu einer vergleichsweise hohen Durchdringung der Industrie mit formal qualifizierten Facharbeitern, Meistern und Technikern. Diese Qualifikationen ermöglichen es Unternehmen, komplexe Produktionsprozesse kontinuierlich zu überwachen und zu optimieren. Im internationalen Vergleich folgen Produktionssysteme häufig anderen Logiken. In vielen Niedriglohnländern ist Produktion stärker arbeitsintensiv organisiert oder stärker automatisiert, um geringere Qualifikationsniveaus zu kompensieren. Deutschland kann daher im internationalen Wettbewerb nur begrenzt über Kosten konkurrieren. Hohe Lohnkosten und Energiepreise erzwingen vielmehr eine Strategie technologischer Differenzierung. In diesem Kontext kann KI eine wichtige Rolle spielen. Ihr Potenzial liegt insbesondere in der Stabilisierung komplexer Prozesse, in der Reduktion von Ausschuss sowie in der Kompensation von Materialstreuungen.

Entscheidend ist jedoch, dass diese Technologien auf stabilen prozessphysikalischen Grundlagen aufbauen. Die Kombination aus qualifizierten Facharbeitern und datengetriebener Prozessanalyse bietet hier ein erhebliches Differenzierungspotenzial. In Konsequenz müssen nicht nur technische, sondern soziotechnische Systeme in Betracht gezogen werden.

Schlussfolgerungen

Die aktuelle Diskussion über Künstliche Intelligenz in der industriellen Produktion wird häufig von hohen technologischen Erwartungen geprägt. In vielen Darstellungen erscheint KI als universelle Lösung zur Optimierung industrieller Prozesse. Eine systemische Analyse zeigt jedoch, dass der Erfolg von KI-Anwendungen in der Produktion wesentlich von strukturellen Voraussetzungen des Produktionssystems abhängt. Stabile Prozesse, standardisierte Werkzeuge und konsistente Datensysteme bilden die Grundlage für datengetriebene Optimierung.

Wenn jedoch die Stabilisierung von Prozessen durch erfahrene und ausgebildete Mitarbeiter geschieht, darf ein mit KI aufgesetztes System im Sinne der Flexibilität und der Agilität nicht auf den Menschen verzichten. Vielmehr empfiehlt sich ein assistierendes System durch KI. Insbesondere im industriellen Mittelstand ist daher weniger die Einführung einzelner KI-Anwendungen entscheidend als vielmehr die schrittweise Transformation der Produktionsarchitektur.

Die zentrale Schlussfolgerung dieses Beitrags lautet daher: KI ist keine Produktionsstrategie. Sie kann ihre Wirkung nur in Produktionssystemen entfalten, die strukturell auf datengetriebene Methoden vorbereitet sind. Gerade im deutschen

Produktionsmodell eröffnet die Kombination aus qualifizierten Facharbeitern und datenbasierter Prozessanalyse erhebliche Chancen für eine nachhaltige technologische Differenzierung.

Literaturverzeichnis

[1] H. Kagermann, „Wahlster W. Helbig J.(2013)“, Umsetzungsempfehlungen Für Zukunftsprojekt Ind., Bd. 4.

[2] E. Brynjolfsson und A. McAfee, The Second Machine Age: Work Progress And Prosperity In A Time Of Brilliant Technologies. W. W. Norton & Company, 2014.

[3] M. Schiller, P. Frohn-Sörensen, und B. Engel, „3D-Swivel-Bending—A Flexible and Scalable Forming Technology“, in NUMISHEET 2022, K. Inal, J. Levesque, M. Worswick, und C. Butcher, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2022, S. 125–139. doi: 10.1007/978-3-031-06212-4_12.

[4] P. Frohn-Sörensen, B. Mašek, M. F.-X. Wagner, K. Rubešová, O. Khalaj, und B. Engel, „Flexible manufacturing chain with integrated incremental bending and Q-P heat treatment for on-demand production of AHSS safety parts“, J. Mater. Process. Technol., Bd. 275, S. 116312, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.jmatprotec.2019.116312.

[5] T. Altan und A. E. Tekkaya, Sheet Metal Forming: Processes and Applications. ASM International, 2012.

[6] Aristoteles, Nikomachische Ethik. Felix Meiner Verlag, 1985.

[7] W. F. Hosford und R. M. Caddell, Metal Forming: Mechanics and Metallurgy. Cambridge University Press, 2011.

[8] T. Altan und V. Vazquez, „Numerical Process Simulation for Tool and Process Design in Bulk Metal Forming“, CIRP Ann., Bd. 45, Nr. 2, S. 599–615, Jan. 1996, doi: 10.1016/S0007-8506(07)60514-9.

[9] J. Yanagimoto, D. Banabic, M. Banu, und L. Madej, „Simulation of metal forming – Visualization of invisible phenomena in the digital era“, CIRP Ann., Bd. 71, Nr. 2, S. 599–622, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.cirp.2022.05.007.

[10] A. E. Tekkaya, „A guide for validation of FE-simulations in bulk metal forming“, Arab. J. Sci. Eng., Bd. 30, Nr. 1, S. 113–136, 2005.

[11] I. Goodfellow, Y. Bengio, und A. Courville, Deep Learning. in Adaptive Computation and Machine Learning series. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.

[12] A. Yazdani, J. Knoche, B. Engel, und K. V. Laerhoven, „Tube geometry prediction in rotary draw bending process using Random Forest regression“, - Autom., Bd. 73, Nr. 4, S. 223–231, Apr. 2025, doi: 10.1515/auto-2024-0131.

[13] D. Gelbich u. a., „Towards hybrid and explainable data-driven models for forming processes: addressing the gap between simulation, process data, and model validation“, 14. Januar 2026, Research Square. doi: 10.21203/rs.3.rs-8589495/v1.

[14] H. Hagenah u. a., „4.0 in metal forming – questions and challenges“, Procedia CIRP, Bd. 79, S. 649–654, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.procir.2019.02.055.

[15] A. E. Tekkaya u. a., „Metal forming beyond shaping: Predicting and setting product properties“, CIRP Ann., Bd. 64, Nr. 2, S. 629–653, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.cirp.2015.05.001.

[16] D. Montgomery, Design and Analysis of Experiments, 10. Aufl. 2017.

[17] M. Schiller und B. Engel, „3D-swivel-bending (SB3)“, Procedia CIRP, Bd. 112, S. 406–411, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.procir.2022.09.028.

[18] L. Borchmann, C. Heftrich, J. Knoche, M. Schiller, und B. Engel, „Control of material flow using measuring methods for wrinkle and crack detection during rotary draw bending“, Procedia CIRP, Bd. 118, S. 857–862, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.procir.2023.06.147.

[19] D. Euler, Germany’s dual vocational training system: a model for other countries? Bertelsmann Stiftung Gütersloh, 2013.