

Charakteristiken von KI-Geschäftsmodellen in der Produktion

KI-Geschäftsmodelle in der Produktion

I. Heider, M. Frisch, J. Sawodny, A. Puchta, J. Fleischer

ZUSAMMENFASSUNG Das technische Know-How zur Entwicklung und Implementierung eigener KI-Lösungen hat Einzug in Unternehmen der Produktionstechnik gefunden. Eine Herausforderung besteht jedoch fort: Es mangelt an erprobten Geschäftsmodellen, die jenen durch die KI-Applikation generierten Mehrwert an ihre Anbieter weitergeben. In diesem Zusammenhang ist es entscheidend Strategien zu entwickeln, die den KI-Einsatz nicht nur technisch, sondern auch wirtschaftlich und organisatorisch optimieren.

STICHWÖRTER

Künstliche Intelligenz (KI), Industrie 4.0, Betriebsmanagement

AI business models in manufacturing – Characteristics of AI business models in manufacturing

ABSTRACT The technical expertise required to develop and implement own AI solutions has found its way into companies of the manufacturing sector. However, one challenge remains: there is a lack of tried-and-tested business models that pass on the added value generated by the AI application to its providers. In this context, it is crucial to develop strategies that optimise the use of AI not only in terms of performance, but in the sense of generating revenue.

1 Einleitung

Die Fragestellungen in produktionstechnischen Anwendungen, für die KI-basierte Ansätze zielführend sind, sind zahlreich und die zugehörigen technischen Lösungskonzepte haben sich etabliert. Klassische Beispiele sind die Überwachung von Maschinen- und Prozesszuständen sowie die Überwachung und Prognose von Qualitätskenngrößen gefertigter Produkte. Das Standpunktpapier [1] gibt einen Überblick potenzieller Anwendungsfälle und zugehöriger Lösungsansätze. Konkrete Anwendungen sind etwa das Sicherstellen der Prozessfähigkeit einer Produktionsmaschine im Zuge einer Referenzfahrt [2] oder auch ein fortlaufendes, bildbasiertes Monitoring mechanischer Komponenten [3]. Während die technischen Aspekte der KI-Applikation oftmals einen hohen Reifegrad aufweisen, liegt eine zentrale Herausforderung, die dem umfassenden Einsatz gegenübersteht, in der Auswahl eines passenden Geschäftsmodells [4].

Der Beitrag hat zum Ziel, ausgewählte Charakteristiken aufzuzeigen, die ein Geschäftsmodell im besonderen Kontext des KI-Einsatzes in der Produktionstechnik beschreiben können. Analog zu den Deutschen Normungsroadmaps „Künstliche Intelligenz“ und „Industrie 4.0“ [5, 6] sollen mögliche Ausprägungen dieser Charakteristiken dargelegt werden, um vor allem für kleine und mittelständische Unternehmen (KMU) aus der Produktionstechnik den potenziellen Handlungsraum aufzuspannen, innerhalb dessen ein Geschäftsmodell für eine KI-Applikation gestaltet werden kann. Die Thematik wird dabei aus Sicht von Maschinen- und Anlagenherstellern betrachtet, welche ihr Produktgeschäft um KI-basierte Applikationen erweitern und damit zusätzliche Umsatzpotenziale erschließen wollen.

Die folgenden Ausführungen basieren auf Recherchen und Erfahrungen, die im Rahmen des Forschungsprojektes AutoLern (BMBF 02P20A025) erarbeitet wurden.

2 Grundlagen

2.1 KI-Applikationen in der Produktionstechnik

Anwendungen der künstlichen Intelligenz in der Produktionstechnik sind bei Problemstellungen sinnvoll, für die folgende Bedingungen zutreffen: Eine Formulierung durch analytische Zusammenhänge ist aufwendig oder technisch nicht möglich oder der KI-Ansatz erzielt bessere Ergebnisse [7]. Beispiele sind die Anomalieerkennung, Qualitätsprognosen sowie die Zustandsüberwachung mechanischer Komponenten oder Werkzeuge [1, 8].

Während KI-Applikationen kundenseitig einen Mehrwert generieren, in dem sie zu Prozess- und Qualitätsverbesserungen führen, ist oftmals nicht definiert, wie der Mehrwert auch dem Lösungsanbieter zugeführt werden kann – es mangelt an einer systematischen Betrachtung der Geschäftsmodelle. Eine Übersicht ausgewählter KI-Applikationen und zugehöriger Geschäftsmodelle wird in [4] betrachtet. Einen umfassenden Einblick in Anwendungen der künstlichen Intelligenz in der Produktion bietet [9].

2.2 Grundzüge und Bestandteile von Geschäftsmodellen

Eine mögliche Definition des Begriffes „Geschäftsmodell“ ist nach [10] „(...) die Grundlogik eines Unternehmens, die beschreibt, welcher Nutzen auf welche Weise für Kunden und Partner gestiftet wird. Ein Geschäftsmodell beantwortet die Frage,



Bild 1. Darstellung eines Geschäftsmodells durch die wesentlichen Bestandteile des Wertversprechens, des Ertragsmodells und der Wertschöpfungskette. Grafik: wbk angelehnt an [7]

wie der gestiftete Nutzen in Form von Umsätzen an das Unternehmen zurückfließt.“

Wenngleich dem Begriff Geschäftsmodell je nach Betrachter unterschiedliche Bedeutung beigemessen wird und dieses unterschiedliche Bestandteile haben kann, ist der Kern eines Geschäftsmodells konstant. Er umfasst das strukturierte Vorgehen bei Aktivitäten, die für den Kunden nutzbringend sind und einen Umsatz für den Lösungsanbieter erzeugen [11]. Sowohl für die Beschreibung als auch die Entwicklung von Geschäftsmodellen haben sich zahlreiche Frameworks etabliert wie etwa das „Business Model Canvas“ oder das „Value Proposition Canvas“ [12].

Gemeinsame Bestandteile gängiger Frameworks zur Beschreibung von Geschäftsmodellen sind die Bereiche Value Proposition (Wertversprechen), Profit Mechanism (Ertragsmodell) und Value Chain (Wertschöpfungskette). Der in **Bild 1** dargestellte Vorschlag angelehnt an [11] sieht die Beschreibung eines Geschäftsmodells durch diese drei Bereiche vor.

Diese allgemeingültige Definition bietet eine Aufschlüsselung des Geschäftsmodells auf wenige, aber ausschlaggebende Bestandteile. Im Kontext von KI-Applikationen in der Produktionstechnik ist diese Aufschlüsselung zielführend – es existieren einige

Aspekte innerhalb dieser Bestandteile, die spezifisch für den Kontext sind und daher eingehender beleuchtet werden sollen.

3 Charakteristiken von Geschäftsmodellen

Während ein Geschäftsmodell für eine KI-Applikation in der Produktionstechnik aus abstrakter Perspektive durch die Bereiche des Wertversprechens, des Ertragsmodells und der Wertschöpfungskette beschrieben werden kann, haben vor allem die letzten beiden Bereiche Potenzial für den Markterfolg.

Für viele Problemstellungen der Produktionstechnik sind KI-basierte Lösungen Stand der Technik. So gibt [8] eine Übersicht über klassische KI-Anwendungsfälle und Lösungsansätze in der Zerspanung. Zahlreiche Anwendungsbeispiele der künstlichen Intelligenz in der Produktion im Allgemeinen wurden bereits 2019 in [1] dargelegt. Die Herausforderungen für eine erfolgreiche Vermarktung von KI-Anwendungen in der Produktion liegen daher nicht im Bereich des Wertversprechens. Betrachtet man die Situation nicht aus technischer, sondern aus ökonomischer Sicht, ergibt sich ein ähnliches Bild. [8] sieht die Herausforderung für den Markterfolg eines Unternehmens primär in der Innovation der Geschäftsmodelle. Die technische Innovation schließt sich daran an. Daher werden die Bereiche der Wertschöpfungskette und des Ertragsmodells genauer betrachtet. Es werden Charakteristiken der beiden Bereiche im Kontext des KI-Einsatzes in der Produktionstechnik sowie deren verschiedene Ausprägungen beleuchtet.

3.1 Charakteristiken des Ertragsmodells

3.1.1 Preisgestaltung

Das Charakteristikum der Preisgestaltung kann Ausprägungen annehmen, die sich von der eher kostenorientierten Vorgehensweise bis hin zu einer eher marktorientierten Vorgehensweise erstrecken, wie in **Bild 2** dargestellt.

Die kostenorientierte Vorgehensweise erlaubt eine schnelle Bestimmung eines Preises, da alle notwendigen Informationen unternehmensintern vorliegen. Die im Zuge der Entwicklung und Implementierung benötigten Ressourcen (und damit verbundenen Kosten) konzentrieren sich auf das Entwicklerteam. Analog



Bild 2. Charakteristiken der Preisgestaltung. Grafik: wbk

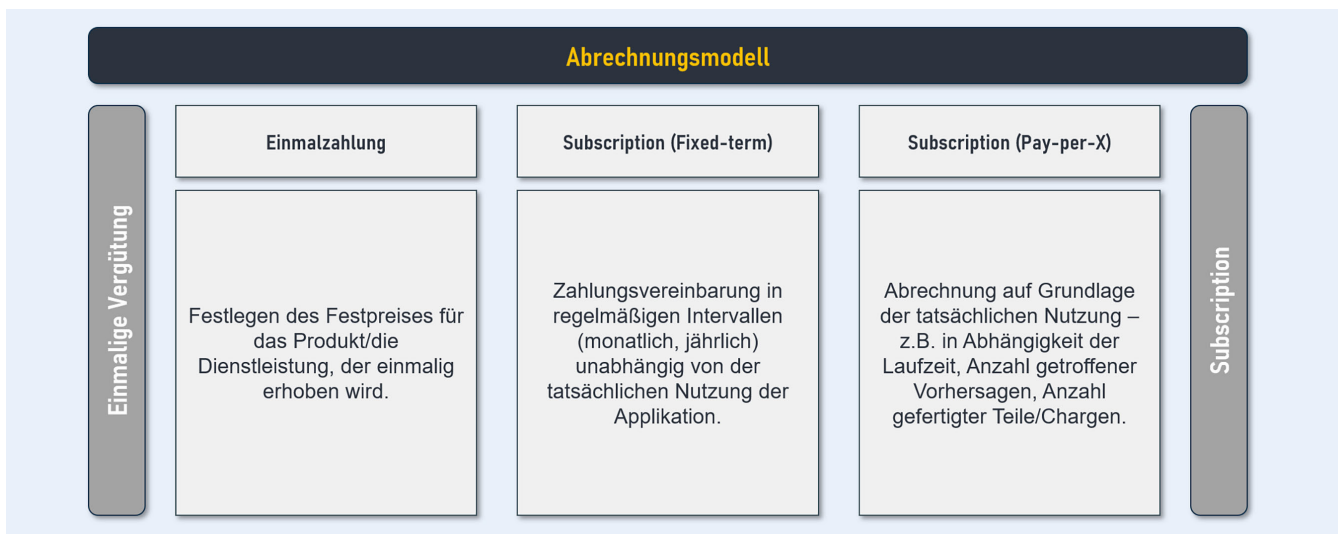


Bild 3. Charakteristiken des Abrechnungsmodells. Grafik: wbk

zur klassischen Softwareentwicklung besteht dieses aus verschiedenen Rollen mit dediziertem Aufgabenbereich [13]. Kennzeichnend für den Kontext der Produktionstechnik ist die zusätzliche Rolle des Domänenexperten. Dieser bringt Prozessverständnis ein und kann beurteilen, welche Art von Daten aussagekräftig sind und auf welche Weise diese erhoben werden können. Die nach innen gewandte Betrachtung hat jedoch den Nachteil, das äußere Umstände des Marktes oder auch die Zahlungsbereitschaft oder Zahlungsfähigkeit von Kunden außer Acht gelassen werden.

Bezeichnend für den Kontext der Produktionstechnik ist der Sachverhalt, dass Maschinenhersteller oft die einzigen Akteure sind, die die Ressourcen und Kompetenzen aufbringen können, um KI-Applikationen für ihre Maschinen zu entwickeln. Kenntnis über kommunikationstechnische Schnittstellen (Steuerungen, Sensorik), internes Wissen über die Maschinen und deren Prozesse sowie die Fähigkeit, den beim Kunden potenziell erreichbaren Mehrwert abschätzen zu können, machen sie zum dominanten, teilweise einzigen Lösungsanbieter [14]. Es ergibt sich hier insbesondere die Möglichkeit des Value-Based Pricing. Dieses schätzt den Wertbeitrag oder auch das Einsparpotenzial beim Kunden ab und generiert darauf basierend einen Preis.

Die spezielle Position des Maschinen- und Anlagenherstellers als Lösungsanbieter für KI-Applikationen trägt dazu bei, dass die marktorientierte Vorgehensweise aktuell nachrangig ist. Anders als im Bereich mobiler Applikationen, in welchem Lösungsanbieter auf offenen Plattformen im Wettbewerb zueinander stehen [15], besteht im Kontext der KI-Applikation für die Produktionstechnik aktuell noch kein direkter Wettbewerb. Es existieren aber erste Bestrebungen hin zu offenen Plattformen, die das Feld für weitere Akteure öffnen. Die „Siemens Industrial Edge Plattform“ ermöglicht es Drittanbietern ihre Applikationen bereitzustellen [16]. Eine ähnliche Initiative im Bereich Edge Computing betreibt Intel mit dem „Intel Edge Software Hub“ [17]. Während dies Ansätze in Richtung offenen Wettbewerbs darstellen, ist zu beachten, dass sich der Kreis der Wettbewerber von den Maschinen- und Anlagenherstellern meistens dahingehend erweitert, dass (KI-)Applikationen für Infrastruktur und Hardware der jeweiligen Plattformanbieter entwickelt werden.

3.1.2 Abrechnungsmodell

Analog zur Preisgestaltung bewegen sich die Ausprägungen des Charakteristikums Abrechnungsmodell in einem Spektrum. Dieses erstreckt sich von der Einmalzahlung bis hin zu verschiedenen Ausprägungen einer Subscription – ebenfalls mit einigen Besonderheiten gegeben durch den Kontext der KI-Applikation in der Produktion. Das Spektrum ist in Bild 3 dargestellt.

Eine Einmalzahlung bedeutet initial einen vergleichsweise geringen administrativen Aufwand für Verkauf und Abrechnung. Mit Blick auf die Interaktion zwischen Lösungsanbieter und Kunde bei der Entwicklung und Implementierung einer Applikation kann sich dieser Vorteil jedoch relativieren. Ist der Verkaufspreis hoch angesetzt, stellt er zudem eine Eintrittshürde für potenzielle Kunden dar.

Abhilfe können SaaS-Geschäftsmodelle (Software as a Service) schaffen. Dabei ist zu bedenken, dass das Wertversprechen im Falle der Einmalzahlung und des SaaS ein anderes ist, selbst wenn beide die gleiche Funktion bereitstellen, wie etwa das Energie-Monitoring einer Werkzeugmaschine. Ersteres Vorgehen geht meist mit einem statischen Software-Produkt einher, der Commercial-off-the-shelf (COTS)-Software. Charakteristisch hierfür ist, dass der Lösungsanbieter ein Produkt einmalig bereitstellt und der Kunde die Verantwortung über benötigte IT-Infrastruktur und Hardware hat. Im Kontrast dazu stellt SaaS klassischerweise eine Dienstleistung bereit und erfüllt so dieselbe Funktion wie eine COTS-Lösung erweitert um den Service der IT-Infrastruktur (zum Beispiel Rechenleistung und Datenhaltung) [18]. Bedenken hinsichtlich der Weitergabe unternehmensinterner Daten an Dritte können hier einen einschränkenden Faktor darstellen [19].

SaaS-Angebote sind meist mit Abrechnungsmodellen in Form von Abonnements verbunden. Subscription-Modelle sind Zahlungsvereinbarungen in regelmäßigen zeitlichen Intervallen oder auf Grundlage der tatsächlichen Nutzung der KI-Applikation. Während die Funktionsweise der intervallbasierten Subskription unmittelbar einleuchtet, sind bei den nutzungsbasierten Subscription-Modellen mehrere Ansätze möglich. [20] stellt eine Methodik für die nutzungsbasierte Subskription von kapitalintensiven Gütern wie Werkzeugmaschinen vor. Die Abwandlung solcher

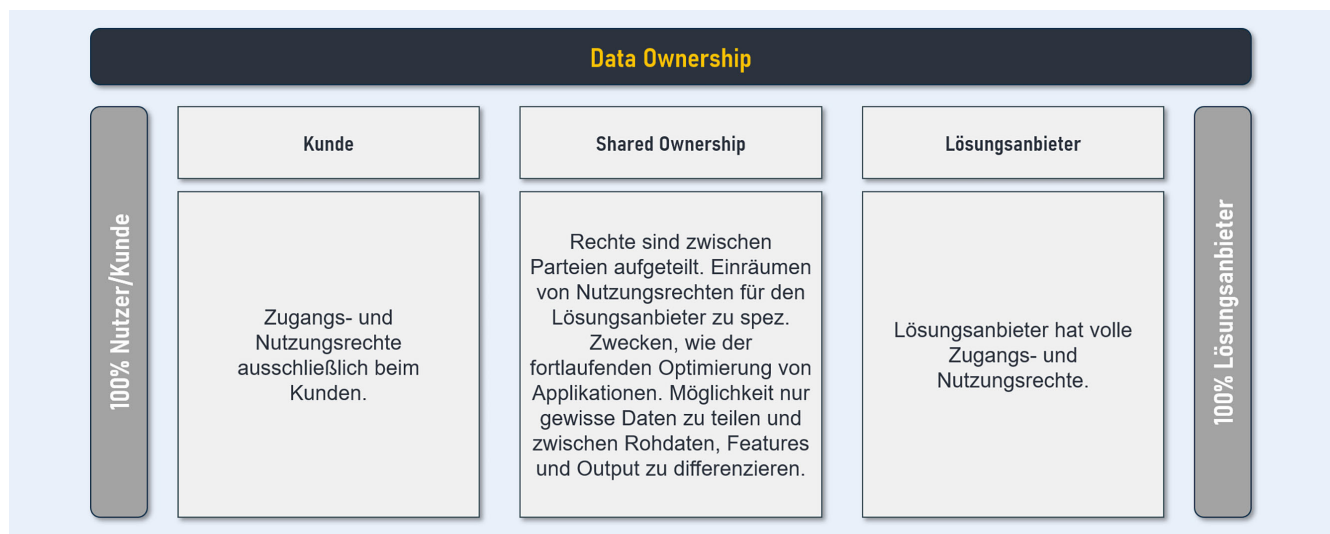


Bild 4. Charakteristiken der Data Ownership. Grafik: wbk

Methodiken auf Softwareprodukte wie KI-Applikationen bietet einen Ansatz für ein methodisches Vorgehen bei der Formulierung eines nutzungsbasierten Abrechnungsmodells. Im Bereich digitaler Services für Werkzeugmaschinen existieren bereits Subscription-Konzepte. Beispielsweise bietet Heller mit dem Konzept „Heller4Use“ Subscriptions an, die auf den Betriebsstunden der Maschine basieren [21].

Neben den Abrechnungsmodellen, die auf eine direkte Umsatzgenerierung durch die KI-Applikation abzielen, gibt es weitere Ansätze, bei denen die KI-Applikation als Enabler für eine anderweitige Umsatzgenerierung agiert.

Eine Option besteht in der Verbesserung des Produktes durch die KI-Applikation. Ein gesteigerter Funktionsumfang – etwa durch eine höhere Bearbeitungsgenauigkeit oder bessere Energieeffizienz einer Maschine – kann dabei ein Unique Selling Point (USP) und somit ein Anreiz für den Kauf der Maschine sein. Ein Beispiel für eine solche Vorgehensweise liefert der Chip-Hersteller Intel. Das Toolkit „OpenVINO“ ist eine kostenfreie Software zur Entwicklung und Implementierung von Deep Learning Modellen [22]. Es zielt unter anderem auf die Optimierung der Performance von KI-Algorithmen speziell auf Intels eigenen Prozessoren ab, sodass ein USP für diese entsteht.

Serviceleistungen wie Wartung und Instandhaltung sind neben dem Verkauf der Maschine ein signifikantes Umsatzpotenzial [10]. KI-Applikationen aus dem Bereich Condition Monitoring und Predictive Maintenance können als Auslöser einer gewinnbringenden Maßnahme – dem Service-Auftrag – genutzt werden. Indem die verbleibende Lebensdauer einer mechanischen Komponente prognostiziert beziehungsweise ab Unterschreiten eines Grenzwertes die Empfehlung eines Tausches der Komponente ausgesprochen wird, generiert die Applikation einen Umsatz, ohne dass für sie selbst eine Gebühr erhoben werden muss.

3.1.3 Data Ownership

Wenngleich für Daten kein Eigentumsrecht vorliegt [23], hat die Sensibilität insbesondere von Maschinen- und Prozessdaten zur Folge, dass Zugang und Nutzung zwischen Lösungsanbieter und Kunde vertraglich festgelegt werden sollten. Im Sinne der Vertragsfreiheit haben die Vertragsparteien die Möglichkeit,

Datenzugangs- und Datennutzungsrechte nach eigenen Vorgaben zu regeln [23].

Bei einer Pay-With-X-Vereinbarung können solche Rechte an Daten an die Stelle des monetären Zahlungsmittels treten [24]. Der Lösungsanbieter muss sich dabei die Frage stellen, inwieweit die Daten einen Mehrwert generieren können. Dies ist vor allem dann der Fall, wenn die Menge verfügbarer Trainingsdaten begrenzt ist und die Performance von KI-Applikationen durch Zuhilfenahme historischer Daten aus anderen (ähnlichen) Anwendungsfälle gesteigert beziehungsweise überhaupt erst ermöglicht werden kann [25]. Es ist also denkbar, dass der Lösungsanbieter Daten der Kunden A und B nutzt, um eine Applikation für Kunden C zu verbessern oder von Grund auf zu entwickeln. Maschinendaten können ferner herangezogen werden, um Informationen zum Nutzungsverhalten der Kunden beziehungsweise Bediener zu gewinnen, die wiederum in die Entwicklung künftiger Produktgenerationen einfließen können [26]. Die Charakteristiken der Data Ownership sind in Bild 4 abgebildet.

3.2 Charakteristiken der Wertschöpfungskette

Die Charakteristiken der Wertschöpfungskette bestimmen, auf welche Weise das Wertversprechen für den Kunden umgesetzt wird. Ähnlich wie beim Ertragsmodell erstrecken sich deren Ausprägungen in Spektren. So kann die Art der Distribution vom reinen Produkt bis zur konstanten Service-Leistung variieren, während sich die Laufzeitumgebung von der reinen Edge-App bis hin zur reinen Cloud-Anwendung erstrecken kann.

3.2.1 Laufzeitumgebung

Die Wahl der Laufzeitumgebung ergibt sich in erster Linie aus den Anforderungen der KI-Applikation. Weniger komplexe Algorithmen, schnelle Reaktionszeiten sowie Bedenken hinsichtlich der Weitergabe sensibler Daten über die Grenzen des Unternehmensnetzwerks hinweg sind Aspekte, die für eine maschinennahe Verarbeitung sprechen. Diese findet in der Regel auf dedizierten Recheneinheiten wie Edge-PCs beziehungsweise Industrie-PCs (IPCs) statt. Das Deployment auf der Maschinensteuerung ist in ausgewählten Fällen ebenfalls denkbar.

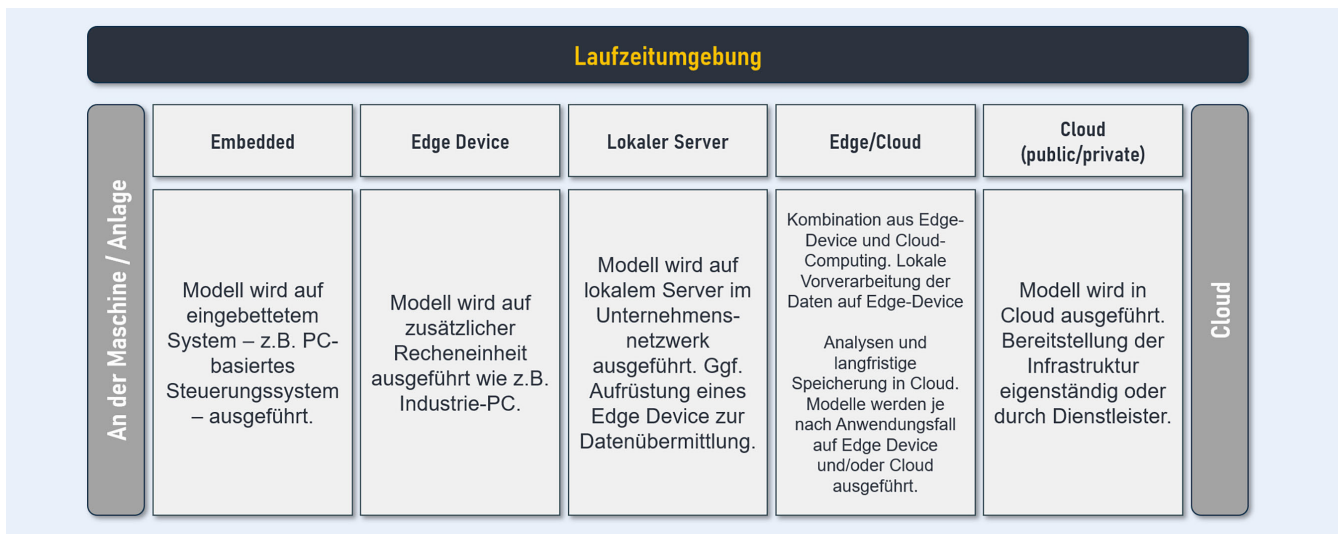


Bild 5. Charakteristiken der Laufzeitumgebung. Grafik: wbk

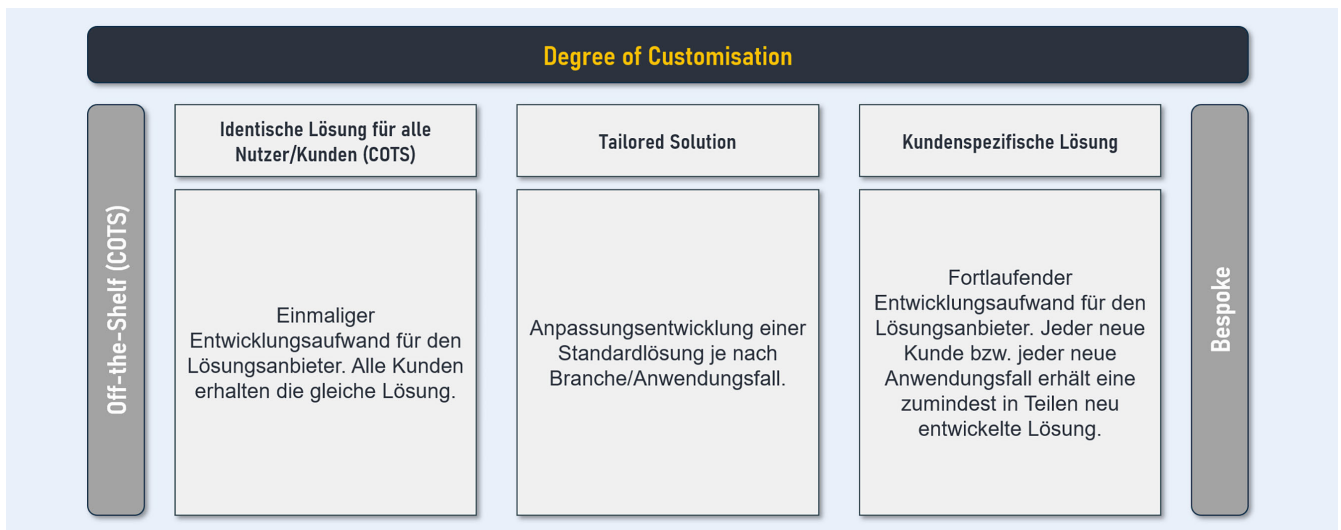


Bild 6. Charakteristiken der Customisation. Grafik: wbk

Ein Beispiel ist das Ausführen von KI-Modellen auf Embedded-PC-Steuerungen, wie es der Steuerungshersteller Beckhoff durch eine ONNX Runtime ermöglicht [27]. Werden komplexere Algorithmen benötigt (wie etwa Verarbeitung hochauflösender Video-Streams) kann ein Deployment in einer Cloud-Umgebung sinnvoll sein. Dabei ist zu beachten, dass die Datenübertragung von Maschinen an eine Cloud-Umgebung zu Lasten der Bandbreite des Unternehmensnetzwerks geht. Ferner kann ein Hardware-Update allein zur Datenaufnahme oder -vorverarbeitung anfallen. [28] stellt einen umfassenden Vergleich beider Herangehensweisen vor. Entgegen der oftmals getroffenen Annahme, dass Cloud-Anwendungen in Summe günstiger sind als Edge-Lösungen, kommt [28] zu dem Schluss, dass die Kosten reiner Edge-Applikationen insgesamt geringer ausfallen. Dies deckt sich mit Erkenntnissen des Forschungsprojektes „AutoLern“. Während bei einer unternehmensinternen Laufzeitumgebung initiale Kosten durch die Aufrüstung von Edge-Device oder lokaler Server anfallen können, beschränken sich die fortlaufenden Kosten auf Personalkosten der Entwickler sowie Stromkosten. Im Gegensatz dazu stehen Subscription-Kosten für Cloud-Dienste, welche konstant

entrichtet werden müssen. Eine Übersicht über die verschiedenen Laufzeitumgebungen bietet Bild 5.

3.2.2 Customisation

Das Konzept der COTS-Software, der einheitlichen Lösung für alle Kunden und Anwendungsfälle, stellt im Sinne der Customisation den geringsten Ausprägungsgrad dar. Aus Sicht der Lösungsanbieter ist dies attraktiv, da der Entwicklungsaufwand nur einmalig anfällt. Im Kontext des KI-Einsatzes ist diese Vorgehensweise jedoch meist nicht zielführend, da Anwendungsfälle mindestens kundenspezifisch sind und im Regelfall sogar eine Anpassentwicklung auf maschinenindividuelle Eigenschaften notwendig ist.

Dies geht auf Unterschiede in den physikalischen Eigenschaften von Maschinen zurück, die auch zwischen baugleichen Maschinen vorliegen. Diese sind zum Beispiel dynamische Kenngrößen wie Dämpfungseigenschaften oder der Nachgiebigkeitsfrequenzgang. [29] umreißt den Entwicklungsprozess einer KI-Applikation. Maßgebend ist dabei der Beginn des Prozesses

mit der Aufnahme von Daten an der jeweiligen Maschine sowie das Training des spezifischen Modells. Bei Anwendungsfällen, welche die physikalischen Eigenschaften einer Maschine berücksichtigen, geht somit stets mindestens eine maschinenspezifische Anpassentwicklung einher. Werden jedoch ausschließlich Betriebsdaten zurate gezogen, wie Stillstandszeiten oder Fehlermeldungen, ist der Einsatz einer COTS-Lösung denkbar. Das Spektrum der Customisation-Optionen ist in **Bild 6** dargestellt.

4 Ausblick

Der technische Reifegrad von Anwendungen der künstlichen Intelligenz in der Produktionstechnik ist hoch. Geschäftsmodelle, mit deren Hilfe Lösungsanbieter an dem Mehrwert teilhaben können, der durch den KI-Einsatz erzielt wird, sind noch nicht ausreichend erforscht. Während der Beitrag wesentliche Aspekte von Geschäftsmodellen für KI-Applikationen beleuchtet und darin Handlungsmöglichkeiten aufzeigt, ist die Betrachtung nicht vollumfänglich. Eine solche Ontologie, welche alle essenziellen Aspekte des Geschäftsmodells für eine KI-Applikation im speziellen Kontext der Produktion aufgreift, deren Zusammenhänge und Abhängigkeiten untereinander beschreibt und damit als Leitwerk für die Ermittlung anwendungsfallspezifischer Geschäftsmodelle agieren kann, sollte weiter erforscht werden.

FÖRDERHINWEIS

Förderorganisation: Bundesministerium für Bildung und Forschung. Förder-Projekt-Kennungen: 02P20A025

DANKSAGUNG

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wird durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Förderprogramm „Lernende Produktionstechnik – Einsatz künstlicher Intelligenz (KI) in der Produktion (ProLern)“ in der Fördermaßnahme AutoLern – Selbstlernende Werkzeugmaschinen für eine hocheffiziente Produktion gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren. Die Autoren danken dem Ministerium für die Förderung.

Literatur

- [1] Wissenschaftliche Gesellschaft für Produktionstechnik: KI in der Produktion: Künstliche Intelligenz erschließen für Unternehmen. Stand: 2019. Internet: [wgp.de/wp-content/uploads/WGP-Standpunkt_KI-final_20190906-2.pdf](https://www.wgp.de/wp-content/uploads/WGP-Standpunkt_KI-final_20190906-2.pdf). Zugriff am 21.08.2024
- [2] Heider, I.; Yu, H.; Krischke, N. et al.: KI-Einsatz in KMU: Einstiegshürden ausräumen. *wt Werkstattstechnik online* 113 (2023), 07/08, S. 282–287. Internet: www.werkstattstechnik.de. Düsseldorf: VDI Fachmedien
- [3] Schlagenhauf, T.: Bildbasierte Quantifizierung und Prognose des Verschleißes an Kugelgewindtriebspindeln: Ein Beitrag zur Zustandsüberwachung von Kugelgewindtrieben mittels Methoden des maschinellen Lernens. Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, 2022.
- [4] Bretones Cassoli, B.; Hoffmann, F.; Metternich, J.: Comparison of AI-Based Business Models in Manufacturing: Case Studies on Predictive Maintenance. *Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics CPSL 2021*. Hannover, 2021, pp. 637–647
- [5] DIN e.V.; DKE (Hrsg.): Deutsche Normungsrroadmap Industrie 4.0 (Version 5). Stand: 2023. Internet: www.dke.de/resource/blob/2244320/7954fb1eaf7265134b94f58e9fc919ff/deutsche-normungs-roadmap-industrie-4-0-version-5-data.pdf. Zugriff am 21.08.2024
- [6] DIN e.V.; DKE (Hrsg.): Deutsche Normungsrroadmap Künstliche Intelligenz (Ausgabe 2). Stand: 2022. Internet: https://wgp.de/wp-content/uploads/WGP-Standpunkt_KI-final_20190906-2.pdf. Zugriff am 21.08.2024
- [7] Vojdani, N.; Erichsen B.: Anwendungspotenziale von maschinellem Lernen in der Produktion und Logistik. *Logistics Journal*, Proceedings (2020), doi.org/10.2195/lj_Proc_erichsen_de_202012_01
- [8] Chuo, Y. S.; Lee, J. W.; Mun, C. H. et al.: Artificial intelligence enabled smart machining and machine tools. *Journal of Mechanical Science and Technology* 36 (2022) 1, pp. 1–23
- [9] Mockenhaupt, A.; Schlagenhauf, T.: Digitalisierung und Künstliche Intelligenz in der Produktion. Wiesbaden: Springer Fachmedien 2024
- [10] Schallmo, D.: Geschäftsmodell-Innovation. Wiesbaden: Springer Fachmedien 2013
- [11] Gassmann, O.; Frankenberger, K.; Choudury, M.: The business model navigator: 55 models that will revolutionise your business. London: Pearson 2014
- [12] Osterwalder, A.; Pigneur, Y.; Bernarda, G. et al.: Value proposition design: How to create products and services customers want. Get started with. Hoboken, NJ: Wiley 2014
- [13] Kreuzberger, D.; Kühl, N.; Hirschl, S.: Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture. *IEEE Access* 11 (2023), pp. 31866–31879
- [14] Xu, L.; Chen, L.; Gao, Z. et al.: Reshaping the Landscape of the Future: Software-Defined Manufacturing. *Computer* 54 (2021) 7, pp. 27–36
- [15] Katewa, S.; Jain, T.: Mobile Application's Quality and Pricing Decisions under Competition. *Decision Sciences* 53 (2022) 5, pp. 896–931
- [16] Siemens AG: Siemens verbindet die reale mit der digitalen Welt und ermöglicht es Unternehmen flexibel und nachhaltig zu handeln. Stand: 2021. Internet: assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uu-id:232614c1-60bb-4c36-9048-b4c565167a5b/HQDIPR202111236348DE.pdf. Zugriff am 21.08.2024
- [17] Intel Corporation: Intel Edge Software Hub: Download prevalidated software to learn, develop, and test your solutions for the edge. Stand: 2024. Internet: www.intel.com/content/www/us/en/developer/topic-technology/edge-5g/edge-solutions/overview.html. Zugriff am 21.08.2024
- [18] Ma, D.; Seidmann, A.: The Pricing Strategy Analysis for the “Software-as-a-Service” Business Model. In: Altmann, J.; Neumann, D., Fahringer, T. (Hrsg.): *Lecture Notes in Computer Science, Grid Economics and Business Models*. Heidelberg: Springer 2008, pp. 103–112
- [19] Sadeghi, A.-R.; Wachsmann, C.; Waidner, M.: Security and privacy challenges in industrial internet of things. *Proceedings of the 52nd Annual Design Automation Conference (DAC)*, San Francisco, California, 2015, pp. 1–6
- [20] Alaluss, M. et al.: Usage-based leasing of complex manufacturing systems: A method to transform current ownership-based into pay-per-use business models. *Procedia CIRP* 107 (2022), pp. 1238–1244
- [21] Gebr. Heller Maschinenfabrik GmbH: HELLER4Use: Das neue Nutzungsmodell für mehr Flexibilität in Ihrer Fertigung. Stand: 2024. Internet: www.heller.biz/de/maschinen-und-loesungen/heller4use. Zugriff am 21.08.2024
- [22] Intel Corporation: OpenVINO 2024. Stand: 2024. Internet: docs.openvino.ai/2024/index.html. Zugriff am 21.08.2024
- [23] Froese, J.; Straub, S.: Wem gehören die Daten? – Rechtliche Aspekte der digitalen Souveränität in der Wirtschaft. In: Hartmann, E.A. (Hrsg.): *Digitalisierung souverän gestalten*. Heidelberg: Springer 2021, S. 86–97
- [24] VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik (Hrsg.): *Geschäftsmodelle für Industrie 4.0 – Digitale Chancen und Bedrohungen*. Stand: 2016. Internet: www.vdi.de/ueber-uns/presse/publikationen/de-tails/geschaeftsmodelle-fuer-industrie-40-digitale-chancen-und-bedrohungen. Zugriff am 21.08.2024

- [25] Zhuang, F.; Qi, Z.; Duan, K. et al.: A Comprehensive Survey on Transfer Learning. Proceedings of the IEEE 109 (2021) 1, pp. 43–76, doi.org/10.1109/JPROC.2020.3004555
- [26] Rafael, L.D.; Jaione, G. E.; Cristina, L. et al.: An Industry 4.0 maturity model for machine tool companies. Technological Forecasting and Social Change 159 (2020) #120203
- [27] Beckhoff Automation: TwinCAT 3 ML/NN Inference Engine. Stand 2024. Internet: infosys.beckhoff.com/index.php?content=../content/1031/tf38x0_tc3_ml_nn_inference_engine/index.html&id=.. Zugriff am 21.08.2024
- [28] Bajic, B.; Cosic, I.; Katalinic, B. et al.: Edge Computing vs. Cloud Computing: Challenges and Opportunities in Industry 4.0. Proceedings of the 30th International DAAAM Symposium 2019, Vienna, 2019, pp. 864–871, doi.org/10.2507/30th.daaam.proceedings.120
- [29] Plathottam, S.J.; Rzonca, A.; Lakhnori, R. et al.: A review of artificial intelligence applications in manufacturing operations. Journal of Advanced Manufacturing and Processing 5 (2023) 3, doi.org/10.1002/amp2.10159



Immanuel Heider, M.Sc.

immanuel.heider@kit.edu

Tel. +49 172 / 141 1977

Foto: KIT wbk

Marvin Frisch, M.Sc. 

Julia Sawodny, M.Sc.

Alexander Puchta, M.Sc.

Prof. Dr.-Ing. Jürgen Fleischer

wbk – Institut für Produktionstechnik
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
Rintheimer Querallee 2, 76131 Karlsruhe
www.wbk.kit.edu

LIZENZ



Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons
Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)