



Kompetenzentwicklung für Maschinelles Lernen zur Konstituierung der digitalen Souveränität

Thorsten Reckelkamm¹(✉) und Jochen Deuse^{1,2}

¹ Institut für Produktionssysteme, TU Dortmund, Leonhard-Euler-Straße 5, 44227, Dortmund, Deutschland

{Thorsten.Reckelkamm, Jochen.deuse}@ips.tu-dortmund.de
jochen.deuse@uts.edu.au

² Advanced Manufacturing, School of Mechanical and Mechatronic Engineering, University of Technology Sydney, Sydney, Australien

Zusammenfassung. Die stetig fortschreitende Digitalisierung verändert in einem hohen Tempo das Geschäftsumfeld produzierender Unternehmen. Die weite Verbreitung digitaler Technologien führt dazu, dass stetig mehr Daten erhoben und gespeichert werden. Eine zielgerichtete Auswertung und Nutzung dieser Datenspeicher mittels Maschinellen Lernens (ML) eröffnet bisher unbekannte Potenziale zur Wissensgewinnung. Die technische Entwicklung schreitet jedoch in einem solch hohen Tempo voran, dass stets neue Herausforderungen hinsichtlich der Kompetenzentwicklung der Beschäftigten entstehen. Insbesondere die Bewertung der Möglichkeiten des ML sowie die Anwendung datengetriebener Methoden zur Lösung von Problemen in Fertigung und Montage rücken in den Vordergrund. Dies betrifft sowohl Anlagennutzende als auch Anlagenherstellende welche zunehmend unter Druck geraten, ML-basierte Services und Dienstleistungen mit ihren Fertigungsanlagen anzubieten. Eine erwachsende Tendenz ist daher, solche Tätigkeiten an externe Dienstleister auszulagern und somit das zukünftige Gut Daten aus der Hand zu geben. Zur Wahrung und Sicherstellung der digitalen Souveränität ist es jedoch erforderlich, Kompetenzen innerhalb der produzierenden Unternehmen zu entwickeln, um weiterhin die Hoheit über die eigenen Daten zu bewahren. Der folgende Beitrag gibt einen Überblick über aktuelle Entwicklungen der Kompetenzentwicklung und einen Ausblick, welche künftigen Schritte erforderlich sein werden.

Schlüsselwörter: Kompetenzentwicklung · Rollenmodelle · Digitale Souveränität

1 Digitalisierung und ihre Folgen für produzierende KMU

Im Zuge einer zunehmenden Digitalisierung und Verbreitung von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) gerät die systematische Erfassung, Speicherung und Auswertung von Daten zu einem entscheidenden Wettbewerbsfaktor (Wölfl et al., 2019; Eickelmann et al., 2015). Während in anderen Branchen wie bspw. dem

Finanz- und Versicherungssektor oder Internetkonzernen dieser Wettbewerbsfaktor längst durch entsprechende Geschäftsmodelle adressiert wurde, ist der deutsche Maschinenbau noch weit von der breiten Anwendung entfernt. Dies ist insofern kritisch, als dass produzierende Betriebe das Herzstück der deutschen Wirtschaft sind (Bitkom, 2015). Besondere Bedeutung nehmen hier kleine und mittelständische Unternehmen (KMU) ein, die mit 40 % der Wertschöpfung und rund 50 % der Gesamtbeschäftigung (Rammer et al., 2010) einen bedeutenden Teil zur Wirtschaftsleistung beitragen. Zwar verfügen diese Unternehmen über ein ausgeprägtes Domänenwissen der eigenen Prozesse, jedoch verhindern mangelndes Know-how, fehlende zeitliche Freiräume sowie ein unübersichtliches Angebot an Maßnahmen zur Entwicklung erforderlicher Kompetenzen des Maschinellen Lernens (ML) den gezielten Einsatz von ML in Produkten sowie der Produktion (Morik et al., 2010; Bertelsmann Stiftung, 2018). Im aktuellen Betriebsalltag wird die Zusammenführung und Aufbereitung der Betriebsdaten in Ansätzen von Industrial Engineers bzw. Beschäftigten in der Prozessplanung und -verbesserung durchgeführt. Diese Mitarbeitenden sind häufig als wissensstragende Personen bezüglich der produktionstechnischen Domäne und mit entsprechenden Kompetenzen ausgestattet, allerdings führen fehlende Kompetenzen im Bereich ML dazu, dass die Potenziale der vorhandenen Daten nicht vollständig ausgeschöpft werden können (Mazarov et al., 2019).

Obwohl diese Datenspeicher bei einer effizienten Auswertung und Nutzung die Möglichkeit bieten, bisher implizit vorhandenes Wissen zur Entscheidungsunterstützung sinnvoll zu nutzen (Deuse et al., 2014), besteht die reale Gefahr, dass bei fehlender Kompetenz der Beschäftigten diese Datenspeicher nicht entsprechend ausgewertet und genutzt werden. Insbesondere vor dem Hintergrund einer teilweise noch immer vorhandenen Skepsis bei der Anwendung datengetriebener Optimierungsansätze in der Produktion, können solche ungenutzten Datenspeicher von Skeptikern als Beleg dafür gesehen werden, dass mit dem Einsatz von ML nur unnötigen Kosten, bei ausbleibenden Prozessverbesserungen, entstehen. In einer vernetzten Welt, in welcher sich die Nutzung von Daten somit zum entscheidenden wirtschaftlichen Vorteil entwickelt, ist es insbesondere für KMU von fundamentaler Bedeutung, entsprechende Kompetenzen aufzubauen, um externe Abhängigkeiten zu verringern.

In diesem Zusammenhang postulierte bereits die Bundesregierung im Jahr 2013 im gemeinsamen Koalitionsvertrag von CDU, CSU und SPD, dass das „[...] Ergreifen [von] Maßnahmen zur Rückgewinnung der technologischen Souveränität“ für die Zukunft von wesentlicher Bedeutung sei (Bundesregierung, 2013, S. 103). Zu Beginn war die Diskussion geprägt durch einen technologischen Fokus zur Sicherstellung der deutschen Autonomie und Souveränität im Bereich der IKT-Systeme und deren Entwicklung (BMW, 2014). Aufgrund der technologischen Sichtweise und des Fehlens einer Definition wurde vom Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien (Bitkom) im Jahr 2015 der Begriff digitale Souveränität wie folgt definiert: „Wir verstehen unter Digitaler Souveränität die Fähigkeit zu Selbstbestimmung im digitalen Raum – im Sinne eigenständiger und unabhängiger Handlungsfähigkeit“ (Bitkom, 2015, S. 4). Allerdings gibt auch diese Definition keine konkrete Ausgestaltung, wie es gelingen kann, Handlungsempfehlungen für die Industrie abzuleiten. Aus diesem Grund vertreten Bogenstahl und Zinke 2017 die Sichtweise, dass digitale Souveränität als mehrdimensionales

Handlungskonzept auszugestalten ist. Dieser Herausforderung begegnen die Autoren mit der Entwicklung eines Reifegradmodells, welches drei aufeinander aufbauende Dimensionen, die Infrastrukturdimension, die Kompetenzdimension und die Innovationsdimension herausstellt. Dieses Modell zeigt, dass nur durch den gezielten Aufbau entsprechender Nutzungs- und Bewertungskompetenzen die höchste Stufe der digitalen Souveränität erreicht werden kann (Bogenstahl and Zinke, 2017). Es zeigt sich, dass mit der Digitalisierung große Chancen einhergehen, die Position der produzierenden Unternehmen Deutschlands im globalen Wettbewerb zu festigen und weiter auszubauen. Es sprechen viele Faktoren dafür, dass die deutsche Volkswirtschaft die erforderlichen Faktoren mitbringt, um zu einem souveränen globalen Player im digitalisierten Zeitalter zu werden (Gausemeier et al., 2020). Allerdings müssen die positiven Grundvoraussetzungen auch genutzt werden, um sich in dem immer dynamischeren globalen Wettbewerb zu positionieren. Sollte es nicht gelingen, die erforderlichen Schritte in Richtung Erlangung der digitalen Souveränität zu gehen, besteht die Gefahr, dass Deutschland seine Position als eines der führenden Hochtechnologieländer langfristig einbüßen wird.

Die zuvor genannten Gründe zeigen, dass es unerlässlich ist, Schlüsselkompetenzen zur Erreichung der digitalen Souveränität zu definieren, aufzubauen und kontinuierlich weiterzuentwickeln. Das Interesse zum Aufbau entsprechender Kompetenzen liegt jedoch nicht nur einseitig bei den produzierenden KMU. Auch Unternehmen im Anlagenbau oder der Produktion von Hard- und Software zur Datenanalyse sollten die Kompetenzentwicklung bei ihrer potenziellen Kundschaft fördern, um neue Geschäftsmodelle erschließen zu können. Konkrete Handlungsmöglichkeiten für die herstellenden Unternehmen sind einerseits eigene Schulungen für die Kundenunternehmen, andererseits eine lernförderliche Gestaltung der Produkte selbst. Eine solche Lernförderlichkeit kann sich wiederum beziehen auf technisch gestützte Informations- und Schulungsmodule, die (online oder offline) mit dem System (der Anlage, der Maschine, ...) verbunden sind. Noch grundlegender ist allerdings eine entsprechende Ausgestaltung der ML-Algorithmen bzw. der KI-Systeme im Sinne einer erklärbaren KI (vgl. Eiling und Huber, in diesem Band). Erklärbare KI ermöglicht für die Nutzenden einen Wissens- und Kompetenzaufbau sowohl über das KI-System/die ML-Algorithmen selbst wie auch über das jeweils abgebildete Segment der realen Welt (z. B. Produktionsmittel, Produkte).

Das Vorhalten und die Entwicklung entsprechender Kompetenz in fertigen Betrieben kann maßgeblich zu einer Steigerung der Akzeptanz dieser neuen Technologien führen und somit weitere neue Geschäftsfelder für Anbieter von entsprechenden Lösungen erschließen (Bitkom, 2016).

Aus diesem Grund herrscht Einigkeit zwischen Industrie und Forschung über die Bedeutsamkeit eines gezielten ML-Kompetenzaufbaus (acatech, 2016). Allerdings fehlt es insbesondere für KMU an einem Konzept, welches eine praxisorientierte ML-Kompetenzentwicklung zur Befähigung eigener ML-Umsetzungen erlaubt und den Unternehmen einen entsprechenden Überblick über mögliche Schulungsangebote bietet. Es ist daher erforderlich, eine methodische Unterstützung zu entwickeln, welche die Ableitung individueller Kompetenzprofile und entsprechend individuelle Maßnahmen zur Kompetenzentwicklung ermöglicht. Hierzu müssen erforderliche Kompetenzen, konkrete Maßnahmen sowie Phasen, Akteure und Rollen identifiziert

werden. Diesem Desiderat trägt das Forschungsvorhaben „*Konzept zum Aufbau von Kompetenzen des Maschinellen Lernens für Anlagenhersteller und produzierende KMU (ML2KMU)*“ Rechnung, indem ein Konzept entwickelt werden soll, welches den innerbetrieblichen Kompetenzaufbau gezielt ermöglicht und insbesondere praxisgerecht ausgestaltet. Das Projekt befindet sich aktuell in der Anfangsphase und wird bis zum Dezember 2022 gefördert. Das Forschungsvorhaben wird im Rahmen des Doktorandennetzwerks „*Digitale Souveränität in der Wirtschaft, Themenbereich Maschinenbau der Zukunft – ein Projekt des Instituts für Innovation und Technik (iit)*“ gefördert. In diesem interdisziplinären Netzwerk können die notwendigen Themen zur Sicherung der digitalen Souveränität fächerübergreifend diskutiert und ausgestaltet werden. Im folgenden Beitrag werden die zu adressierten Handlungsfelder erörtert und aktuelle Entwicklungen skizziert. Der hier vorliegende Beitrag fokussiert auf den innerbetrieblichen Kompetenzaufbau – insbesondere in KMU – als eine wesentliche Säule der digitalen Souveränität.

2 ML2KMU – Ein Ansatz zur Kompetenzentwicklung in der produzierenden Industrie

Bei der Erarbeitung eines Konzeptes zur Kompetenzentwicklung ist zunächst zu analysieren, welche organisatorischen, personellen und technischen Voraussetzungen zum Aufbau interner ML-Kompetenzen, unter Berücksichtigung vorhandenen Domänenwissens, erforderlich sind. In diesem Zusammenhang werden Untersuchungen stattfinden, wie der Einsatz von ML-Methoden die Arbeit in produzierenden Unternehmen, aber auch die Rolle der Mitarbeitenden verändert. Der Fokus liegt daher auf den für ML-Projekte erforderlichen Akteuren und Kompetenzen, die einen wesentlichen Baustein für die Sicherung der digitalen Souveränität darstellen. Zur besseren Übersicht lassen sich grundlegende Handlungsfelder aufspannen.

Abb. 1 fasst die Handlungsfelder in Form eines Trichtermodells zusammen. Auf Basis entsprechender ML-Kompetenzen der Zukunft, einem Katalog konkreter Maßnahmen zur ML-Kompetenzentwicklung und bestehender Phasen, Akteure und Rollen in ML-Umsetzungsprojekten werden individuelle Maßnahmen abgeleitet und eine Systematik zur Kompetenzentwicklung ausgeprägt.



Abb. 1. Entwicklungsmodell. (Eigene Darstellung)

2.1 ML-Kompetenzen der Zukunft

Kompetenzen und deren Entwicklung nehmen in der Wissenschaft sowie der alltäglichen Diskussion einen immer höheren Stellenwert ein. Im Jahr 2006 war der Begriff Kompetenz nach Zählungen des Projekts Deutscher Wortschatz unter den 5000 am häufigsten verwendeten Begriffen (Klieme and Hartig, 2008). Während in der Literaturdatenbank FIS Bildung im Jahr 2008 8889 Treffer für den Begriff Kompetenz registriert wurden, stieg dieser Wert im Jahr 2018 auf 35.260 Treffer, was den enormen Anstieg entsprechender Literatur verdeutlicht (Weisner, 2019). Ein wichtiger, in zahlreichen Publikationen und der Presse diskutierter Aspekt ist der demografische Wandel und die hiermit einhergehende Veränderung der Bevölkerungsstruktur. Fokus dieses Diskurses sind häufig gesellschaftliche Probleme wie z. B. sinkende Innovationsdynamik, soziale Konflikte zwischen älteren und jüngeren Generationen, steigende Kosten für das Sozialsystem (Landau et al., 2011). Allerdings sind auch Unternehmen direkt betroffen, da diese vor der großen Herausforderung stehen, dem drohenden Fachkräftemangel durch eine entsprechende Ausbildung von älteren Beschäftigten zu begegnen (Frerichs, 2015). Die zuvor beschriebenen Probleme werden durch die Corona-Pandemie teilweise deutlich beschleunigt und verschärft. Aufgrund von Versäumnissen in der digitalen Ausbildung der Beschäftigten gelingt es teilweise nur schleppend, das virtuelle Arbeiten zu ermöglichen und somit eine Akzeptanz für die neue Arbeitssituation zu schaffen (Lavanchy et al., 2020).

Die häufige Verwendung des Kompetenzbegriffs, sowie die Verbreitung in verschiedenen Forschungsdisziplinen führen dazu, dass sich keine einheitliche Definition in der Literatur findet. Oftmals werden die Begriffe Kompetenz, Qualifikation und teilweise auch Wissen sowohl im betrieblichen Umfeld als auch im wissenschaftlichen Umfeld synonym betrachtet. Diese synonyme Verwendung ist bei genauer Betrachtung jedoch nicht korrekt. Vielmehr stellen Qualifikationen das Ergebnis eines Lernprozesses dar und umfassen das erlangte Wissen einer Person. Qualifikationen können daher im Rahmen von Prüfungssituationen sichtbar gemacht und auch zertifiziert werden (Weisner, 2019; Erpenbeck et al., 2017). Kompetenzen wiederum adressieren einen ganzheitlicheren Betrachtungsansatz und berücksichtigen, dass Fertigkeiten und Wissen nicht nur durch Lehr- sowie Lernprozesse sondern auch auf informellem Wege erworben werden können (Fölsch, 2010). Weinert (2001) versteht unter Kompetenzen „die bei Individuen verfügbaren oder von ihnen erlernbaren kognitiven Fähigkeiten und Fertigkeiten, bestimmte Probleme zu lösen, sowie die damit verbundenen motivationalen, volitionalen und sozialen Bereitschaften und Fähigkeiten, die Problemlösungen in variablen Situationen erfolgreich und verantwortungsvoll nutzen zu können“. Wesentliches Charakteristikum dieses Verständnisses ist die Tatsache, dass Kompetenzen erworben werden können bzw. sogar erworben werden müssen. Dieser Kompetenzerwerb setzt wiederum das Sammeln von situationsbedingtem Erfahrungswissen voraus (Hartig und Klieme, 2006; Klieme et al., 2003). Auf den beruflichen Kontext bezogen bedeutet dies, dass Kompetenzen nur durch konkrete Anwendung von Wissen und Fertigkeiten, zur Erzielung der beabsichtigten Ergebnisse, erlangt werden können (North et al., 2016). Im beruflichen Handlungskontext lassen sich erforderliche Kompetenzen in vier übergeordnete Klassen unterteilen. Die Fach-, Methoden-, Sozial- und Selbstkompetenz

sind erforderlich, um eine entsprechend berufliche Handlungskompetenz zu erwerben (Weisner, 2019). Abb. 2 verdeutlicht die grundlegenden Kompetenzarten.



Abb. 2. Kompetenzarten. (Eigene Darstellung nach Wildt, 2006)

Unter Methodenkompetenz werden Fähigkeiten verstanden, welche dazu genutzt werden, Lösungswege systematisch zu finden und anzuwenden. Die Selbstkompetenz fokussiert sich auf die Fähigkeit in Situationen der Interaktion Probleme durch Kommunikation kooperativ lösen zu können (Kauffeld et al., 2017). Die Selbstkompetenz umfasst insbesondere Merkmale, welche sich in den Einstellungen und Werten von Individuen zeigen, dies können beispielsweise Durchhaltevermögen oder auch Willensstärke sein (Weisner, 2019).

Fachkompetenzen beschreiben in diesem Zusammenhang den konkreten fachlichen Anwendungsbereich und sind auf eine Aufgabensituation bezogen. Die entsprechend notwendigen Kompetenzen sind daher von der spezifischen Aufgabenstellung abhängig und berücksichtigen nicht darüber hinausgehende Aspekte (Arnold, 2005). Diese Kompetenzen ermöglichen die Identifikation von Problemen und die Generierung entsprechender Lösungen (Kauffeld et al., 2017). Kompetenzen im Bereich des ML können beispielsweise die Datenaufbereitung oder die Auswahl geeigneter Analysemodelle sein. Außerdem lassen sich eine Vielzahl weiterer Fachkompetenzen finden, welche für ML als relevant betrachtet werden (Bauer et al., 2018). Insbesondere die Vielzahl der verschiedenen Fachkompetenzen verdeutlicht die Schwierigkeit, einzelne Beschäftigte so zu entwickeln, dass sie in allen aufgeführten Gebieten entsprechende Kompetenzen besitzen. Es zeigt sich die Erfordernis, neue Rollen zu definieren und diesen konkrete Kompetenzen zuzuweisen. Zu beachten ist, dass insbesondere die Vielfalt der neuen Fachkompetenzen dazu verleiten kann, die anderen Kompetenzarten nur unzureichend zu betrachten. Bei der Entwicklung des

Konzepts müssen diese daher entsprechende Berücksichtigung finden, um eine erfolgreiche Implementierung in die Unternehmensorganisation zu ermöglichen.

2.2 Phasen, Akteure und Rollen in ML-Umsetzungsprojekten

Bei der Umsetzung von ML-Projekten stehen verschiedene Vorgehensmodelle zur Verfügung, welche die einzelnen Umsetzungsphasen beschreiben. Das Modell der Knowledge Discovery in Databases (KDD) gliedert ein ML-Projekt in die Phasen Selection, Preprocessing, Transformation, Data Mining sowie Interpretation/Evaluation (Fayyad et al., 1996). Ein in der Industrie etabliertes Vorgehensmodell findet sich mit dem CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), welcher zusätzlich zum KDD noch die Phase des Deployments beinhaltet (Chapman et al., 2000). In der Literatur finden sich noch weitere Vorgehensmodelle, wie z. B. das Knowledge Discovery in Industrial Databases (KDID), das eine Erweiterung des KDD für industrielle Anwendungen darstellt (Deuse et al., 2014). Diesen Modellen ist jedoch gemein, dass sie eine technologisch getriebene Herangehensweise an ML-Projekte und die Datenerhebung, -vorverarbeitung und -auswertung fokussieren. Vernachlässigt wird in diesem Zusammenhang jedoch oftmals das Projektmanagement, welches eine essentielle Stellung in der praktischen Umsetzung einnimmt. Grundlegende Voraussetzung für ein effektives Projektmanagement ist eine zielgerichtete Aufgabenverteilung und eine klare Kommunikationsstruktur (Freitag, 2016). In der aktuellen Forschung wird die Frage, welche Kompetenzen für die einzelnen Umsetzungsphasen der Vorgehensmodelle erforderlich sind, jedoch nur unzureichend thematisiert.

Einen ersten Ausblick, wie ein solches Rollenmodell für die Integration von ML in der industriellen Produktion aussehen könnte, zeigt das dreigliedrige Industrial-Data-Science-Modell (Bauer et al., 2018) (Abb. 3).

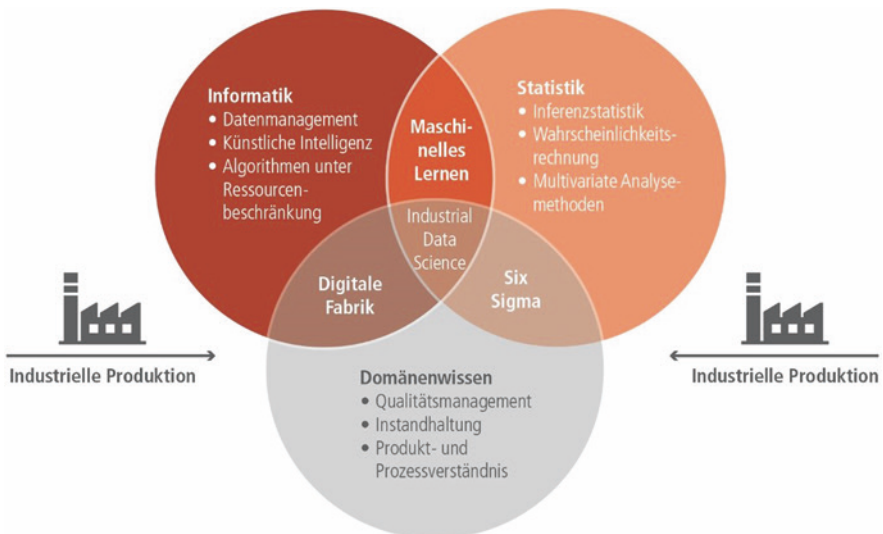


Abb. 3. „Industrial Data Science“ als Schnittmenge der drei Disziplinen (Bauer et al., 2018)

In diesem Modell zeigt sich deutlich, dass durch ML insbesondere Schnittstellenfunktionen zwischen den Disziplinen der Informatik, Statistik und dem Domänenwissen immer bedeutsamer werden. Allerdings ist das vorliegende Modell für die Ausprägung auf KMU zu generisch, da eher die involvierten Disziplinen als die in Unternehmen vorhandenen Rollenbilder betrachtet werden. Eines der aktuell bekanntesten Rollenbilder im Zusammenhang mit ML ist der „*Data Scientist*“, welchem zahllose Fähigkeiten und Kompetenzen zugeschrieben werden. Teilweise werden in der Presse Meldungen veröffentlicht, die ihn gar zum Allheilmittel im Kampf mit den immer weiter steigenden Datenmengen stilisieren (Königes, 2020). Diese Darstellung und die erst langsam startenden Ausbildungsprogramme führen dazu, dass Data Scientists entsprechend zu gefragten Fachkräften auf dem Arbeitsmarkt mit entsprechenden Kostensätzen werden (Stadelmann et al., 2019).

Ein aus dieser Nachfrage resultierender Trend ist das Entstehen immer neuer Bezeichnungen wie z. B. die des Data Engineers, Data Analysts oder des Data Stewards, welche jedoch in der Literatur kaum bzw. nicht eindeutig definiert sind. Es gilt daher zu untersuchen, welche von diesen Rollen für KMU erforderlich sind und welche Kompetenzen diesen Rollen zugewiesen werden müssen. Ein wichtiger Aspekt bei der Auswahl erforderlicher Rollen und dem Aufbau entsprechender Data-Science-Teams ist unter anderem die Berücksichtigung der eigentlichen Organisationsstruktur. Große Industrieunternehmen auf der einen Seite verfügen über diverse Möglichkeiten die Fragestellung nach zukunftsweisenden Digitalisierungsstrategien, Organisationsstrukturen und Mitarbeiterprofilen zu gestalten. Häufig werden ganze Abteilungen oder sogenannte „Think Tanks“, mit der Fragestellung einer innovativen Zukunftsgestaltung betraut (Poguntke, 2019). Auf der anderen Seite haben KMU in der Regel keine solchen Ressourcen, auf die sie zurückgreifen können. Die Unternehmensleitung sieht Digitalisierungsthemen deshalb als Chefsache und entscheidet autark über diese. Beschäftigte hingegen stehen der Digitalisierung teilweise skeptisch gegenüber und betrachten oftmals eher Risiken als Chancen (Leuser, 2020).

In diesem Zusammenhang sei auch auf die Typologisierung von nicht-forschungsintensiven KMU im Zusammenhang mit der Einführung und Umsetzung von Industrie 4.0 verwiesen. Grundsätzlich lassen sich vier verschiedene Unternehmestypen unterscheiden (siehe Abb. 4).



Abb. 4. Unternehmestypologisierung. (Eigene Darstellung nach Wienzek, 2018)

Bis auf den gestaltenden Unternehmestyp, welcher sich durch den Willen auszeichnet, Veränderung aktiv mitgestalten zu wollen, charakterisieren sich alle diese

KMU-Typen dadurch, dass Veränderungen erst dann angestoßen werden, wenn praxisnahe Lösungen zur Verfügung stehen (Wienzek, 2018). Das zu entwickelnde Rollenmodell muss dieser Charakteristik besondere Beachtung schenken, da eine erfolgreiche Umsetzung nur unter Einbeziehung sowohl der Mitarbeitenden als auch der Geschäftsleitung gelingen kann. Darüber hinaus muss bei der Konzeptionierung eine hohe Praxisnähe beachtet werden, da andernfalls nur ein kleiner Kreis von KMU für die Umsetzung zur Verfügung stünde.

2.3 Kompetenzentwicklung im Bereich des Maschinellen Lernens

Zwar wurde der steigende Bedarf einer Kompetenzentwicklung sowohl von der Industrie als auch von Universitäten erkannt, allerdings finden sich hauptsächlich Fortbildungsreihen, Schulungen und Seminare an Universitäten oder Hochschulen, die grundlegend auf die Bedürfnisse der Studierenden zugeschnitten sind. Exemplarisch kann hier die vom Institut für Produktionssysteme (IPS) der TU Dortmund initiierte Lehrveranstaltung „Industrial Data Science“ genannt werden, welche Studierende in einem zweisemestrigen Vorlesungsformat eine Kombination aus theoretischem Wissen und praxisnahen Übungen anbietet (Bauer et al., 2018). Vorteilhaft an diesem Format ist die wissenschaftlich fundierte Basis zur Vermittlung von Methoden und Techniken des ML. KMU können von dieser Art der Qualifizierung jedoch nur indirekt durch besser ausgebildete Absolventinnen und Absolventen profitieren, da für bereits im Unternehmen Beschäftigte eine solches Qualifizierungskonzept ungeeignet ist. Dies hat insbesondere damit zu tun, dass operative Mitarbeiter häufig stark in das alltägliche Geschäft eingebunden sind und somit nur mit großem Aufwand längerfristig zu Schulungszwecken freigestellt werden können. Im industriellen Umfeld wird daher klassischerweise zwischen dem arbeitsgebundenen und dem arbeitsorientierten Lernen unterschieden (Scholz, 2014). Während das arbeitsgebundene Lernen einen direkten Bezug sowie räumliche Nähe zum Arbeitsplatz aufweist („On the Job“), erfolgt die Kompetenzentwicklung beim arbeitsorientierten Lernen unabhängig vom Arbeitsplatz („Off the Job“) (Mühlbradt, 2015; Senderek et al., 2015). Eine mit der Digitalisierung aufkommende weitere Methode der Kompetenzentwicklung findet sich im E-Learning oder auch im Blended Learning, welches klassische Lernmethoden mit den Möglichkeiten des E-Learning kombiniert (Sauter et al., 2004). Eine Studie des MMB-Instituts für Medien- und Kompetenzforschung besagt, dass durch diese Formate eine Erhöhung der räumlichen und zeitlichen Flexibilität, eine Individualisierung von Weiterbildungsmaßnahmen sowie umfangreiche Zeit- und Kostenersparnisse erzielt werden können (MMB Institut für Medien- und Kompetenzforschung, Haufe Akademie, 2014). Es ist daher nicht weiter verwunderlich, dass eine Vielzahl verschiedener Weiterbildungsangebote basierend auf diesem Lernformat zu finden sind. Auf Ausbildungsportalen wie zum Beispiel Udemy, Udacity oder edX finden sich zahlreiche Weiterbildungsangebote im Bereich ML, die insbesondere theoretisches Grundlagenwissen vermitteln (Fichter, 2017). Daneben bieten mittlerweile auch die großen Internetkonzerne wie Amazon Web Services, Microsoft, Google etc. eigene Ausbildungsreihen, zugeschnitten auf die eigene Software, an. Dies führt zu einem unübersichtlichen Markt an Ausbildungsmöglichkeiten. Erschwerend kommt insbesondere für kleinere Unternehmen

ohne eigene Data-Science-Abteilung hinzu, dass eine fehlende Verknüpfung der Ausbildungsangebote mit industriell erforderlichen Kompetenzen die Auswahl entsprechender Schulungen nahezu unmöglich macht. Diesem Umstand ist es geschuldet, dass insbesondere KMU seltener auf entsprechende Weiterbildungsangebote zurückgreifen (Treumann *et al.*, 2012; Gorges, 2015).

3 Handlungsbedarf und Ausblick

Es zeigt sich, dass die produzierende Industrie und insbesondere KMU ein großes Interesse am Aufbau interner Kompetenzen im Bereich ML haben. Zum aktuellen Zeitpunkt wird dieser Kompetenzaufbau jedoch nur in geringem Maße oder gar nicht betrieben. In den allermeisten Fällen begründet sich das Fehlen entsprechender Kompetenzen jedoch nicht in einem Unwillen der Unternehmensführung, die Beschäftigten entsprechend zu fördern und weiterzuentwickeln, sondern in den fehlenden Möglichkeiten, dies konkret zu tun. Einerseits verhindert der stetige Wettbewerbsdruck, dass neben dem alltäglichen Geschäft Zeit bleibt, sich langwierigen Schulungen zu unterziehen, andererseits muss auch die Bereitschaft in der Belegschaft geschaffen werden, sich weiterentwickeln zu wollen und dies auch aktiv zu fordern.

Es gilt daher, in einem nächsten Schritt die erforderlichen Kompetenzen zur Sicherung der digitalen Souveränität tiefergehend zu analysieren und zu konkretisieren. Um diese Kompetenzen auch praxisnah ausprägen zu können, sollen durch weitere Untersuchungen die erforderlichen Phasen, Akteure und Rollen ausgestaltet werden. Anschließend können den ausgeprägten Rollen per „Matching“ die erforderlichen Kompetenzen zugewiesen werden. Zur Förderung der Kompetenzentwicklung soll ebenso ein Katalog an Maßnahmen bzw. bestehenden Schulungsmodulen entwickelt werden, auf welchen die Unternehmen zurückgreifen können.

Aus diesem Grund soll das zu entwickelnde Modell gerade keine weitere Maßnahme oder Plattform zur Kompetenzentwicklung sein, sondern den Unternehmen einen Handlungsleitfaden bieten, welche Mitarbeiter zu welchem Kompetenzniveau zu qualifizieren sind und wie dies praxistauglich zu bewerkstelligen ist.

Um sicherzustellen, dass das zu entwickelnde Konzept generalisierbar ist, wird im Schluß mit dem Forschungsprojekt „Datengetriebene Prozessoptimierung mit Hilfe maschinellen Lernens in der Getränkeindustrie (DaPro)“ erarbeitet, inwieweit die neu zu definierenden Kompetenzen auch branchenübergreifend Anwendung finden können. Denn auch in der Prozessindustrie hält die Digitalisierung stetigen Einzug, sodass dort ebenso die Frage erwachsen ist, „bis zu welchem Grad der Aufbau interner Kompetenzen angesichts der zunehmenden Relevanz von Daten bis hin zu einem eigenen Wirtschaftsgut erfolgen kann und welche Kooperationskonzepte darüber hinaus mit externen Akteuren denkbar sind“ (Wöstmann *et al.*, 2019).

Literatur

- acatech: Kompetenzen für Industrie 4.0: Qualifizierungsbedarfe und Lösungsansätze, acatech POSITION. Herbert Utz, München (2016)
- Arnold, B.: Prognose von Schlüsselqualifikationen in IT-Serviceunternehmen. Deutscher Universitätsverlag, Wiesbaden (2005)
- Bauer, N., Stankiewicz, L., Jastrow, M., Horn, D., Teubner, J., Kersting, K., Deuse, J. and Weihs, C.: Industrial Data Science. Developing a Qualification Concept for Machine Learning in Industrial Production, 04.–06.07.2018, Paderborn (2018)
- Bertelsmann Stiftung: Zukunft der Arbeit in deutschen KMU: Werkstattbericht. Gütersloh (2018)
- Bitkom: Digitale Souveränität. Positionsbestimmung und erste Handlungsempfehlungen für Deutschland und Europa (2015). <https://www.bitkom.org/Bitkom/Publicationen/Digitale-Souveraenitaet-Positionsbestimmung-und-erste-Handlungsempfehlungen-fuer-Deutschland-und-Europa.html>. Zugegriffen: 1. Juli 2020
- Bitkom: Industrie 4.0 –Die neue Rolle der IT. Leitfaden (2016). <https://www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/160421-LF-Industrie-40-Die-neue-Rolle-der-IT.pdf>. Zugegriffen: 1. Juli 2020
- BMW: Monitoring-Report Digitale Wirtschaft 2014. Innovationstreiber IKT (2014). https://www.bmw.de/Redaktion/DE/Publicationen/Digitale-Welt/monitoring-report-digitale-wirtschaft-2014.pdf?__blob=publicationFile&v=5. Zugegriffen: 8. Juli 2020
- Bogenstahl, C., Inke, G.: Unternehmen. Digitale Souveränität – ein mehrdimensionales Handlungskonzept für die deutsche Wirtschaft. In: Wittpahl, V. (Hrsg.) iit-Themenband – Digitale Souveränität: Bürger, Unternehmen, Staat. Springer Vieweg Open, Berlin (2017)
- Bundesregierung: Deutschlands Zukunft gestalten. Koalitionsvertrag zwischen CDU, CSU und SPD (2013). <https://www.cdu.de/sites/default/files/media/dokumente/koalitionsvertrag.pdf>. Zugegriffen: 8. Juli 2020
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., Wirth, R.: CRISP-DM 1.0. Step-by-step data mining guide (2000)
- Deuse, J., Erohin, O. and Lieber, D.: Wissensentdeckung in vernetzten, industriellen Datenbeständen. In: Lödding, H. (Hrsg.) Industrie 4.0: Wie intelligente Vernetzung und kognitive Systeme unsere Arbeit verändern, Hamburg, 12.–13.09.2014, S. 373–395. Gito, Berlin (2014)
- Eickelmann, M., Wiegand, M., Konrad, B., Deuse, J.: Die Bedeutung von Data-Mining im Kontext von Industrie 4.0. Z. wirtsch. Fabrikbetrieb **110**(11), 738–743 (2015)
- Erpenbeck, J., von Rosenstiel, L., Grote, S., Sauter, W. (Hrsg.): Handbuch Kompetenzmessung: Erkennen, verstehen und bewerten von Kompetenzen in der betrieblichen, pädagogischen und psychologischen Praxis, 3., überarbeitete und erweiterte Aufl. Schäffer-Poeschel, Stuttgart (2017)
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P.: From data mining to knowledge discovery in databases. AI Mag. **17**(3), 37–54 (1996)
- Fichter, A.: Ab in die Unendlichkeit (2017). <https://www.sueddeutsche.de/wirtschaft/silicon-valley-ab-in-die-unendlichkeit-1.3507740>. Zugegriffen: 15. Juli 2020
- Fölsch, T.: Kompetenzentwicklung und Demografie, Zugl.: Kassel, Univ., Diss., 2010, Schriftenreihe Personal- und Organisationsentwicklung, Bd. 9. Kassel Univ. Press, Kassel (2010)

- Freitag, M.: Kommunikation im Projektmanagement. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden (2016)
- Frerichs, F.: Demografischer Wandel in der Erwerbsarbeit – Risiken und Potentiale alternder Belegschaften. *J. Labour Mark. Res.* **48**(3), 203–216 (2015)
- Gausemeier, J., Eckelt, D., Dülme, C.: Strategische Planung. In: Maier, G.W., Engels, G., Steffen, E. (Hrsg.) *Handbuch Gestaltung digitaler und vernetzter Arbeitswelten*, S. 35–57. Springer, Heidelberg (2020). https://doi.org/10.1007/978-3-662-52979-9_2
- Gorges, J.: Warum (nicht) an Weiterbildung teilnehmen? *Z. Erziehungswiss.* **18**(S1), 9–28 (2015)
- Hartig, J. und Klieme, E.: „Kompetenz und Kompetenzdiagnostik“. In: Schweizer, K. (Hrsg.), S. 127–143. *Leistung und Leistungsdiagnostik*, Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg (2006)
- Kauffeld, S., Grote, S., Frieling, E.: Das Kasseler-Kompetenz-Raster (KKR, act4teams). *Handbuch Kompetenzmessung: Erkennen, verstehen und bewerten von Kompetenzen in der betrieblichen, pädagogischen und psychologischen Praxis*, 3. Aufl., S. 326–345. Schäffer-Poeschel, Stuttgart (2017)
- Klieme, E., Hartig, J.: Kompetenzkonzepte in den Sozialwissenschaften und im erziehungswissenschaftlichen Diskurs. In: Prenzel, M., Gogolin, I., Krüger, H.-H. (Hrsg.) *Kompetenzdiagnostik*, S. 11–29. VS Verlag, Wiesbaden (2008)
- Klieme, E., Avenarius, H., Blum, W., Döbrich, P., Gruber, H., Prenzel, M., Reiss, K., Riquarts, K., Rost, J., Tenorth, H.-E. und Vollmer, H.J. (2003), *Zur Entwicklung nationaler Bildungsstandards: Eine Expertise, Bildungsreform*, 4., unveränd. Aufl., Stand Juni 2003
- Königes, H.: Kommt der Datenwissenschaftler 2.0 (2020). <https://www.computerwoche.de/a/kommt-der-datenwissenschaftler-2-0,3549205>. Zugegriffen: 14. Juli 2020
- Landau, K., Diaz Meyer, M., Spelten, C., Weißert-Horn, M.: Europa wird grau. *Arbeitsgestaltung für alternde Belegschaften. Ind. Eng.* **2011**, 22–27 (2011)
- Lavanchy, M., Lalive, R., Müller, B.: Corona beschleunigt Digitalisierung der Arbeit. *Die Volkswirtschaft* **6**, 15–17 (2020). https://dievolkswirtschaft.ch/content/uploads/2020/05/07_Mueller_Lalive_Lavanchy_DE.pdf. Zugegriffen: 15. Juli 2020
- Leeser, D.C.: Definitionen, Erläuterungen und Abgrenzung. In: Leeser, D.C. (Hrsg.) *Digitalisierung in KMU kompakt, IT kompakt*, S. 21–62. Springer, Berlin (2020)
- Mazarov, J., Wolf, P., Schallow, J., Nöhring, F., Deuse, J., Richter, R.: Industrial Data Science in Wertschöpfungsnetzwerken. Konzept einer Service-Plattform zur Datenintegration und -analyse, Kompetenzentwicklung und Initiierung neuer Geschäftsmodelle. *Z. wirtsch. Fabrikbetrieb (ZWF)* **114**(12), 874–877 (2019)
- MBB Institut für Medien- und Kompetenzforschung, Haufe Akademie: *Ergebnisbericht zur Studie “e-Learning im Mittelstand – 2014”: Der Mittelstand baut beim e-Learning auf Fertiglösungen. Repräsentative Studie zu Status quo und Perspektiven von e-Learning in deutschen Unternehmen*. Essen (2014)
- Morik, K., Deuse, J., Stolpe, M., Bohnen, F., Reichelt, U.: Einsatz von Data-Mining-Verfahren im Walzwerk. *stahl und eisen* **130**(10), 80–82 (2010)
- Mühlbradt, T. (Hrsg.) (2015) *Was macht Arbeit lernförderlich?: Eine Bestandsaufnahme*, MTM-Schriften Industrial Engineering. Ausg. 1, MTM-Inst, Hamburg
- North, K., Brandner, A., Steininger, T.: Die Wissenstreppe: Information – Wissen – Kompetenz. In: North, K., Brandner, A., Steininger, M. (Hrsg.) *Wissensmanagement für Qualitätsmanager, Essentials*, S. 5–8. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden
- Poguntke, S.: Der Business-Kontext: Think Tanks in der unternehmerischen Praxis. In: Poguntke, S. (Hrsg.) *Corporate Think Tanks*, S. 13–17. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden (2019)
- Rammer, C., Köhler, C., Murmann, M., Pesau, A., Schwiebacher, Kinkel, S., Kirner, E., Schubert, T. and Som, O.: *Innovationen ohne Forschung und Entwicklung: Eine Untersuchung zu Unternehmen, die ohne eigene FuE-Tätigkeit neue Produkte und Prozesse einführen, Studien zum deutschen Innovationssystem*. Mannheim und Karlsruhe (2010)

- Sauter, A.M., Sauter, W. and Bendert, H.: Blended learning: Effiziente Integration von E-Learning und Präsenztraining, 2., erw. und überarb. Aufl. Luchterhand, Neuwied (2004)
- Scholz, C.: Personalmanagement: Informationsorientierte und verhaltenstheoretische Grundlagen, Vahlens Handbücher der Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, 6., neubearb. und erw. Aufl. Vahlen, München (2014)
- Senderek, R., Mühlbradt, T. and Buschmeyer, A.: Demografiesensibles Kompetenzmanagement für die Industrie 4.0. In: Jeschke, S., Richert, A., Hees, F. and Jooß, C. (Hrsg.) Exploring Demographics, Bd. 19, S. 281–295. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden (2015)
- Stadelmann, T., Stockinger, K., Heinatz Bürki, G., Braschler, M.: Data scientists. In: Braschler, M., Stadelmann, T., Stockinger, K. (Hrsg.) Applied Data Science, S. 31–45. Springer International Publishing, Cham
- Treumann, K.P., Ganguin, S., Arens, M.: E-learning in der beruflichen Bildung: Qualitätskriterien aus der Perspektive lernender Subjekte, 1. Aufl. VS-Verl, Wiesbaden (2012)
- Weinert, F.E.: Vergleichende Leistungsmessung in Schulen – eine umstrittene Selbstverständlichkeit, Reprint/Max-Planck-Institut für psychologische Forschung <München>, Bd. 2001, 4, Max-Planck-Institut für psychologische Forschung, München (2001)
- Weisner, K.: Beitrag zur Entwicklung individueller Kompetenz zum Umgang mit Variabilität in der Montage durch Adaption motorischer Lerntheorien, Schriftenreihe Industrial Engineering, Bd. 25, 1. Aufl. Shaker, Herzogenrath (2019)
- Wienzek, T.: Vier Industrie 4.0-Strategietypen für die Praxis. In: Wagner, R.M. (Hrsg.) Industrie 4.0 für die Praxis, S. 29–52. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden (2018)
- Wildt, J.: Kompetenzen als Learning Output. J. Hochschuldidaktik **2006**(17), 6–9 (2006)
- Wöfl, S., Leischnig, A., Ivens, B., Hein, D.: From Big Data to Smart Data – Problemfelder der systematischen Nutzung von Daten in Unternehmen. In: Becker, W., Eierle, B., Fliaster, A., Ivens, B., Leischnig, A., Pflaum, A., Sucky, E. (Hrsg.) Geschäftsmodelle in der digitalen Welt: Strategien. Prozesse und Praxiserfahrungen, S. 213–231. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden (2019)
- Wöstmann, R., Reckelkamm, T., Deuse, J., Kimberger, J., Temme, F., Schlunder, P., Klinkenberg, R.: Datengetriebene Prozessoptimierung in der Getränkeindustrie. Fabriksoftware **24**(03), 21–24 (2019)

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

