

KI-ANWENDUNGEN IN DER FERTIGUNG

Chancen, Herausforderungen
und Handlungsempfehlungen

*Prof. Dr. Swetlana Franken
Nina Mauritz
Lotte Prädikow
Malte Wattenberg
Prof. Dr. Sascha Armutat*

**WORKING
PAPER #6**

ÜBER DAS KOMPETENZZENTRUM ARBEITSWELT.PLUS

Wie wird Künstliche Intelligenz die Arbeitswelt verändern? Wie gelingt es, Veränderungen der Arbeitswelt gemeinsam zu gestalten? Und wie können Beschäftigte auf den Wandel eigentlich vorbereitet werden? Antworten auf diese Fragen liefern wir als Kompetenzzentrum Arbeitswelt.Plus.

Unserem gemeinsamen Leitmotiv **Mensch. Industrie. Morgen.** entsprechend entwickeln Hochschulen und Unternehmen aus OstWestfalenLippe im Kompetenzzentrum gemeinsam mit der IG Metall Ansätze für die Einführung von Künstlicher Intelligenz in der Arbeitswelt, beispielsweise im Hinblick auf die Arbeitsplatzgestaltung und die Qualifizierung von Mitarbeiter:innen.

ÜBER DIE WORKING-PAPER-REIHE

Damit die Ausprägung der künftigen Arbeitswelt nicht allein technologisch geprägt wird, braucht es eine **ganzheitliche Gestaltung**. Deshalb führt das Kompetenzzentrum Arbeitswelt.Plus Erkenntnisse der Arbeitsforschung im Kontext von KI-Anwendungen zusammen und entwickelt daraus passende Lösungen für mittelständische Unternehmen.

Mit dieser **Working-Paper-Reihe** geben wir Einblicke in die laufende Forschung der Wissenschaftler:innen des Kompetenzzentrums und möchten gleichzeitig einen Beitrag zur Diskussion rund um aktuelle Themen aus den Feldern Künstliche Intelligenz und Arbeitsforschung leisten.

ÜBER DIE AUTOR:INNEN



Prof. Dr. Swetlana Franken

war von 2008 bis 2022 Professorin für BWL, insb. Personalmanagement an der Hochschule Bielefeld (HSBI). Seit 2023 ist sie als Professorin für BWL und Management an der GU Deutschen Hochschule und als Lehrbeauftragte an der HSBI tätig. Sie leitet seit 2015 die Denkfabrik Digitalisierte Arbeitswelt, die mehrere Forschungs- und Praxisprojekte auf den Gebieten Gender und Diversity, Innovationsmanagement sowie Digitalisierung und KI in der Arbeitswelt durchführt.



Malte Wattenberg

ist seit 2015 wissenschaftlicher Mitarbeiter der Denkfabrik Digitalisierte Arbeitswelt an der HSBI. Sein Arbeits- und Forschungsschwerpunkt liegt in den Auswirkungen der Künstlichen Intelligenz auf die Arbeitswelt.



Nina Mauritz

ist seit 2015 wissenschaftliche Mitarbeiterin in unterschiedlichen Forschungsprojekten der Denkfabrik Digitalisierte Arbeitswelt an der HSBI. Sie befasst sich mit den Themengebieten der Industrie 4.0, Kompetenzentwicklung und Künstlichen Intelligenz aus der arbeitspsychologischen Perspektive und lehrt an der HSBI und HSPV NRW mit den Schwerpunkten Psychologie und Projekte.



Prof. Dr. Sascha Armutat

ist seit April 2016 Professor für Personalmanagement und Organisation am Fachbereich Wirtschaft der HSBI. Er vertritt die Themen Personalmanagement, Organisation und Führung in der Lehre und forscht unter anderem zu Fragen des strategischen Personalmanagements im Kontext von Agilität und Digitalisierung. Sascha Armutat hat eine Schwerpunktprofessur für Eignungsdiagnostik, ist Gutachter für die FIBAA und leitet seit April 2022 die Denkfabrik Digitalisierte Arbeitswelt.



Lotte Prädikow

beschäftigt sich seit 2016 als wissenschaftliche Mitarbeiterin der Denkfabrik Digitalisierte Arbeitswelt an der HSBI im Kontext verschiedener Projekte mit den Auswirkungen der Digitalisierung und damit einhergehenden arbeitswissenschaftlichen Gestaltungsfragen.

ABSTRACT

Anwendungen der Künstlichen Intelligenz (KI) haben das Potenzial die Fertigungsindustrie durch die Optimierung von Prozessen, die Steigerung der Effizienz und die Verbesserung der Gesamtproduktivität zu verändern.

Die Möglichkeiten, die KI in der Fertigung bietet, sind immens und reichen von selbstlernenden Maschinen, vorausschauender Instandhaltung und Abweichungserkennung bis hin zu Optimierung des Lieferkettenmanagements und Produkt- sowie Prozessdesign.

Neben diesen Chancen gibt es jedoch auch Herausforderungen, die bewältigt werden müssen, um das Potenzial von KI in der Fertigung voll auszuschöpfen. Hierzu zählen zum Beispiel eine frühzeitige Qualifizierung der Beschäftigten, Datenverfügbarkeit und -qualität und ethische und datenschutzrechtliche Bedenken.

Mithilfe unterschiedlicher Modelle und Instrumente zeigen die Handlungsempfehlungen auf den Ebenen Technik, Mensch und Organisation bedeutsame Schritte zur erfolgreichen Einführung von KI-Anwendungen in der Fertigung auf. Hierzu zählen u. a. die Identifikation von KI-Anwendungsfällen, Aufbereitung der Daten, Gestaltungsansätze für das Change-Management sowie der Mensch-Maschine-Schnittstelle und eine frühzeitige Qualifizierung und Weiterbildung der Beschäftigten.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass KI-Anwendungen in der Fertigung erhebliche Möglichkeiten zur Verbesserung der Effizienz und Wettbewerbsfähigkeit bieten. Die Bewältigung der Herausforderungen und proaktive Schritte sind jedoch entscheidend, um das volle Potenzial von KI im Fertigungsbereich auszuschöpfen.



1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) (engl.: Artificial Intelligence (AI)) „made in Germany“ soll zum weltweit anerkannten Gütesiegel werden und ist die entscheidende Zukunftstechnologie für die deutsche Wirtschaft (Die Bundesregierung, 2021). Die derzeitigen Haupteinsatzfelder für KI und Maschinelles Lernen (ML) sind IT (76 Prozent) und Produktionsumgebungen (57 Prozent) (IDG Research Services, 2021). 2022 sehen 65 Prozent der Unternehmen in KI eine Chance für das eigene Geschäft, gegenüber 62 Prozent im Vorjahr. Für über die Hälfte der Unternehmen in Deutschland (64 Prozent, gegenüber 59 Prozent im Vorjahr) ist KI allerdings kein Thema, da viele Unternehmen aktuell gezwungen sind, in einen Krisenmodus zu schalten (Bitkom, 2022). Und im Vergleich zu anderen großen Industrienationen wie den USA oder China, ist Deutschland in Punkto „Allgemeine Voraussetzungen“ und „Forschung und Entwicklung“ bezogen auf KI nur mittelmäßig aufgestellt (Groth, 2018). Laut der Deloitte Studie „State of AI in the Enterprise Survey – 5th Edition“ halten 94 Prozent der weltweit befragten Führungskräfte KI für eine entscheidende Technologie für die Zukunft ihrer Unternehmen, allerdings nur 87 Prozent der Befragten aus deutschen Unternehmen (Deloitte, 2023).

Die Ausgangssituationen deutscher Unternehmen bei der Einführung von KI-Lösungen sind ganz unterschiedlich: Manche Unternehmen können nichts mit KI anfangen, andere haben die Potenziale von KI-Technologien zwar erkannt, wissen aber nicht, wo sie ansetzen sollen und wieder andere planen die Einführung von KI-Lösungen, tun sich aber noch schwer mit der Umsetzung.

Laut einer Bitkom-Umfrage aus dem Jahr 2022 setzen bislang nur neun Prozent der befragten Unternehmen KI ein, davon aber immerhin 54 Prozent in der Produktion. Gründe für die geringe Nutzung von KI sind vielfältig: Unternehmen, die sich aktuell nicht mit Künstlicher Intelligenz beschäftigen, nennen dafür als wichtigste Gründe fehlendes Personal (62 Prozent), fehlende Daten (62 Prozent) und fehlende finanzielle Mittel (50 Prozent). 49 Prozent der Unternehmen fühlen sich verunsichert durch rechtliche Unklarheiten, 48 Prozent haben kein Know-how und 46 Prozent – keine Zeit (Bitkom, 2022).

Als Vorteile von KI-Anwendungen werden vor allem schnellere und präzisere Problemanalysen (52 Prozent) sowie beschleunigte Prozesse (43 Prozent) und ein geringerer Ressourcenverbrauch (39 Prozent) hervorgehoben. Aber auch im Personalbereich werden Vorteile gesehen, etwa die Vermeidung menschlicher Fehler (38 Prozent) und die Möglichkeit, durch KI-Expertenwissen ins Unternehmen zu holen (36 Prozent). 26 Prozent sagen, durch KI könnten sich Beschäftigte auf andere Aufgaben konzentrieren. KI kann aber auch einen Beitrag für das Geschäftsmodell liefern. 46 Prozent sehen allgemein eine gestärkte Wettbewerbsfähigkeit durch KI, 27 Prozent erwarten verbesserte und 21 Prozent völlig neue Produkte oder Dienstleistungen mit Hilfe von KI. Kostensenkungen nennen dagegen nur 11 Prozent als einen Vorteil von KI (Bitkom, 2022).

Diese Zahlen belegen unter anderem die bedeutenden Potenziale der KI-Anwendungen für die Fertigung, wie schnellere Problemanalysen, beschleunigte Prozesse und geringerer Ressourcenverbrauch.

Ziel und Zweck dieses Working Papers ist es, vor allem mittleren und kleineren Unternehmen einen Einstieg in das Thema KI in der Fertigung zu ermöglichen, indem die relevanten KI-Technologien in der Fertigung zusammengefasst, ihre Chancen und Herausforderungen beleuchtet und anhand dessen Handlungsempfehlungen abgeleitet werden. Das Working Paper zeigt mögliche Ansatzpunkte auf den Ebenen Mensch, Technik und Organisation auf, die Unternehmen bei der Einführung von KI-Technologien in der Fertigung der Orientierung dienen. Es richtet sich an Unternehmen, die sich einen Überblick über mögliche Einsatzfelder sowie Ansätze zur Planung und Umsetzung von KI in der Fertigung verschaffen möchten.

2 KI-Technologien und Anwendungsgebiete in der Fertigung

Mit dem Einsatz von KI in der industriellen Produktion verbinden sich viele Hoffnungen, vor allem deutlich gesteigerte Produktivität, vollautomatisierte Fertigungsabläufe oder sich eigenständig instand setzende Maschinen. Allerdings sieht die Realität in der industriellen Praxis ernüchternd aus: KI-Anwendungen kommen bislang zumeist nicht über den Status eines Pilotprojekts unter Beteiligung eines Forschungspartners hinaus (Siebel, 2023). KI kann in verschiedenen Disziplinen unterstützend eingesetzt werden, wodurch diverse Anwendungsfelder und Ausprägungen von KI-Systemen existieren. Dieses Kapitel widmet sich explizit den Funktionen von KI, die einen Bezug zur Anwendung im Fertigungsbereich aufweisen.

2.1 KI-Technologien in der Fertigung

Digitalisierung verändert Produktionsprozesse und Wertschöpfungsketten und bietet Möglichkeiten der intelligenten Nutzung von Daten. Die erhobenen Daten lassen sich durch Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI) und des Maschinellen Lernens (ML) nutzbar machen. Wie die bereits zitierte Studie von Bitkom 2022 gezeigt hat, sind digitale Daten in ausreichender Quantität und Qualität eine entscheidende Voraussetzung für die Implementierung von KI-Anwendungen (Bitkom, 2022). KI ist dabei nichts weiter als ein Werkzeug – ein selbstlernendes Softwareprogramm, mit dem sich Produkte effizienter, schneller und günstiger herstellen lassen. Mit KI-Methoden können Unternehmen sämtliche Prozesse entlang der Wertschöpfungskette optimieren: von der Marktanalyse und dem Produktdesign über Beschaffung und Transport der notwendigen Rohstoffe bis hin zum Vertrieb und Recycling ihrer Produkte.

Die Abgrenzung der zentralen Begriffe wird auf Basis der Begriffsbestimmung der Fraunhofer Institute vorgenommen (siehe Abbildung 1): „*Künstliche Intelligenz ist ein Teilge-*

biet der Informatik mit dem Ziel, Maschinen zu befähigen, Aufgaben »intelligent« auszuführen. Dabei ist weder festgelegt, was »intelligent« bedeutet, noch welche Techniken zum Einsatz kommen.“ (Döbel et al., 2018, S. 8) Maschinelles Lernen gilt als Schlüsseltechnologie der Künstlichen Intelligenz und beruht auf „Wissen“ aus „Erfahrung“ (Döbel et al., 2018). Hier lernen die Algorithmen¹ anhand von Daten. Dabei bilden sie nicht das Wissen eines Programmierers oder einer Programmiererin in Form von Regeln in Programmcode ab (wie bei klassischen Expertensystemen), sondern sie entwickeln in einem festgelegten Rahmen selbstständig Regeln (VDMA, 2018). Beim Deep Learning, welches wiederum ein Teilgebiet des Maschinellen Lernens darstellt, lernt der Algorithmus auch anhand von Daten/Beispielen, allerdings werden hierbei die Merkmale oder Attribute, auf deren Basis gelernt wird, nicht explizit vorgegeben. Stattdessen ermittelt die KI die Merkmale selbst (MIT Technology Review, 2019).

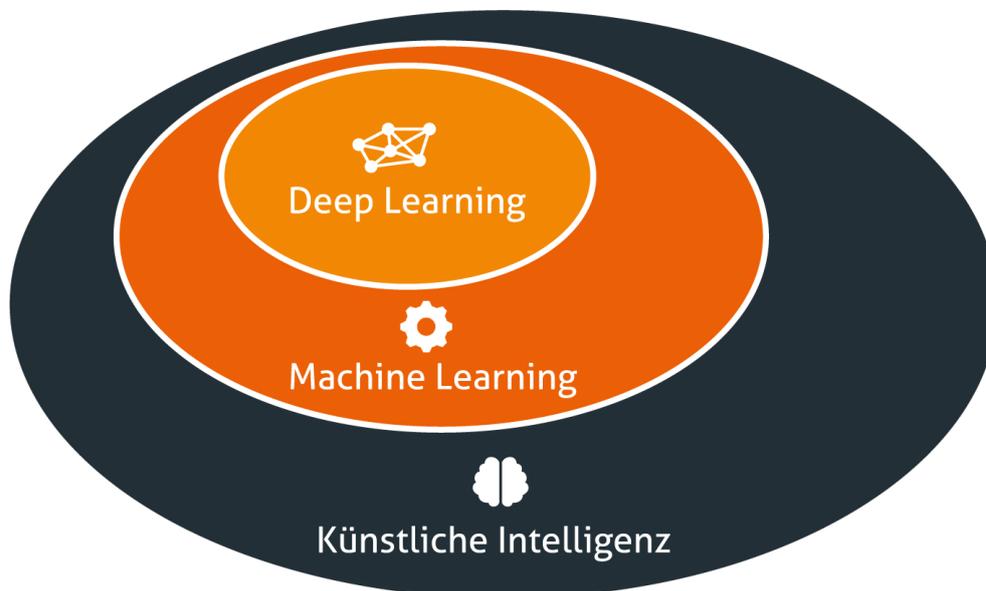


Abbildung 1: Abgrenzung der Begriffe: KI, Maschinelles Lernen und Deep Learning (Fraunhofer IPA & Fraunhofer IAO, 2019, S. 8)

KI lässt sich darüber hinaus nach den verschiedenen Werkzeugen unterscheiden, derer sie sich bedient. Bezogen auf KI in der Fertigung sind die folgenden Werkzeuge besonders relevant (siehe Abbildung 2).

¹ Lösungsverfahren in Form einer Verfahrensanweisung, die Schritt für Schritt ausgeführt wird, um eine Aufgabe oder ein Problem zu lösen (Lackes et al., 2018).



Abbildung 2: Übersicht der KI-Werkzeuggruppen aus Anwendersicht (Fraunhofer IPA & Fraunhofer IAO, 2019, S. 10)

- **Text- und Sprachverarbeitung** – Auswertung und Generierung von Texten und Sprache durch Informationsübertragung vom Menschen an das System und umgekehrt (bspw. zur Steuerung von Maschinen mit der Stimme). Die Möglichkeiten dieses Werkzeugs sehen wir aktuell an dem Beispiel ChatGPT². Laut Bitkom Studie 2023 plant jedes sechste Unternehmen in Deutschland einen KI-Einsatz zur Textgenerierung (Bitkom, 2023).
- **Bild- und Tonverarbeitung** – Erkennung gleicher Bildeigenschaften unabhängig von der Perspektive oder Umgebung (bspw. bei der optischen Qualitätskontrolle) sowie Auswertung von Audiodateien zur Identifizierung von Anomalien (bspw. beim Geräuschverhalten maschineller Anlagen).
- **Multidimensionale Mustererkennung** – Ziel der Analyse ist das Erkennen eines Zusammenhangs bei der Auswertung heterogener Datensätze (bspw. auf Basis von Geräuschen oder Vibration Maschinenverhalten erkennen).
- **Aktionsplanung und -optimierung** – Bei ausreichend großen Datenmengen sowie genügend Training können Planungs- und Optimierungsaktivitäten automatisiert werden. So lassen sich Prozesse beschleunigen.
- **Emotionserkennung und Absichtsanalyse** – Teilgebiet der Bild- und Sprachverarbeitung, z.B. Auswertung von Gesichtern oder Stimmlagen als Stressindikator und der multidimensionalen Mustererkennung, z.B. bei der Analyse von Biodaten zur Belastungserkennung (Fraunhofer IPA & Fraunhofer IAO, 2019).

² „ChatGPT“ steht für „Chat“ (dt. „Schwatz“) und „Generative Pre-trained Transformer“ und ist ein Chatbot von OpenAI auf Basis von Machine Learning, welcher mit Daten u.a. aus Foren, Artikeln und Büchern sowie gesprochener Sprache trainiert wurde (Bendel, 2023).

- **Wissensrepräsentation und Semantik** – Aus Strukturierung und Verknüpfungen großer Datenmengen werden Zusammenhänge abgebildet und Schlussfolgerungen abgeleitet. Damit kann Komplexität reduziert werden (Dengel, 2012).

Diese KI-Werkzeuggruppen bieten zahlreiche Einsatzmöglichkeiten in der Fertigung und auch eine Kombination der verschiedenen Werkzeuge ist möglich. Beispielsweise werden beim sogenannten *Image Mining*, dem Erkennen von Datenmustern und Beziehungen in digitalen Bildbeständen, Bildverarbeitungstechnologien mit der multidimensionalen Mustererkennung kombiniert (Trinks & Felden, 2019).

2.2 KI-Anwendungsgebiete in der Fertigung

Nach Krauß et al. (2019b) lassen sich bei der Fertigung sieben wesentliche Anwendungen von KI unterscheiden, welche sich den drei Anwendungsgebieten Maschinen & Anlagen, Prozess und Produkt zuordnen lassen (siehe Abbildung 3). Auf Grundlage dieser Übersicht können Unternehmen anhand unternehmenseigener Problemstellungen einen möglichen Anwendungsfall auswählen. Nachfolgend wird jede dieser KI-Anwendungen, welche den Kategorien Prozess, Maschinen & Anlagen und Produkt zugeordnet sind, kurz vorgestellt.

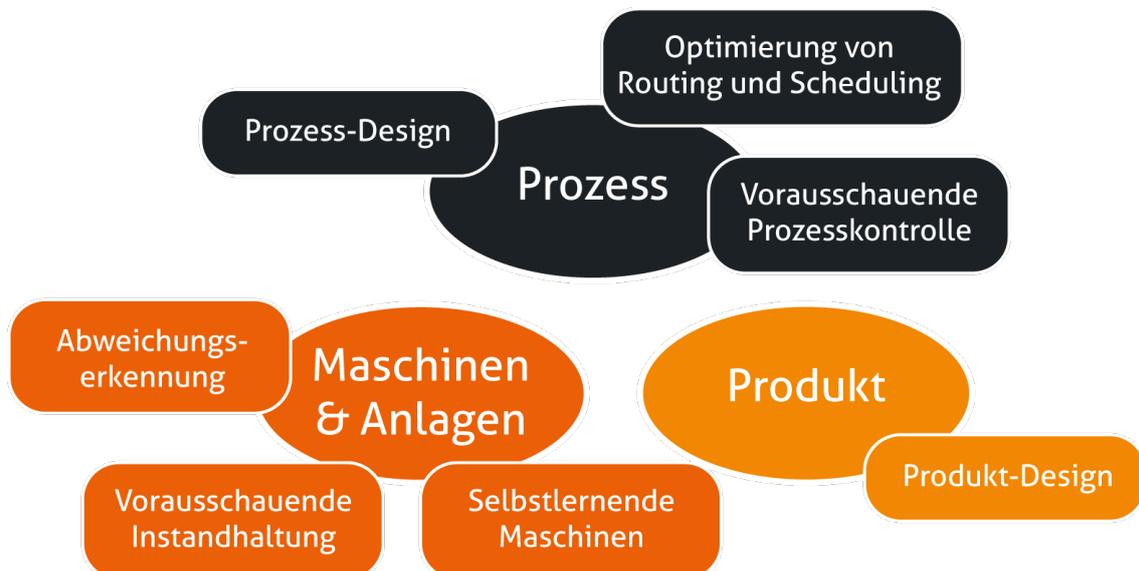


Abbildung 3: Übersicht der Anwendungsgebiete von KI in der Fertigung (Krauß et al., 2019b, S. 40)

2.2.1 KI-Anwendungsbereich Prozess

KI-basiertes Prozess-Design

Die aus dem Produktionsprozess gesammelten Daten werden genutzt, um das Design der Prozesse und Abläufe mithilfe KI-basierter Verfahren zu analysieren. So kann das Prozessdesign noch vor der Serienproduktion dahingehend optimiert werden, dass die Qualität und Leistung in den realen Prozessen gesteigert werden (McKinsey, 2016; Wang et al., 2018). Vorreiterunternehmen ist zum Beispiel Siemens, welches im Jahr 2017 bereits 10 Milliarden Euro in US-amerikanische Softwareunternehmen für Maschinelles Lernen investiert hat, um neuronale Netzwerke zur Kontrolle und Effizienzsteigerung für sein Stahlwerk einzusetzen (Siemens AG, 2017).

KI-basierte Optimierung von Routing und Scheduling

Beim KI-Einsatz zur Optimierung von Routing und Scheduling wird ein Algorithmus dahingehend trainiert, dass er bessere Routing-Entscheidungen findet, um die Gesamtleistung des Fertigungssystems in verschiedenen Szenarien zu verbessern (Gursch et al., 2016). Wissensbasierte Systeme bieten das notwendige Wissen, das für die Entscheidungsfindung bei der Planung und Umplanung von Fertigungsabläufen eingesetzt wird (Harding et al., 2006). So können zukünftige Nachfragetrends und potenzielle Einschränkungen in der Lieferkette vorhergesagt und Termin- und Routenplanung, Ressourcen und Durchlaufzeiten optimiert werden (Krauß et al., 2019b).

Vorausschauende Prozesskontrolle

Bei der KI-basierten Prozesskontrolle (*engl.: Predictive Process Control*) unterstützt KI bei der Prozessanalyse und -optimierung, um z.B. Vorhersagen über die Produktqualität und Prozessparameter zu treffen (Krauß et al., 2019b). Ziel ist es, die Ertragsausbeute des Produktionsprozesses zu maximieren. So kann z.B. eine KI-basierte Analyse von Prozessinformationen diejenigen Orte im Prozess identifizieren und prognostizieren, an denen die Fertigungsausbeute beeinträchtigt wird (McKinsey, 2017).

2.2.2 KI-Anwendungsbereich Maschinen & Anlagen

KI-basierte Abweichungserkennung

KI-basierte Abweichungserkennung (*engl.: Anomaly Detection*) dient dazu Muster in Daten zu erkennen, die von dem als normal definierten Verhalten bzw. Zustand abweichen (Chandola et al., 2009). Im Rahmen der Fertigung wird der Zustand einer Maschine oder eines Produktes überwacht, um Abweichungen zu identifizieren und Ursachen von Ausfällen zu diagnostizieren (Krauß et al., 2019b). Anomaly Detection kann z.B. bei der Qualitätskontrolle von Produkten eingesetzt werden. Mittels Bildverarbeitung werden Qualitätsmängel frühzeitig erkannt und durch Interaktion mit dem Menschen ausgebessert (McKinsey, 2017). Während bei herkömmlichen Qualitätskontrollen Produktionsteile erst

im Nachhinein kontrolliert werden, kann KI frühzeitig warnen, wenn unerwünschte Abweichungen auftauchen. Dabei wird mithilfe von KI in sehr kurzer Zeit eine sehr hohe Anzahl von Bildern analysiert (André et al., 2021).

KI-basierte vorausschauende Instandhaltung

Ein weiteres Anwendungsgebiet ist KI-basierte vorausschauende Instandhaltung (*engl.: Predictive Maintenance* (PdM)). Hier wird der Zustand von im Betrieb arbeitenden Systemen überwacht, um zu prognostizieren, wann eine Wartung notwendig ist. Hierbei ist das Ziel eine vorausschauende Instandhaltung, Zustandsüberwachung sowie Fehlerprognose. Das System lernt anhand historischer Daten, wann eine Maschine ausfällt bzw. wann Instandhaltungsmaßnahmen proaktiv durchgeführt werden sollten (Krauß et al., 2019b). Wie auch bei der KI-basierten Abweichungserkennung überwacht das KI-Computerprogramm ununterbrochen die Anlage und meldet sich, sobald die Anlagenleistung vom Normalzustand abweicht. So werden ungeplante Anlagenausfälle vermieden und Wartungsarbeiten werden nur bei Bedarf ausgeführt (André et al., 2021).

Selbstlernende Maschinen

Bei selbstlernenden Maschinen (*engl.: Self-Learning Machines*) handelt es sich um flexible Roboter, die keinem speziellen Zweck zugeordnet sind. Sie werden auch als Cobots oder Collaborative Roboter bezeichnet (Kreutzer & Sirrenberg, 2019). Sie lassen sich in verschiedene Umwelten integrieren und können kontextbezogen agieren (Krauß et al., 2019b). Dabei wird Deep Learning eingesetzt, damit der Roboter bspw. ein Objekt und dessen Position korrekt identifiziert und es unabhängig von dessen Ausrichtung greifen kann (McKinsey, 2017). Hierzu zählen auch unterschiedliche Assistenzsysteme in der Fertigung. Das selbstlernende Assistenzsystem mit dem Namen SAM des Fraunhofer IVV beispielsweise kombiniert maschinelles Lernen und menschliche Erfahrung, um Produktionsstörungen zu reduzieren (Fraunhofer, 2018). Adaptive Assistenzsysteme unterstützen Produktionsmitarbeitende, indem sie zum Beispiel durch individuelle und zielgerichtete Informationsbereitstellung schrittweise durch komplexe Produktionsvorgänge leiten. Es gibt zahlreiche weitere Anwendungsmöglichkeiten, wie die Anleitung ungelerner Arbeitskräfte oder die Unterstützung von Menschen mit geistigen und körperlichen Behinderungen (Fraunhofer IOSB-INA, o.D.).

2.2.3 KI-Anwendungsbereich Produkt

Produkt-Design

Anhand von zahlreichen Daten, welche z.B. aus dem Customer Relationship Management-System (CRM-System) oder anderen Quellen gesammelt und analysiert werden (Harding et al., 2006), kann das Produktdesign entsprechend der Kundenanforderungen erstellt werden (Krauß et al., 2019b). Produktanalysemethoden auf Basis von Deep Learning können dabei unterstützen, die optimalen Produktkombinationen auszuwählen, aber auch um Produktionssysteme zu entwerfen und zu optimieren (Krahe et al., 2020).

3 Analyse von Chancen und Herausforderungen durch den Einsatz von KI in der Fertigung

Der KI-Einsatz in der Fertigung bietet zahlreiche Chancen, ist jedoch aufgrund verschiedener Faktoren schwierig: Oft fehlt es den Betrieben an praktischer Erfahrung mit KI-Methoden. Zudem verfügen die meisten Produktions- und Automatisierungsingenieure nicht über tiefgreifende KI-Expertise. KI-Experten wiederum fehlt oftmals das Verständnis über die Spezifika der industriellen Domäne. Hinzu kommt, dass der konkrete Nutzen von KI in der Produktion für viele Unternehmen unklar ist, denn die Frage, ob produzierende Unternehmen vom KI-Einsatz profitieren, lässt sich nicht pauschal beantworten (Siebel, 2023).

Um eine realistische Einschätzung, eine möglichst genaue Planung und eine erfolgreiche Einführung von KI in der Fertigung zu realisieren, ist es notwendig sich relevante Chancen und Herausforderungen im Vorfeld bewusst zu machen (Herrmann, 2020). Im Sinne der soziotechnischen Systemgestaltung erfolgt die Betrachtung der Chancen und Risiken in den jeweiligen Ebenen Mensch, Organisation und Technik. Die Auflistung der Chancen und Herausforderungen gibt einen ersten Überblick und hat keinen Anspruch auf Vollständigkeit. Dabei sind sowohl die Aufteilung nach Ebenen als auch die Aufteilung nach Chancen und Risiken nicht immer trennscharf, sondern bedingen sich zum Teil gegenseitig.

3.1 Chancen und Herausforderungen auf der Ebene Mensch und Organisation

Eine der größten Herausforderungen beim Einsatz von KI in der Fertigung ist die **frühzeitige Qualifizierung** der Beschäftigten als Basis für eine gelingende Einführung von KI-Systemen (Stowasser & Suchy, 2020). Das Personal benötigt umfangreiches technisches Wissen, ausgeprägtes Knowhow im Bereich der elektronischen Datenverarbeitung sowie die Fähigkeit, interdisziplinäre Prozesse verknüpfen zu können (Deckert & Meyer, 2020; Dukino et al., 2019). Neue Innovationen ermöglichen es den Mitarbeitenden sich in unbekannte Themenfelder einzuarbeiten, was ihre **persönliche Weiterentwicklung fördern** kann. In den meisten Fällen sind es jedoch Mitarbeitenden mit einer gewissen IT-Affinität, die dies als eine Form von Selbstverwirklichung wahrnehmen und weniger die Beschäftigten auf dem Shopfloor (Deckert & Meyer, 2020). Für beide Gruppen an Beschäftigten (mit und ohne IT-Affinität) entstehen dennoch neue Handlungsfelder, in denen persönliche Weiterentwicklung möglich ist und beide können durch den Einsatz von cyber-physischen Systemen **kognitiv entlastet** werden (Huchler et al., 2020). Auch **körperliche Beanspruchung** kann durch Assistenzsysteme **reduziert** werden, da sie eine Erleichterung von körperlich anstrengenden oder eine **Reduzierung von gefährlichen Tätigkeiten** schaffen. Durch KI-Anwendungen können sich **neue Aufgaben** für die Beschäftigten ergeben. So werden Routinetätigkeiten und Kontrollen durch das System übernommen und der Mensch kann sich mit anderen, komplexeren

Aufgaben befassen. Durch die Reduzierung von einfachen Tätigkeiten und die Steigerung von komplexeren, aber handhabbaren Tätigkeiten, kann die Zufriedenheit, **Motivation sowie das Gefühl der Wirksamkeit** der Mitarbeitenden gesteigert werden (Wittpahl, 2019).

Diese Chancen ergeben sich allerdings nur durch eine sinnvolle Gestaltung der Zusammenarbeit von Menschen und Maschinen (siehe Abschnitt 4.2.2). Je intensiver sich die KI-Technologien bspw. auf die kognitiven Prozesse der Mitarbeitenden auswirken, umso dramatischer können negative Konsequenzen bei **unausgewogener Mensch-Maschine-Interaktion** sein (Huchler et al., 2020). Sobald kognitive Arbeiten von der Maschine übernommen werden, kann es zu einem **Verlust von Verantwortung und Dequalifizierung** bei den Beschäftigten führen. **Fehlendes Verständnis und Nachvollziehbarkeit** für die Abläufe des Systems sowie fehlende Transparenz der Prozesse bergen das Risiko, dass die am Prozess beteiligten Mitarbeitenden nur noch zu Gehilfen des Systems werden (Deckert & Meyer, 2020). Laut einer Studie der FH Bielefeld möchten 84,5 Prozent der Teilnehmenden die Entscheidungen der KI nachvollziehen können (Franken & Mauritz, 2021). Der Wunsch nach Nachvollziehbarkeit der Entscheidungswege von KI steht jedoch **konträr zu einem trainierten KI-System**, welches zunächst eine *Blackbox* darstellt (Bitkom, 2019). Es gibt bisher noch wenig verbreitete *Frameworks* und Technologien, die transparente KI ermöglichen (Deckert, 2020). Demzufolge kann es einerseits zu einem **Anstieg von Arbeitsunfällen** kommen, die u.a. durch ausbleibendes Hinterfragen der Entscheidungen des Systems entstehen (Deckert & Meyer, 2020). Andererseits kann dies zu **mangelnder Akzeptanz** des Systems bei Beschäftigten führen, was aufgrund fehlender Nachvollziehbarkeit, aber auch durch das **Risiko der Leistungsüberwachung** entstehen kann (Huchler et al., 2020). Wenn die Mitarbeitenden das Gefühl haben, dass ihr Entscheidungs- und/oder Handlungsspielraum eingeschränkt ist, kann es zu **Reaktanz** führen und Mitarbeitende verschließen sich gegenüber der Nutzung der KI-Technologien, lehnen den induzierten Wandel ab oder boykottieren ihn sogar (Stroebe, 2014).

Das Gefühl, den Anschluss zu verpassen und sich auch außerhalb der Arbeitszeit weiterbilden zu müssen, kann bei Mitarbeitenden **Stress** auslösen (Deckert & Meyer, 2020). Laut Gesundheitsreport der DAK-Gesundheit (2020) nehmen psychische Erkrankungen wie Depressionen bis hin zu Angststörungen immer weiter zu und sind u.a. auf Stress zurückzuführen, der z.B. durch die Digitalisierung und cyberphysische System entsteht (Storm et al., 2020).

3.2 Chancen und Herausforderungen auf der Ebene Technik

Bei der Anwendung von KI in der Fertigung steht die Prozessoptimierung im Fokus, so dass **Abläufe schneller, günstiger und effizienter** gestaltet werden können (Wennker, 2020). So ist eine **Produktivitätssteigerung** von bis zu 50 Prozent möglich (McKinsey, 2017). Maschinen können sich mittels KI zu annähernd eigenständigen Akteurinnen und Akteure entwickeln, die auf Basis von Erfahrungswerten und Programmierungen,

selbstständig an geplante Instandhaltungen für Wartungs- oder Reparaturarbeiten „*denken*“ sowie Vorschläge für **Optimierungspotenziale** liefern (Deckert & Meyer, 2020). Zudem ist gemäß einer Studie von McKinsey (2017) eine **Verbesserung der Fehlererkennung**, im Vergleich zur menschlichen Inspektion, von bis zu 90 Prozent möglich. Selbstlernende Maschinen erhöhen das **Automatisierungspotenzial**, so dass menschliche Kapazitäten für andere wertschöpfende Tätigkeiten frei werden (McKinsey, 2017).

Eine Herausforderung ist das Bereitstellen der benötigten **Datenbasis** als Voraussetzung, um ein funktionierendes KI-System zu etablieren. Datensammlung und -bereinigung nehmen einen **großen zeitlichen und somit auch finanziellen Anteil** vor der Einführung jeglicher KI-Anwendung ein (Deckert & Meyer, 2020). Juristische Risiken bzw. Konsequenzen entstehen durch den falschen Umgang mit Daten. Zum Beispiel durch die Gefahr, das Arbeitsverhalten von Beschäftigten zu überwachen oder eine Überprüfung von Leistungen vorzunehmen. Nicht-konforme Anwendung von Daten nach der Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) führen je nach Tatbestand zu **juristischen Konsequenzen** (Huchler et al., 2020). Die Rolle des Datenschutzes und die entsprechende **Sicherheit von IT-Systemen** werden durch den Einsatz von KI umso wichtiger (Dukino et al., 2019). Die Missachtung ethischer Aspekte kann dazu führen, dass im Rahmen der Mensch-Maschinen-Interaktion das System **diskriminierende Entscheidungen** trifft oder **fehlende Klarheit über Datenerhebung sowie Nutzung** vorliegen (Huchler et al., 2020).

Zusammenfassend wird deutlich, dass eine Vielzahl an Herausforderungen zu überwinden sind, sich aber gleichzeitig auch Chancen ergeben, um diesen Herausforderungen zu begegnen. Die frühzeitige Qualifizierung der Belegschaft als Herausforderung, kann durch den Aufbau von Kompetenzen Chancen für die persönliche Weiterentwicklung ergeben und das bessere Verständnis der Arbeit des KI-Systems einer mangelnden Akzeptanz entgegenwirkt.

3.3 Betriebswirtschaftliche Herausforderungen

Da die Implementierung von KI-Anwendungen sehr herausfordernd ist, sollte man sich in Unternehmen darüber bewusst sein, an welchen Stellen in der eigenen Wertschöpfung digitale Mittel wie eine KI überhaupt einen **Mehrwert** bringen könnten. Ansatzpunkte liefern beispielsweise Engpässe im Wertstrom oder für die Durchlaufzeit kritische Prozesse sowie Maschinen mit höchsten Anforderungen an die Verfügbarkeit (Siebel, 2023).

Nach Haag und Pyschny (2023) ist die KI-gestützte Datenverarbeitung besonders in Prozessen erstrebenswert, in denen die Relevanz der Datenverarbeitung hoch ist und komplexe Entscheidungen zu treffen sind, z.B. für ein Unternehmen des Sondermaschinenbaus, das Unikatprodukte in Einzelteillfertigung herstellt und Bearbeitungszeiten und

den Bedarf an Vormaterialien erst nach Auftragseingang abschätzen kann. In solch einem Unternehmen lässt sich die Produktionsplanung nicht ohne weiteres algorithmisch abbilden, sodass das theoretische Nutzenpotenzial einer KI sehr hoch ist.

Weniger eindeutig wäre der Nutzen einer KI für ein Unternehmen, das bereits bekannte Produkte in Kleinserien und in Losfertigung herstellt. Hier können Planungsaufgaben mithilfe von Algorithmen programmiert werden, ohne KI-Einsatz (Haag & Pyschny, 2023).

Doch selbst wenn am theoretischen Nutzwert einer KI für die eigene Produktion kein Zweifel besteht, bleibt die Umsetzung kompliziert, und zwar aus technischer, organisatorischer und betriebswirtschaftlicher Sicht. Beispielsweise müssen bestehende Anlagen angepasst oder modifiziert werden, wobei die Inbetriebnahme zu kostspieligen Stillstandzeiten führt. Dazu kommt, dass sich die Kosten für die Entwicklung, die Inbetriebnahme und den Betrieb solcher Systeme oftmals schwer abschätzen lässt (Siebel, 2023).

4 Handlungsempfehlungen für die Einführung von KI in der Fertigung

Im Sinne der soziotechnischen Systemgestaltung sollte bei der Einführung jeder neuen Technologie in der Fertigung der Mensch im Fokus stehen. Insbesondere der Erfolg des Einsatzes von KI-Technologien hängt maßgeblich von der Akzeptanz der Beschäftigten ab. Neben der Nutzung großer (personenbezogener) Datenmengen drängen sich auch Fragen der Diskriminierung durch Daten und Algorithmen, der Persönlichkeitsrechte und des Verhältnisses zwischen Menschen und Maschine auf (Stowasser & Suchy, 2020). Im Folgenden werden Handlungsempfehlungen aus den zuvor erläuterten theoretischen abgeleitet, um Akteuren aus Wirtschaft und Praxis Orientierung zu geben, wie die Einführung Künstlicher Intelligenz in der Fertigung praktisch umgesetzt und gestaltet werden kann. Zur Orientierung werden die Handlungsempfehlungen auf der Ebene Technik und auf der Ebene Mensch und Organisation abgeleitet, welche jedoch nicht trennscharf zu betrachten sind, sondern sich gegenseitig bedingen.

4.1 Handlungsempfehlungen auf der Ebene Technik

4.1.1 Identifikation von KI-Anwendungsfällen

Um potenzielle Anwendungsfälle für KI im Unternehmen in einer strukturierten Art und Weise zu sammeln, sollten sich Unternehmen zunächst mit der Frage beschäftigen, wo im Unternehmen KI-Technologien auf kurz-, mittel- und langfristiger Ebene eingesetzt werden sollen (siehe Abschnitt 2.2). Dieser Pool von Anwendungsfällen wird nach Funktionen gruppiert, sodass eine Priorisierung nach den zu erwartenden Geschäftsergebnissen und dem verbundenen Implementierungsaufwand möglich ist. Anhand dieser Pri-

orisierung können mögliche Pilotprojekte identifiziert werden, die bei der Implementierung von KI im gesamten Unternehmen eine Vorreiterrolle einnehmen können. Eine Vision hinsichtlich der Nutzung von KI mit konkreten Anwendungsfällen hilft bei der Planung, welche KI-Technologien das Unternehmen einsetzen kann und welche organisatorischen Anforderungen daraus resultieren (PwC, 2020; VDMA, 2018). Zur Umsetzung der identifizierten Anwendungsfälle werden im nächsten Schritt die dazu benötigten Daten aufbereitet sowie geeignete Technologien ausgewählt.

4.1.2 Daten(-aufbereitung) für die Nutzung von KI

Daten und dessen Management sind Voraussetzungen für jedes KI-Projekt. Im Kontext von KI-Technologien auf dem Shopfloor sind vernetzbare Fabrikanlagen eine wichtige Quelle für Daten. Hierbei sind auch so genannte „*data lakes*“ (PwC, 2020, S. 25) anzuführen, die die Möglichkeit bieten, an einem zentralen Ort Rohdaten unterschiedlicher Maschinen aus verschiedenen Anwendungsfällen zusammenzuführen und zu speichern (Luber & Litzel, 2018). Außerdem können auch externe Daten zur Anreicherung der Rohdaten genutzt werden, sodass ein Rundumblick auf den KI-gestützten Produktionsprozess sowie die gefertigten Produkte möglich wird. Um erste Erfahrungen beim Einsatz von KI zu sammeln, hat das Fraunhofer IPT öffentlich verfügbare Datensätze für den Produktionsbereich zusammengestellt. Analog zu den in Abschnitt 2.2 aufgezeigten sieben Anwendungsgebieten sind dazu 38 Datensätze auf den Seiten des Fraunhofer IPT verfügbar (Fraunhofer IPT, o.D.; Krauß et al., 2019a).³

Sofern ein Anwendungsfall für den Einsatz von KI feststeht, eignen sich bspw. die sechs Phasen des standardisierten CRISP-DM Modells (*CRISP-DM = Cross Industry Standard Process for Data Mining*), um vorhandene Datensätze zu analysieren (Fraunhofer IPA & Fraunhofer IAO, 2019; VDMA, 2018; Weber & Seeberg, 2020). Abbildung 3 gibt einen kurzen Überblick über die unterschiedlichen Phasen, welche sich gegenseitig bedingen und eine flexible Abfolge beinhalten.

³ <https://www.ipt.fraunhofer.de/de/angebot/digitalisierung/ki/maschinelles-lernen.html>

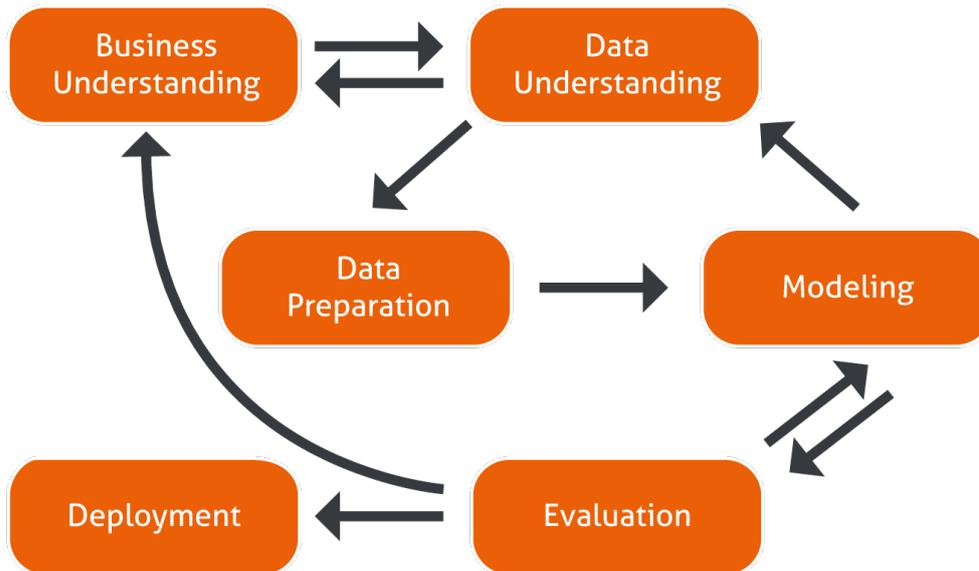


Abbildung 4: Die sechs Phasen des CRISP-DM (Eigene Darstellung in Anlehnung an VDMA (2018) und Fraunhofer IPA und Fraunhofer IAO (2019))

In der Phase *Business Understanding* wird die Vorgehensweise geplant, indem Anforderungen und Ziele festgelegt sowie ein Anwendungsfall diskutiert wird. Die Phase *Data Understanding* steht für die Identifikation/Sammlung passender Daten sowie Analyse und Bewertung der Datenqualität. *Data Preparation* nimmt den größten zeitlichen Anspruch aller Phasen ein. Durch Bereinigung und Erweiterung der bestehenden Daten wird der finale Datensatz für die nächste Phase des *Modeling* erstellt. Nun werden verschiedene Modellierungstechniken (z.B. neuronales Netz) auf den bereinigten Datensatz angewendet, welcher daraufhin weiter angepasst werden kann. Wobei die Qualität der Ergebnisse von der Qualität des Datensatzes abhängt. In der Phase *Evaluation* wird bewertet, welche Modelle die höchste Qualität der Datenanalyse liefern. Zudem werden die Konstruktionsschritte untersucht, um festzustellen, ob alle wichtigen Probleme berücksichtigt werden. Anhand der Ergebnisse der Evaluation wird entschieden, ob das Projekt eingeführt wird oder vorherige Phasen erneut durchlaufen werden. Sind alle Phasen erfolgreich durchlaufen, werden in der letzten Phase *Deployment* die gewonnenen Erkenntnisse zusammengefasst, aufbereitet sowie präsentiert. Die Datenanalyse wird in die Zielumgebung implementiert und die Gültigkeit der Modelle weiterhin überwacht.

Während des gesamten Prozesses ist es wichtig, dass regelmäßige Überprüfungen stattfinden, inwieweit die erarbeiteten Ergebnisse zur Erreichung des Endziels beitragen und ob der KI-Einsatz zu einer Kostenreduktion und/oder zu zusätzlichen Wertbeiträgen führt (VDMA, 2018).

Das Unternehmen muss sich im Rahmen der Datenanalyse mit der Etablierung von umfangreichen Datenmanagementsystemen beschäftigen, sodass zum einen Daten, sowie dessen Flüsse, sichtbar werden und zum anderen die Daten für eine Vielzahl von Be-

nutzergruppen zugänglich sind. Damit geht auch einher, dass im Unternehmen ein Bewusstsein für das Ausmaß und die Dimension des erforderlichen Datenmanagements geschaffen werden muss.

4.1.3 Technologien für die Nutzung von KI

Für eine erfolgreiche Implementierung von KI in der Fertigung sollten sich Unternehmen mit den verfügbaren Technologien im Bereich Big Data, Analytics und KI auseinandersetzen. Diese Technologien befinden sich in einem ständigen Weiterentwicklungsprozess, sodass die Planung, welche Technologien in der Zukunft eingesetzt werden sollen und welche nicht, zu Unsicherheiten seitens der Personen, die KI-Prozesse gestalten, führen kann. Mithilfe der Auflistung der benötigten Werkzeuge zur Datensammlung, -speicherung, -verwaltung, -verarbeitung, -analyse und -visualisierung können interne Anforderungen an die notwendigen Technologien formuliert werden, die dann mit den am Markt verfügbaren Tools abgeglichen werden können (PwC, 2020). Eine Kooperation mit anderen Unternehmen, wie zum Beispiel der Open Manufacturing Platform (OMP)⁴, kann dazu beitragen, sich über vorhandene Technologielösungen zu informieren und gewisse Ressourcen sowie Wissen zu teilen.

4.2 Handlungsempfehlungen auf der Ebene Mensch und Organisation

Der Einsatz von KI in der Fertigung verändert die Arbeit der Beschäftigten. Die Aufgaben zwischen Menschen und Technik werden neu verteilt, was die Gestaltung der Mensch-Maschine-Interaktion sowie eine frühzeitige Qualifizierung und Weiterbildung der Beschäftigten erforderlich macht. Um einen systematischen und strukturierten Prozess zu ermöglichen, werden zunächst Ansätze zur Gestaltung des Change-Managements dargestellt.

4.2.1 Gestaltungsansätze für das Change-Management bei der Einführung von KI in der Fertigung

Zur Förderung der Akzeptanz von KI-Systemen sollten alle Beteiligten, wie Beschäftigte und Interessenvertretungen, den technologischen Wandel gemeinsam gestalten. Hier bietet sich ein kombinierter Bottom-up- und Top-down-Ansatz an, bei dem in bestimmten Bereichen der Wertschöpfungskette gemeinsam mit den Betroffenen nach Verbesserungspotenzialen gesucht wird, wo KI gewinnbringend eingesetzt werden kann. Führungskräfte sollten diesen Prozess fördern und voranbringen. Wichtig ist hierbei, die Belegschaft über KI zu informieren und sensibilisieren und Testphasen zur Erprobung zu ermöglichen (André et al., 2021).

⁴ <https://openmanufacturingplatform.github.io/>

Um den Change-Prozess bei der Einführung von KI-Systemen zu unterstützen haben Stowasser und Suchy (2020) einen praxisorientierten Anforderungskatalog mit vier Phasen entwickelt (siehe Abbildung 5).



Abbildung 5: Phasen und Anforderungen für das Change-Management bei Künstlicher Intelligenz (Eigene Darstellung in Anlehnung an Stowasser und Suchy (2020))

Phase 1 – Zielsetzung und Folgenabschätzung

Zu Beginn werden gemeinsam mit den Mitarbeitenden und ihren Interessensvertretungen Ziel und Zweck der KI-Anwendungen festgelegt und diese über die Funktionsweise der KI-Systeme informiert. Mitarbeitende sollen der Nutzung von KI und den damit verbundenen Technologien vertrauen können, um sie als Chance anstatt als Bedrohung hinsichtlich ihrer Arbeitsplatzsicherheit zu sehen. Beschäftigte müssen also über die Potenziale, aber auch die Risiken aufgeklärt werden, die sich durch den Einsatz von KI im Unternehmen ergeben können (PwC, 2020; Stowasser & Suchy, 2020). Dazu gehören u.a. die Vereinbarung von ganzheitlichen Gefährdungsbeurteilungen und die Beachtung von Kriterien der Ergonomie, was auch arbeitsbezogene psychische Aspekte umfasst. Letztendlich sollte der Einsatz von KI-Systemen zu einer deutlichen Arbeitserleichterung für die Gesamtheit der Beschäftigten führen. Ein Beispiel zur Förderung einer partizipativen Unternehmenskultur ist die gemeinsame Erarbeitung von selbstverpflichtenden KI-Leitlinien, welche beispielweise den Umgang mit (personenbezogenen) Daten sowie weitere Interessen der Beschäftigten beinhalten (Stowasser & Suchy, 2020). Die Bildung und Wahrung einer unternehmenseigenen KI-Governance spielt eine wesentliche Rolle. Aspekte wie Dateneigentum, der Zugriff und die Sicherheit von Daten müssen festgelegt werden. Außerdem müssen genutzte KI-Modelle fair, erklärbar und robust sein sowie

ethischen und gesetzlichen Ansprüchen genügen (PwC, 2020). Auch die Beschäftigung mit der Frage, wie sich Prozesse, Organisationsstrukturen, Fähigkeiten und Kompetenzanforderungen verändern, gehört zu dieser Phase (Stowasser & Suchy, 2020) (siehe Abschnitt 4.2.3).

Phase 2 – Planung und Gestaltung

Im zweiten Schritt wird die Gestaltung der Schnittstelle zwischen Beschäftigten und dem KI-Systemen vorgenommen (siehe Abschnitt 4.2.2). Wichtig bei der Gestaltung der Schnittstelle sind Transparenz und Erklärbarkeit bezogen auf die Datennutzung sowie die durch KI-Systeme entstehenden Analysemöglichkeiten. Alle relevanten Informationen sollten für den Nutzenden verständlich aufbereitet sein. Die Themen Datenschutz und Umgang mit personenbezogenen Daten könnten z.B. durch eine Betriebsvereinbarung aufgegriffen und verbindlich geregelt werden. Zudem sollten Belastungsprofile erstellt und die Beschäftigungsentwicklung genauer betrachtet werden.

Phase 3 – Vorbereitung und Implementierung

Werden die KI-Systeme in die Fertigungsprozesse integriert, müssen die Beschäftigten rechtzeitig, mittels geeigneter Qualifizierungsmaßnahmen auf die neuen Aufgaben vorbereitet werden (siehe Abschnitt 4.2.3). Zur Förderung der Akzeptanz der Beschäftigten bzgl. des KI-Systems ist ein grundlegendes Verständnis der technischen Funktionsweise und der verwendeten Software sowie insbesondere ein Bewusstsein in Bezug auf die Verwendung von Daten vorausgesetzt. Dies kann zum Beispiel durch regelmäßige Lern- und Wissensaustauschformate für Beschäftigte unterstützt werden.

Bei der Veränderung von Aufgaben- und Tätigkeitsprofilen sowie der Umgestaltung von der Organisation der Arbeit sollten Betroffene aktiv einbezogen werden. Außerdem sind Pilotprojekte zum Experimentieren hilfreich, damit auf Basis der hierdurch gesammelten Erfahrungen Anpassungen vorgenommen werden können. Das Erproben und Lernen anhand eines praktischen Anwendungsfalls sollte Teil des Transformationsprozesses sein, da hier eine breitere Informationsbasis auch für die vorherigen Phasen geschaffen wird (bspw. zur Funktionsweise des KI-Systems und den Kompetenzanforderungen) so wie das Erfahrungswissen der Mitarbeitenden noch besser einbezogen werden kann.

Phase 4 – Evaluation und Anpassung

Schon in den Experimentierphasen sollte die Arbeit mit dem KI-System von den Beschäftigten kontinuierlich bewertet werden. Werden bspw. bei den Ergebnissen der Folgeabschätzungen sowie der Gefährdungsbeurteilung Diskrepanzen festgestellt, sind etwaige Anpassungen und Verbesserungen zeitnah durchzuführen. Die Erkenntnisse aus der regelmäßigen Evaluation des KI-Einsatzes können zudem für weitere Innovationsprozesse genutzt werden (Stowasser & Suchy, 2020).

Auf die in Phase 2 kurz dargestellte Gestaltung der Mensch-Maschine-Schnittstelle wird im nächsten Kapitel genauer eingegangen, indem ein Kriterienkatalog aufgezeigt wird.

4.2.2 Gestaltungsansätze für die Mensch-Maschine-Schnittstelle in der Fertigung

Um an die Vorteile und Potenziale menschlichen Denkens und Handelns bestmöglich anzuknüpfen, so dass sich der Mensch und das KI-System sinnvoll ergänzen, ist eine aktive Gestaltung der Mensch-Maschine-Schnittstelle erforderlich. Abbildung 6 gibt einen Überblick über die Kriterien der Gestaltung für die Mensch-Maschine-Schnittstellen nach Huchler et al. (2020), welche vier unterschiedlichen Clustern zugeordnet sind.

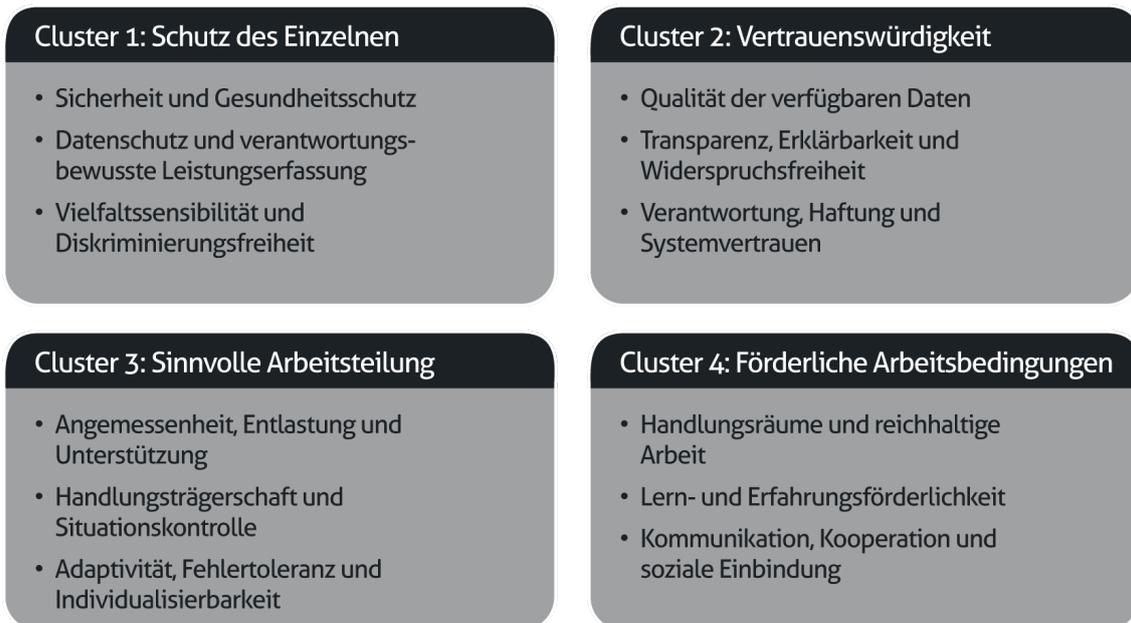


Abbildung 6: Kriterien für die Gestaltung der Mensch-Maschine-Interaktion (Eigene Darstellung in Anlehnung an Huchler et al. (2020, S. 3))

Das erste Cluster beinhaltet unterschiedliche Themenschwerpunkte, die den einzelnen Menschen vor Risiken und negativen Folgen der Nutzung von KI schützen sollen. Vor allem darf **keine Gefährdung der menschlichen Gesundheit** entstehen und Personen- und Sachschäden sowie negative physische oder psychische Beanspruchungen müssen vermieden werden (Huchler et al., 2020). Aufgrund der Komplexität der menschlichen Gesundheit kann es an dieser Stelle sinnvoll sein, Erkenntnisse aus anderen Disziplinen wie der Psychologie, Medizin und/oder Ergonomie zu berücksichtigen. Entsprechendes Wissen kann unternehmensintern durch eigene Recherchen erschlossen werden oder es werden Konsultationen durch externe Fachberatende aus den entsprechenden Bereichen in Anspruch genommen. Im Rahmen der Gestaltung der Mensch-Maschinen-Schnittstelle sollte neben der Arbeitsumwelt auch an die **Arbeitsinhalte** gedacht werden, die sich durch den Einsatz von KI auf dem Shopfloor ebenfalls verändern werden. Es ist nicht nur der Aspekt der Überforderung, der gefährlich werden kann. Auch Unterforderung und Langeweile durch einseitige Tätigkeiten, können bei den Mitarbeitenden zu psychischen sowie physischen Problemen führen. Gerade durch abneh-

mende Aufmerksamkeit bei Unterforderung und/oder Langeweile kann es z.B. zu Arbeitsunfällen kommen, wenn Gefahrensituationen plötzlich auftreten, auf die nicht schnell genug reagiert werden kann. An dieser Stelle sind auch Aufgaben zu erwähnen, bei denen der Mensch die Rolle des Überwachenden einnimmt. Bei diesen so genannten Vigilanzaufgaben ist ein konstant hohes Level an Aufmerksamkeit erforderlich. Diese Art von Tätigkeiten ist äußerst anstrengend für den menschlichen Organismus und kann nicht über sehr lange Zeitspannen aufrechterhalten werden (Becker-Carus & Wendt, 2017). Entscheiderinnen und Entscheider sollten diese Zusammenhänge bekannt sein, sodass sie diese bei der Gestaltung von entsprechenden Tätigkeitsanforderungen berücksichtigen können und Mitarbeitende beispielsweise **Vigilanzaufgaben nur für begrenzte, relativ kurze Zeiträume** übernehmen. Ein Feedback vom System, ob die Reaktion richtig oder falsch ist, kann dabei für kognitive Entlastung sorgen (Becker-Carus & Wendt, 2017). Zum Cluster „*Schutz des Einzelnen*“ gehört auch, dass die **Persönlichkeitsrechte der Beschäftigten** eingehalten werden, von der Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) über das Arbeitsrecht bis hin zu Mitbestimmungsgesetzen. Insbesondere dürfen Datenanalysen nicht zur Leistungskontrolle und Überwachung führen. Dem wird durch **Berücksichtigung von Datenschutzbestimmungen in der technischen Entwicklungsphase** entgegengewirkt, bspw. durch Aggregation von Daten, welche keinen Rückschluss auf einzelne Personen zulassen. Zum Beispiel können Kameras Gesichter anonymisieren, Datenlöschfunktionen voreingestellt oder Zugriffsrechte und Verwendungsmöglichkeiten eingeschränkt werden. Durch den Einsatz von KI kann Diskriminierung entstehen, wenn gesellschaftlich etablierte Vorurteile durch die (selbst-)lernenden Systeme reproduziert werden. Eine **Sensibilisierung für Vielfalt** sowie eine sorgfältige Auswahl von Trainingsdaten und -methoden können Diskriminierung in der Mensch-Maschine-Interaktion vermeiden (Huchler et al., 2020).

Im zweiten Cluster mit dem Titel „*Vertrauenswürdigkeit*“ dienen drei Kriterien als zentrale Gestaltungsfelder zur Förderung von Vertrauen und Akzeptanz von KI. Erstens sollten die zugrundeliegenden Daten **frei von Verzerrungen, Fehlern und Diskriminierung** sein, um nicht zuletzt auch die Qualität der statistischen Vorhersagen der KI zu erhöhen. Bereits bei der Entwicklung sollte auf eine ausreichende Datenbasis sowie auf eine klare Vorstellung über die notwendigen Daten geachtet werden. Zweitens sind **niedrigschwellige und zielgruppenorientierte Möglichkeiten zur Nachvollziehbarkeit von KI-Systemen** zu entwickeln. Beschäftigte sollten die generelle Funktionsweise nachvollziehen können und das System sollte widerspruchsfrei gestaltet sein. Um Transparenz und Beherrschbarkeit der KI-Systeme sicherzustellen, sollten **für die Interaktion mit der Maschine erforderliche Informationen, Ressourcen und Kompetenzen definiert** werden, damit der Mensch handlungsfähig bleibt und die Verantwortung übernehmen kann (Huchler et al., 2020).

Wichtige Ansatzpunkte bietet auch die KI-Regulierung der Europäischen Union: Es muss sichergestellt werden, dass die in der EU eingesetzten KI-Systeme **sicher, transparent,**

nachvollziehbar, nichtdiskriminierend und **umweltfreundlich** sind. KI-Systeme sollten von Menschen und nicht von der Automatisierung überwacht werden, um schädliche Ergebnisse zu verhindern. 2021 hat die Europäische Kommission den ersten EU-Rechtsrahmen für KI vorgeschlagen, in dem empfohlen wird, KI-Systeme je nach Risikograd einzustufen und zu regulieren. Am 14. Juni 2023 wurde im Europäischen Parlament das Gesetz über künstliche Intelligenz angenommen, das bis Ende 2023 von den EU-Mitgliedstaaten überprüft werden soll (vgl. Europäisches Parlament, 2023).

Es sollte eine sinnvolle Arbeitsteilung (Cluster 3) zwischen Menschen und Maschine gefunden werden, die Beschäftigte in ihrer Arbeit nachhaltig entlastet und unterstützt. Bereits bei der Entwicklung von KI-basierten Assistenzsystemen sollten die unterschiedlichen Fähigkeiten und Eigenschaften von Menschen und Technik berücksichtigt werden. Die Technik soll dem Menschen angepasst werden, was eine **situations- und nutzerspezifische Gestaltung des KI-Systems** erfordert. Beschäftigte und Führungskräfte sollten Potenziale aber auch Grenzen von KI realistisch einschätzen können (Huchler et al., 2020).

Auch wenn durch KI ein Teil der Handlungsträgerschaft (Wer stößt Handlungen an?) und Situationskontrolle (Wer koordiniert die Situation?) an das System übergeht, sollten die Beschäftigten im Sinne positiver Selbstwirksamkeitserfahrungen ein **hohes Maß an Handlungsträgerschaft und Situationskontrolle** beibehalten. Auch muss für jeden Arbeitsschritt ersichtlich sein, wer (Mensch oder Technik) zum jeweiligen Zeitpunkt verantwortlich ist.

Zum dritten Cluster gehört auch der Punkt **Adaptivität, Fehlertoleranz und Individualisierbarkeit**, was insbesondere die flexible Anpassung an die Umwelt und Bedürfnisse der Nutzerinnen und Nutzer beinhaltet.

Im vierten und letzten Cluster geht es darum, **förderliche Arbeitsbedingungen** zu schaffen, indem menschliche Grundbedürfnisse während des Entwicklungs- und Nutzungsprozesses in den Mittelpunkt gestellt werden. Dies bedeutet zum einen, dass Handlungsspielräume von Beschäftigten gesichert und (wo sinnvoll auch) erweitert werden und die Arbeit, die **sinnvoll, motivierend und gesundheits- sowie persönlichkeitsförderlich** ist, nicht vom technischen System übernommen werden. Zum anderen sollte die Interaktion mit dem KI-System **lern- und erfahrungsförderlich** sein, wofür u.a. die Nachvollziehbarkeit des KI-Systems vorausgesetzt ist. So werden Beschäftigte in ihrer Selbstwirksamkeit gestärkt und Kompetenzen, Erfahrungen und Wissen bleiben erhalten. Das Kriterium „*Kommunikation, Kollaboration und soziale Einbindung*“ umfasst die Sensibilisierung von KI für soziale Kontexte. KI-basierte Systeme sollen zum einen „*Kooperationspartner*“ sein, zum anderen aber auch zwischenmenschliche Kommunikation, Kooperation und Verbundenheit nicht verhindern, sondern unterstützen, indem sie z.B. bei Standardkommunikation entlasten (Daten selbstständig sammeln) oder Wissensträger identifizieren und „*matchen*“ (ebd.).

4.2.3 Frühzeitige Qualifizierung und Weiterbildung von Beschäftigten in der Fertigung

Zu den größten Hemmnissen bei der Einführung von KI-Technologien im Unternehmen zählen fehlendes Wissen und Erfahrung bzgl. Künstlicher Intelligenz (André et al., 2021; Fraunhofer IPA & Fraunhofer IAO, 2019). Laut der IDG-Studie „*Machine Learning 2021*“ zählt fehlendes Fachpersonal bei 37 Prozent der Unternehmen zu den größten Problemen (IDG Research Services, 2021).

Insbesondere mittelständische Unternehmen, welche über 99 Prozent aller Unternehmen in Deutschland ausmachen, verfügen über **fehlendes KI-Know-how** und **fehlende Fachkräfte** im Unternehmen (Metternich et al., 2021). Zusätzlicher Bedarf an Weiterbildung, um KI-Projekte umzusetzen, sehen laut der aktuellen IDG-Studie die Hälfte der Unternehmen im IT-Bereich (49,4 Prozent), wohingegen ein Viertel der Befragten (23,2 Prozent) in allen Unternehmensbereichen einen Nachholbedarf bzgl. KI-Know-how sehen. Der Meinung, dass ein Großteil der gesamten Belegschaft **KI-Schulungen** benötigt, sind vor allem die oberste Führungsebene (33,8 Prozent) und die Produktion (30 Prozent) (IDG Research Services, 2021).

Eine frühzeitige Qualifizierung und Weiterbildung der Belegschaft ist deshalb eine wichtige Voraussetzung für eine erfolgreiche Einführung von KI in der Fertigung. Dazu müssen in Unternehmen neue Anforderungen und Rollen definiert und diese mit geeigneten Fachkräften – intern oder extern – besetzt werden. Dabei besteht ein sinnvoller erster Schritt darin, das Wissen der im Unternehmen beschäftigten Prozess- sowie IT-Experten bezüglich KI auszubauen. Sie werden entscheidend in der Pilotphase sein, um passende KI-Anwendungen auszuwählen, die Prozessdigitalisierung voranzutreiben sowie die Antwort auf Detailfragen zu liefern. Parallel sollten geeignete Kandidaten identifiziert werden, die über ein tiefes Verständnis von KI und deren Funktionsweise verfügen und digitale Geschäftsmodelle entwickeln können (PwC, 2019). Laut der Studie des Fraunhofer IPA und Fraunhofer IAO (2019) kann noch nicht gesagt werden, wie sich die Kompetenzanforderungen durch die Anwendung und Entwicklung von KI – im Vergleich zu den anderen digitalen Technologien – genau verändern oder welche zusätzlich entstehen werden. Die Digitalisierungsinitiativen der Unternehmen haben gezeigt, dass die Kompetenzen, **Daten zu analysieren, aufzubereiten** und mit Informationssystemen umzugehen sowie **Prozess- und Systemkompetenzen** zunehmend wichtiger werden. Mitarbeitende in der Fertigung benötigen (Grundlagen-)Kenntnisse im Bereich von Data Science und Analytics (PwC, 2020). Wie in Abschnitt 4.2.1 dargestellt, sind neben Qualifizierungs- und Weiterbildungsangeboten, die **Umsetzung konkreter KI-Projekte** zum Kompetenzaufbau der Beschäftigten zu nutzen. Die KI-Expertinnen und -Experten beginnen zunächst mit einer fragmentierten und unkoordinierten Nutzung von (Maschinen-)Daten und entwickeln gemeinsam mit den Mitarbeitenden aus der Fertigung KI-Lösungen für konkrete Anwendungsfälle. Diese spezifischen Anwendungsszenarien bilden den Ausgangspunkt für die Definition von Kompetenzanforderungen.

Die **Kompetenzarchitektur 4.0** ist ein Instrument für die Konkretisierung von Kompetenzprofilen unterschiedlicher Beschäftigtengruppen, die in diese Szenarien direkt oder indirekt involviert sind. Die veränderten Anforderungen betreffen sowohl die technische als auch die soziale und kognitive Dimension (siehe Abbildung 7).

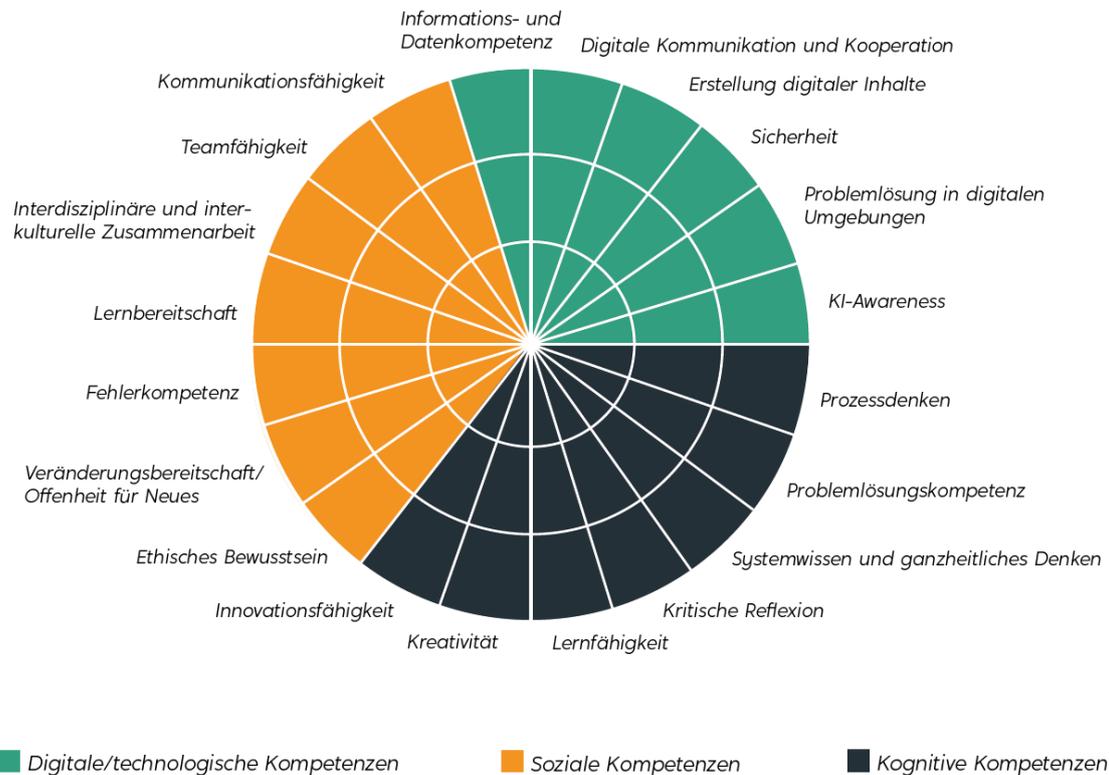


Abbildung 7: Instrument der Kompetenzarchitektur 4.0 (Franken et al., 2022)

Für einen breiten, praxisorientierten Einsatz sollen **beispielhafte Rollenprofile** analysiert werden, um zu veranschaulichen, wie sich Kompetenzen im KI-Zeitalter für unterschiedliche Rollen in Unternehmen konkret weiterentwickeln müssen. Dazu müssen konkrete KI-Anwendungssettings und die entsprechenden Veränderungen bei den Rollen und Kompetenzen beschrieben und visualisiert werden (Franken et al., 2022). KI-Kompetenzen werden so zu einem festen Bestandteil der Belegschaft in der Fertigung und jeglicher Arbeits- sowie Organisationseinheit des Unternehmens (PwC, 2020).

5 Fazit

Es ist nicht die Frage, ob ein Unternehmen KI-Technologien in der Fertigung einführt, sondern eher zu welchem Zeitpunkt und mit welchem Erfolg. Um in der immer komplexer werdenden IT-Infrastruktur mit anderen Unternehmen mithalten sowie steigenden Erwartungen von Kundinnen und Kunden gerecht werden zu können, brauchen Unternehmen die Unterstützung selbstlernender Systeme (IDG Research Services, 2021).

Für die Einführung von KI-Technologien in der Fertigung sollten sich Unternehmen zu Beginn mit Einsatzmöglichkeiten und Grenzen von KI auseinandersetzen. Das vorliegende Working Paper gibt einen Überblick über relevante Werkzeuge und KI-Anwendungsgebiete in der Fertigung auf Grundlage derer sich Unternehmen anhand eigener Problemstellungen mögliche Anwendungsfälle auswählen können. Ein Bewusstsein für die Chancen und Herausforderungen, die sich durch den Einsatz von KI in der Fertigung ergeben können, unterstützt bei der Planung und erfolgreichen Einführung von KI.

Um die Chancen zu nutzen und den Herausforderungen zu begegnen, sollten bei der Einführung von KI neben den technischen Aspekten vor allem die Ebenen Mensch und Organisation betrachtet werden. Die Handlungsempfehlungen bei der Einführung von KI in der Fertigung befassen sich demnach mit der Ebene der Technik und der Ebene des Menschen und der Organisation. Während auf der Ebene der Technik zunächst mögliche KI-Anwendungsfälle und ihr Mehrwert identifiziert werden und sich das Unternehmen mit den dafür benötigten Daten und Technologien befasst, beschreiben die Handlungsempfehlungen auf der Ebene des Menschen und der Organisation die Gestaltung der Veränderungen der Arbeit der Beschäftigten, auch in Bezug auf die Zusammenarbeit mit der Maschine bzw. Technik und Qualifizierungserfordernissen.

Das Working Paper stellt für die Einführung von KI in der Produktion mögliche Vorgehensweisen und Modelle zusammen, die jedoch von den Experten und Führungskräften eines Unternehmens individuell und unternehmensspezifisch hinterfragt werden sollten. Zukünftig wären Erfahrungen beim Einsatz dieser Ansätze notwendig, um diese zu evaluieren und zu verbessern.

Erforderlich und erfolgssteigernd ist dabei eine partizipative Vorgehensweise, die diverse Interessengruppen – Management, Beschäftigte, Betriebsrat, externe Stakeholder etc. – miteinbezieht, um die KI-Anwendungen im Interesse des Unternehmens, der Beschäftigten und der Gesellschaft zu gestalten.

6 Literaturverzeichnis

- André, E., Bauer, W., Braun, M., Dang, C.-T., Peissner, M. & Weitz, K. (2021). *KI-Kompetenzentwicklung bei Sach- und Produktionsarbeit*. https://doi.org/10.48669/pls_2021-4
- Becker-Carus, C. & Wendt, M. (2017). *Allgemeine Psychologie*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-53006-1>
- Bendel, O. (2023). *ChatGPT Definition: Was ist "ChatGPT"?*. <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/chatgpt-124904/version-387743>
- Bitkom (2019). *Blick in die Blackbox. Nachvollziehbarkeit von KI-Algorithmen in der Praxis*. https://www.bitkom.org/sites/default/files/2019-10/20191016_blick-in-die-blackbox.pdf
- Bitkom (2022). *KI gilt in der deutschen Wirtschaft als Zukunftstechnologie – wird aber selten genutzt*. <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Kuenstliche-Intelligenz-2022>

- Bitkom (2023). *ChatGPT & Co.: Jedes sechste Unternehmen plant KI-Einsatz zur Textgenerierung*. <https://www.bitkom-research.de/news/chatgpt-co-jedes-sechste-unternehmen-plant-ki-einsatz-zur-textgenerierung>
- Die Bundesregierung (2021). *KI-Monitoring: Standortbeschreibung für Deutschland*. <https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Studien/potenziale-kuenstlichen-intelligenz-im-produzierenden-gewerbe-in-deutschland.html>
- Capgemini (2019). *Scaling AI in Manufacturing Operations: A Practitioners' Perspective*. <https://www.capgemini.com/wp-content/uploads/2019/12/AI-in-manufacturing-operations.pdf>
- Chandola, V., Banerjee, A. & Kumar, V. (2009). Anomaly detection. *ACM Computing Surveys*, 41(3), 1–58. <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>
- Deckert, R. & Meyer, E. (2020). *Digitalisierung und Künstliche Intelligenz*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-31795-9>
- Deloitte (2023). *KI-Studie 2022: Beschleunigung der KI-Transformation. Wie Unternehmen Künstliche Intelligenz nutzen: Vier zentrale Handlungsfelder für Deutschland*. <https://www2.deloitte.com/de/de/pages/trends/ki-studie-2022.html>
- Dengel, A. (2012). *Semantische Technologien*. Spektrum Akademischer Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-8274-2664-2>
- Döbel, I., Leis, M., Molina Vogelsang, M., Neustroev, D., Petzka, H., Riemer, A., Rüping, S., Voss, A., Wegele, M. & Welz, J. (2018). *Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung*.
- Dukino, C., Friedrich, M., Ganz, W., Hämmerle, M., Kötter, F., Meiren, T., Neuhüttler, J., Renner, T., Schuler, S. & Zaiser, H. (2019). *Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis*. <https://doi.org/10.24406/publica-fhg-300040>
- Europäisches Parlament (2023). *KI-Gesetz: erste Regulierung der künstlichen Intelligenz*. <https://www.europarl.europa.eu/news/de/headlines/society/20230601STO93804/ki-gesetz-erste-regulierung-der-kunstlichen-intelligenz>
- Franken, S. & Mauritz, N. (2021). Gender and Artificial Intelligence – Differences Regarding the Perception, Competence Self-Assessment and Trust. In F. Keusch, B. Struminskaya, O. Hellwig, S. Oglesby, C. M. Stützer & A. Wachenfeld-Schell (Vorsitz), *23rd General Online Research Conference*, Berlin.
- Franken, S., Mauritz, N. & Prädikow, L. (2022). Kompetenzen für KI-Anwendungen – Theoretisches Modell und partizipative Erfassung und Vermittlung in Unternehmen. In S. A. GfA (Vorsitz), *Frühjahrskongress 2022*, Magdeburg.
- Fraunhofer (2018). *Selbstlernendes Assistenzsystem für effiziente Prozesse*. <https://www.fraunhofer.de/de/presse/presseinformationen/2018/juni/selbstlernendes-assistenzsystem-fuer-effiziente-prozesse.html>
- Fraunhofer IOSB-INA (o.D.). *Assistenzsysteme*. <https://smartfactory-owl.de/assistenzsysteme/>
- Fraunhofer IPA & Fraunhofer IAO (2019). *Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Produktionsumfeld*. <https://www.i40-bw.de/wp-content/uploads/2020/09/Studie-Einsatzfelder-KI-im-Produktionsumfeld.pdf>

- Fraunhofer IPT (o.D.). *Machine learning in production: application fields and free-access data records*. <https://www.ipt.fraunhofer.de/de/angebot/digitalisierung/ki/maschinelles-lernen.html>
- Groth, O. (2018). *Vergleich nationaler Strategien zur Förderung von künstlicher Intelligenz*. Konrad-Adenauer-Stiftung e. V.
- Gursch, H., Wuttei, A. & Gangloff, T. (2016). Learning Systems for Manufacturing Management Support. *SamI40 workshop at i-KNOW*.
- Haag, C. & Pyschny, N. (2023). Künstliche Intelligenz für die industrielle Produktion – Ein kontextorientierter Bewertungsrahmen. In D. R. A. Schallmo, K. Lang, T. Werani, B. Krumay (Hrsg.). *Digitalisierung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-36634-6>
- Harding, J. A., Shahbaz, M., Srinivas & Kusiak, A. (2006). Data Mining in Manufacturing: A Review. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 128(4), 969–976. <https://doi.org/10.1115/1.2194554>
- Herrmann, F. (2020). Die Smart Factory und ihre Risiken. *Anwendungen und Konzepte der Wirtschaftsinformatik*(12), 70–83.
- Huchler et al. (2020). *Kriterien für die Mensch- Maschine-Interaktion bei KI: Ansätze für die menschengerechte Gestaltung in der Arbeitswelt*. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG2_Whitepaper2_220620.pdf
- IDG Research Services. (2021). *Studie Machine Learning 2021*. <https://www.lufthansa-industry-solutions.com/de-de/studien/idg-studie-machine-learning-2021>
- Krahe, C., Bräunche, A., Jacob, A., Stricker, N. & Lanza, G. (2020). Deep Learning for Automated Product Design. *Procedia CIRP*, 91, 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.135>
- Krauß, J., Dorißen, J., Mende, H., Frye, M. & Schmitt, R. H. (2019b). Machine Learning and Artificial Intelligence in Production: Application Areas and Publicly Available Data Sets. In J. P. Wulfsberg, W. Hintze & B.-A. Behrens (Hrsg.), *Production at the leading edge of technology* (S. 493–501). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-60417-5_49
- Krauß, J., Dorißen, J., Mende, H., Frye, M. & Schmitt, R. H. (2019a). Maschinelles Lernen in der Produktion - Anwendungsgebiete und frei verfügbare Datensätze. *industrie 4.0 Management*, 2019(4), 39–42. https://doi.org/10.30844/I40M_19-4_S39-42
- Kreutzer, R. T. & Sirrenberg, M. (2019). *Künstliche Intelligenz verstehen*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-25561-9>
- Lackes, R., Siepermann, M. & Lübbecke, M. (2018). *Algorithmus*. <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/algorithmus-27106/version-250769>
- Luber, S. & Litzel, N. (2018). *Was ist ein Data Lake?* <https://www.bigdata-insider.de/was-ist-ein-data-lake-a-686778/>
- McKinsey. (2016). *The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World*. In collaboration with McKinsey Analytics. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-age-of-analytics-competing-in-a-data-driven-world>
- McKinsey. (2017). *Smartening up with Artificial Intelligence (AI) - What's in it for Germany and it's Industrial Sector?* https://www.mckinsey.com/~/_media/mckinsey/industries/semiconductors/

- Metternich, J., Biegel, T., Bretones Cassoli, B., Hoffmann, F., Jourdan, N., Rosemeyer, J., Stanula, P. & Ziegenbein, A. (2021). *Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand*.
- MIT Technology Review. (2019). *We analyzed 16,625 papers to figure out where AI is headed next*. <https://www.technologyreview.com/s/612768/we-analyzed-16625-papers-to-figure-out-where-ai-is-headed-next/>
- PwC (2019). *Künstliche Intelligenz in Unternehmen*. <https://www.pwc.de/de/digitale-transformation/kuenstliche-intelligenz/studie-kuenstliche-intelligenz-in-unternehmen.pdf>
- PwC (2020). *An introduction to implementing AI in manufacturing*. <https://www.pwc.com/gx/en/industries/industrial-manufacturing/publications/introduction-implementing-ai-manufacturing.html>
- Siebel, T. (2023). *KI in der Produktion: vielversprechend, aber schwer umzusetzen*. <https://www.springerprofessional.de/kuenstliche-intelligenz/produktion---produktions-technik/ki-in-der-produktion--vielversprechend--aber-schwer-umzusetzen/24030288>
- Siemens AG (2017). *Siemens driving digital transformation with \$10 billion investment in U.S. software companies since 2007*. <https://press.siemens.com/global/en/pressrelease/siemens-driving-digital-transformation-10-billion-investment-us-software-companies>
- Storm, A., Marschall, J., Hildebrandt-Heene, S., Kleinlercher, K.-M. & Nolting, H.-D. (Hrsg.) (2020). *Beiträge zur Gesundheitsökonomie und Versorgungsforschung: Band 33. Stress in der modernen Arbeitswelt: Sonderanalyse: Digitalisierung und Homeoffice in der Corona-Krise*. medhochzwei.
- Stowasser, S. & Suchy, O. e. a. (Hrsg.) (2020). *Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das Change- Management: Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme*. München. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG2_Whitepaper_Change_Management.pdf
- Stroebe, W. (2014). Strategien zur Einstellungs- und Verhaltensänderung. In K. Jonas, W. Stroebe & M. Hewstone (Hrsg.), *Springer-Lehrbuch. Sozialpsychologie* (S. 231–268). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41091-8_7
- Trinks, S. & Felden, C. (2019). Smart Factory – Konzeption und Prototyp zum Image Mining und zur Fehlererkennung in der Produktion. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 56(5), 1017–1040. <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00529-2>
- VDM. (2018). *Quick Guide Machine Learning im Maschinen- und Anlagenbau*. <https://www.vdma.org/documents/34570/1052572/Quick-Guide%20Machine%20Learning%20-KI.pdf/8021ab42-79a6-5c72-c4f6-20b6c49ad54a>
- Wang, J., Ma, Y., Zhang, L., Gao, R. X. & Wu, D. (2018). Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 144–156. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>
- Weber, R. & Seeberg, P. (2020). *KI in der Industrie: Grundlagen, Anwendungen, Perspektiven*. Hanser.
- Wennker, P. (2020). *Künstliche Intelligenz in der Praxis: Anwendungen in Unternehmen und Branchen: KI wettbewerbs- und zukunftsorientiert einsetzen*. Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-30480-5>
- Wittpahl, V. (2019). *Künstliche Intelligenz*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-58042-4>

IMPRESSUM

Verantwortlich für den Inhalt

Prof. Dr. Swetlana Franken, Hochschule Bielefeld
Nina Mauritz, Hochschule Bielefeld
Lotte Prädikow, Hochschule Bielefeld
Malte Wattenberg, Hochschule Bielefeld
Prof. Dr. Sascha Armutat, Hochschule Bielefeld

Fotos/Abbildungen

Titel: Gorodenkoff Productions OU; Adobe Stock
S. 3: it's OWL Clustermanagement, Hochschule Bielefeld
S. 6, 7, 8, 16, 18, 20, 24: Hochschule Bielefeld

Gestaltung & Redaktion

Salome Leßmann
it's OWL Clustermanagement GmbH

Empfohlene Zitierweise

Franken, S.; Mauritz, N.; Prädikow, L.; Wattenberg, M.; Armutat, S. (2023): KI-Anwendungen in der Fertigung - Chancen, Herausforderungen, Handlungsempfehlungen. Working-Paper-Reihe des Kompetenzzentrums Arbeitswelt.Plus, Paderborn, Nr. 6, <https://doi.org/10.55594/LIQI5486>

Erscheinung

07/2023



Möchten Sie mehr über die Forschungsarbeit im Kompetenzzentrum Arbeitswelt.Plus erfahren? Auf unserer Website finden Sie detaillierte Informationen zu allen Forschungsschwerpunkten.

Kompetenzzentrum Arbeitswelt.Plus

c/o it's OWL Clustermanagement GmbH

Zukunftsmeile 2

33012 Paderborn

www.arbeitswelt.plus



GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wird durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Programm „Zukunft der Wertschöpfung – Forschung zu Produktion, Dienstleistung und Arbeit“ gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei der Autorin / beim Autor.