

1 Einleitung

»Much of the difficult but abstract work of AI research has been done, and it's now time for entrepreneurs to roll up their sleeves and get down to the dirty work of turning algorithms into sustainable businesses.«¹

Das Zitat von LEE ist repräsentativ für diese Arbeit. Ein Großteil der für einen Erfolg der Technologie maschinellen Lernens (ML) notwendigen theoretischen Vorarbeiten wurde geleistet. Trotzdem findet der Transfer in praktische Anwendungen der vernetzten, adaptiven Produktion² nur begrenzt statt. Ziel dieser Arbeit ist es daher, die Applikationsmöglichkeiten maschinell lernender Systeme (MLS) in der Produktionsumgebung der Zukunft aufzuzeigen.

Dieses Kapitel gibt dabei einen einleitenden Überblick. Nachfolgend werden die Ausgangssituation und Motivation erläutert (Kapitel 1.1). Anschließend wird die praktische und wissenschaftliche Problemstellung beschrieben (Kapitel 1.2) und die Zielsetzung vorliegender Arbeit dargelegt (Kapitel 1.3). Abschließend werden der forschungsmethodische Ansatz und der Aufbau der Arbeit beschrieben (Kapitel 1.4).

1.1 Ausgangssituation und Motivation

Produzierende Unternehmen stehen gegenwärtig vor besonderen Herausforderungen. U. a. die zunehmende Individualisierung von Kundenwünschen treibt die Nachfrage nach Produkten in nur geringer Stückzahl³. Diese Segmentierung des Absatzes induziert ein immer variantenreicheres Produktportfolio der Unternehmen. Eine zusätzliche Belastung ist gegenwärtig der intensive globale Wettbewerb und der damit verbundene Kosten- und Innovationsdruck. Die zur Sicherung des Erfolgs benötigten Wettbewerbsvorteile können z. B. erreicht werden, indem es produzierenden Unter-

¹ vgl. Lee (AI Superpowers), 2018, S. 19.

² abweichend vom Titel dieser Dissertationsschrift wird im Text durchgängig die grammatikalisch korrekte Schreibweise mit Komma verwendet

³ vgl. Schuh; Schmidt (Produktionsmanagement), 2014, S. 2.

nehmen gelingt, technologische Innovationen zur Produktivitätssteigerung oder Qualitätssicherung zu implementieren.⁴ Nachdem in den vergangenen Jahrzehnten vor allem Lean-Management, die Verlagerung von Arbeitsumfängen in Niedriglohnländer und Automatisierung der Arbeit vorangetrieben wurden, sind produzierende Unternehmen nun auf der Suche nach dem nächsten operativen Effektivitätshorizont, welcher gleichzeitig der formulierten individualisierungsbedingten Flexibilitätsanforderung gerecht wird.

Dieses Streben führte in den zurückliegenden Jahren zur zunehmenden Digitalisierung der Produktion und der Vision einer vernetzten, sich adaptiv an ein wandelndes Umfeld anpassenden Produktion^{5,6}. Die *vernetzte, adaptive Produktion* (auch bekannt unter dem weitgehend synonym verwendeten Begriff *Smart Factory*) ist bisher noch unerreicht. Jedoch sind viele produzierende Unternehmen auf dem Weg dorthin (50 % aller untersuchten Firmen weisen eine teilweise oder vollständig vernetzte Produktion auf).⁷ Insbesondere datenbasierte Analysen können in diesem Zusammenhang genutzt werden, um Fertigungsprozesse zu optimieren – bspw. durch Fehlerminimierung, Verkürzung der Lagerhaltungskosten, verbesserte Produktions- und Logistikplanung oder bessere Entscheidungsfindung⁸. Dies verspricht u. a. eine signifikante Erhöhung der Fertigungserträge durch z. B. geringere Ausfallzeiten oder Ausschusskosten⁹. Dabei ist die vollständige Automatisierung komplexer Aufgaben, bspw. eine dynamische Auftragsplanung auf Grundlage von Echtzeitdaten, durch Algorithmen denkbar¹⁰. Hier stoßen Unternehmen allerdings gegenwärtig an Grenzen. Trotz aller Vorzüge, die eine automatisierte Datenanalyse mit sich bringt, ist die technische Realisierung o. g. Szenarien nicht trivial. Etablierte Ansätze der Entwicklung von Algorithmen, welche auf Methoden der *imperativen Programmierung* (»if, then«) basieren, sind durch das volatile Umfeld und die begrenzte Abbildbarkeit aller möglichen Zustände der Produktion (d. h. erhöhter Komplexität) nur bedingt geeignet^{11,12}. Zum einen sind die gesammelten Daten oft unstrukturierter Natur. Die Datenquellen variieren z. B. hinsichtlich ihres Formats, der Genauigkeit der Messung oder der Einheit. Zum anderen führt die Vielzahl der Sensoren z. B. innerhalb einer Maschine zu einer sehr hohen Dimensionalität

⁴ vgl. Ganz; Warschat (Innovationsakteure stärken), 2012, S. 58.

⁵ vgl. Bauer et al. (Industry 4.0), 2015, S. 19.

⁶ vgl. Schuh et al. (Industry 4.0 Maturity Index), 2020a, S. 10.

⁷ vgl. Geissbauer et al. (Digital Factories 2020), 2017, S. 6.

⁸ vgl. Yao et al. (From Intelligent Manufacturing to Smart Manufacturing for Industry 4.0 Driven by Next Generation Artificial Intelligence and Further On), 2017, S. 313 ff.

⁹ vgl. Bauer et al. (Smartening up with Artificial Intelligence), 2017, S. 14 ff.

¹⁰ vgl. Mayr et al. (Machine Learning in Production), 2019, S. 50.

¹¹ vgl. Hong et al. (Connected vs. Automated Vehicles as Generators of Useful Data), 2014, S. 5.

¹² vgl. Brynjolfsson; Mitchell (What Can Machine Learning Do), 2017, S. 1531.

des Datensatzes. Dies kann zu Problemen bei standardmäßigen Rechenoperationen führen – insbesondere kann dies die Laufzeit des Algorithmus beeinträchtigen. Viele scheinbar simple Optimierungsprobleme haben bei großen Datensätzen und ohne Verwendung von ML-Algorithmen eine zeitlich bedingte Unlösbarkeit zur Folge.^{13,14} Die Freilegung der in den Daten liegenden Erkenntnisse erfordert somit einen neuartigen Ansatz der Programmierung von Algorithmen. Methoden der künstlichen Intelligenz (KI), insbesondere des ML, bieten das Potenzial, Probleme klassischer Programmierung zu umgehen und Wissen unter diesen komplexen Umgebungsbedingungen automatisiert aus Daten zu extrahieren^{15,16}. Komplexe Zusammenhänge echtzeitnah zu erfassen, Analysen stetig zu verbessern und sich externen Umweltfaktoren dynamisch anzupassen, sind drei wesentliche Vorteile MLS – die Einbettung von ML in reale Systeme – gegenüber klassischen Verfahren der Programmierung.¹⁷

Die Technologie ML wird, ähnlich wie die Elektrizität, als *Basistechnologie* eingestuft. D. h., sie ist allgegenwärtig, verbessert sich im Laufe der Zeit und generiert komplementäre Innovationen.¹⁸ Angetrieben durch eine große Menge zur Verfügung stehender Daten, eine deutlich höhere Rechenleistung sowie leistungsfähigere Algorithmen sind MLS ein wesentlicher Schlüssel zum Erreichen von Produktivität und Adaptivität. Die *Applikation MLS in der vernetzten, adaptiven Produktion* gilt daher gemeinhin als ausgesprochen vielversprechend.

1.2 Praktische und wissenschaftliche Problemstellung

Obwohl das allgemeine Potenzial von ML bekannt ist, vollzieht sich der Transfer in die unternehmerische Praxis nur langsam – 78 % der von BÖTTCHER ET AL. untersuchten Unternehmen haben höchstens erste, elementare Erfahrungen im Umgang mit ML gemacht¹⁹. Die theoretisch sehr gut verstandene und beschriebene Technologie schafft es bisher selten in praktische Anwendungen²⁰. Fehlende Erfahrung der Führungskräfte und Mitarbeiter erschweren die Entwicklung und den effizienten Einsatz MLS²¹. Die weitreichenden Möglichkeiten werden nur sporadisch realisiert. Durch mangelnde

¹³ vgl. Wüst et al. (Machine Learning in Manufacturing), 2016, S. 23 f.

¹⁴ vgl. Gaspers (Exponential Time Algorithms), 2010, S. 19.

¹⁵ vgl. Géron (Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow), 2017, S. 6.

¹⁶ vgl. Witten et al. (Data Mining), 2011, S. 4 f.

¹⁷ vgl. Géron (Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow), 2017, S. 7.

¹⁸ vgl. Brynjolfsson et al. (What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy?), 2018, S. 43.

¹⁹ vgl. Böttcher et al. (Machine Learning in deutschen Unternehmen), 2018.

²⁰ vgl. Lee (AI Superpowers), 2018, S. 19.

²¹ vgl. Berlucci et al. (Artificial Intelligence in the Real World), 2016, S. 113.

Kenntnis der Technologiepotenziale von ML und konstituierender Merkmale von Herausforderungen zur Anwendung der Technologie erkennen Unternehmen die relevanten Handlungsfelder der Technologie nicht, ihnen ist keine systematische Priorisierung und Auswahl von Anwendungsfällen möglich. Die Entwicklung funktionierender Lösungen für relevante Herausforderungen bleibt entweder komplett aus oder beschränkt sich auf weniger relevante Problemaspekte und -bereiche.

Das sich daraus ergebende praktische Problem produzierender Unternehmen liegt somit im Nichterkennen von Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion, die mit MLS überwunden werden können.

Dies führt bei produzierenden Unternehmen momentan zu hohen Ineffizienzen in mehreren Dimensionen: Die Entwicklung neuer MLS ohne systematisches Vorgehen führt zu *zeitlichen Ineffizienzen*. Ein durch Trial-and-Error-Vorgehen entstandenes, funktionierendes MLS ist möglicherweise nicht optimal und führt zu *technologischen Ineffizienzen*. Die ausbleibende Replikation funktionierender MLS bzw. das Auslassen von Synergieeffekten bei der Entwicklung neuer MLS führen zu *systemischen Ineffizienzen*. Schlussendlich übersehen Unternehmen durch die mangelnde Kenntnis der Technologiepotenziale relevante neue Einsatzfelder der Technologie, welches als *organisatorische Ineffizienz* bezeichnet werden kann.^{22,23}

Bestehende wissenschaftliche Arbeiten weisen im Hinblick auf das hier formulierte Forschungsvorhaben verschiedene Defizite auf (vgl. Kapitel 2.5). Speziell können vier Defizite identifiziert werden. Diese stellen sich dar als wenig differenziertes Verständnis der Potenziale MLS im Produktionskontext, eine fehlende Systematisierung der Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion, eine fehlende Analyse und Abgrenzung verschiedener Datenanalysetechnologien sowie das Nichterkennen von Herausforderungen in der vernetzten, adaptiven Produktion, die mit MLS überwunden werden können. Bestehende wissenschaftliche Ansätze verknüpfen also die Potenziale MLS nicht hinreichend gut mit den Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion. Die fehlende systematische Herleitung und Strukturierung der Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion sowie Abgrenzung verschiedener Datenanalysetechnologien von ML, insbesondere hinsichtlich ihrer Anwendungseigenschaften, verhindert in der Folge die Verknüpfung des Anwendungsnutzens von ML mit geeigneten Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion.

²² vgl. Rohrback (Führungskräfte bremsen digitale Transformation aus), 2017.

²³ vgl. Industrial AI (KI ist wichtig, die Umsetzung läuft noch schleppend), 2020.

Auf Basis dieser Problembeschreibung lässt sich die Zielsetzung dieser Arbeit spezifizieren und vier wesentliche Anforderungen an die Lösung ableiten. Erstens besteht wegen des wenig differenzierten Verständnisses MLS im Produktionskontext die Anforderung an die Lösung nach einer systematischen Beschreibung und Strukturierung MLS sowie Zuordnung ihrer typischen Potenziale im Kontext der vernetzten, adaptiven Produktion. Zweitens besteht wegen der fehlenden Systematisierung von Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion die Anforderung an die Lösung nach einer Beschreibung und Strukturierung der Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion. Drittens besteht wegen der fehlenden Analyse und Abgrenzung von Datenanalysetechnologien die Anforderung an die Lösung nach einer spezifischen Betrachtung der Gruppe von ML-Verfahren sowie Ableitung der die Applikation MLS konstituierenden Herausforderungsmerkmale. Viertens besteht wegen des Nichterkennens von Herausforderungen in der vernetzten, adaptiven Produktion, die mit MLS überwunden werden können, die Anforderung an die Lösung nach einem Abgleich der Eignung MLS für Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion.

1.3 Zielsetzung der Arbeit

Im Kern der Arbeit steht die Entmystifizierung des Anwendungsnutzens MLS zur Überwindung von Herausforderungen in der vernetzten, adaptiven Produktion und somit die Frage nach den *»Aufgaben, die ein Algorithmus oder eine Maschine [...] erfolgreich bewältigen kann«*.²⁴

Zur Erreichung dieses Ziels ist es erforderlich, dass die Identifikation und Strukturierung der Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion systematisch erfolgt. Dazu gilt es zunächst, konstituierende Merkmale für den Einsatz von Datenanalysetechnologien, insbesondere des ML, zu identifizieren. Auf Basis dieses Verständnisses werden anschließend die technologieinhärenten Wirkprinzipien des ML (z. B. *Umgang mit hochkomplexer Logik*) mit den Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion (z. B. *Herausforderungen zur Vorhersage von Zuständen*) verknüpft. Die Kenntnis der technologieinhärenten Wirkprinzipien ermöglicht es, die vernetzte, adaptive Produktion hinsichtlich des Einsatzes MLS zu analysieren, letztlich also typische relevante Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion zu identifizieren, für die eine Applikation MLS vielversprechend ist. Zusammenfassend lässt sich das Ziel des vorliegenden Forschungsvorhabens folgendermaßen formulieren:

²⁴ vgl. Daum (Missing Link), 2018.

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und direkte Anwendung einer Methodik zur *Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion*.

Nach KUBICEK ist der Ausgangspunkt eines explorativen Forschungsprozesses die Formulierung von gezielten Fragen²⁵. Ausgehend von der beschriebenen Zielsetzung lässt sich folgende übergeordnete Forschungsfrage formulieren:

»Ist eine *Applikation MLS in der vernetzten, adaptiven Produktion* sinnvoll?«

Die Beantwortung der Forschungsfrage erfolgt im Rahmen eines Forschungsprozesses, der sich durch folgende Teilforschungsfragen weiter strukturieren lässt:

- Welche durch Datenanalysetechnologien überwindbaren Herausforderungen existieren in der vernetzten, adaptiven Produktion und hinsichtlich welcher Kriterien lassen sich diese sinnvoll strukturieren?
- Welche konstituierenden Merkmale einer Herausforderung müssen für die Verwendung MLS gegeben sein und wie unterscheiden sich diese Merkmale von denen alternativer Datenanalysetechnologien?
- Wie lassen sich MLS systematisch hinsichtlich ihres Potenzials und eingesetzter Datenanalysetechnologien beschreiben und welche Anwendungsfälle existieren bereits heute?
- Für welche der identifizierten, potenziell durch Datenanalysetechnologien überwindbaren Herausforderungcluster ist die Applikation MLS sinnvoll?

Aus der Zielsetzung der Arbeit sowie dem beschriebenen Vorgehen lassen sich die folgenden Teilmodelle der Lösung ableiten:

- Modell zur Charakterisierung der vernetzten, adaptiven Produktion
- Modell zur Spezifikation konstituierender Herausforderungsmerkmale MLS
- Modell zur Charakterisierung MLS
- Modell zur Applikation MLS in der vernetzten, adaptiven Produktion

Um die Zielsetzung dieser Arbeit zu erreichen und die Forschungsfrage beantworten zu können, werden die Teilmodelle im Folgenden erarbeitet und integriert. Dafür wird die in Kapitel 1.4 beschriebene Vorgehensweise gewählt.

²⁵ vgl. Kubicek (Heuristische Bezugsrahmen und heuristisch angelegte Forschungsdesign als Elemente einer Konstruktionsstrategie empirischer Forschung), 1977, S. 15.

1.4 Vorgehensweise und Aufbau der Arbeit

Aufgrund der gegebenen Praxisnähe und der Interdisziplinarität des Problems vorliegender Arbeit bietet der systemtheoretische Forschungsprozess nach ULRICH einen geeigneten Ansatz zur Lösung²⁶. Dieser bildet folglich die wissenschaftlich-methodische Grundlage des gewählten Vorgehens. Die Kernidee des Forschungsansatzes ist die wissenschaftliche Überführung von Erkenntnissen der Grundlagenwissenschaften in praxisrelevante Anwendungen. Der Forschungsansatz ist durch drei Hauptfunktionen gekennzeichnet: eine *terminologische*, eine *heuristische* sowie eine *integrative* Funktion. Die terminologische Funktion schafft eine abstrakte, interdisziplinäre Begriffsstruktur ohne inhaltliche Voreingenommenheit über die Wirklichkeit. Durch die heuristische Funktion können vernachlässigte Aspekte und Zusammenhänge mithilfe von Modellen (re-)strukturiert und somit in den Fokus gerückt werden. Die Offenheit des Ansatzes ermöglicht die Integration verschiedenster Einflussfaktoren und Variablen und somit die Berücksichtigung von Aspekten verschiedener Disziplinen.²⁷

Wie durch LEE dargestellt, besteht der Bedarf der Überführung von Grundlagenerkenntnissen auf dem Gebiet des ML in relevante Anwendungen der Praxis (vgl. einleitendes Zitat). Weiterhin besteht in Wissenschaft und Praxis kein ausreichendes Verständnis darüber, welche Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion mit MLS überwunden werden können (vgl. Kapitel 1.2). Die Auseinandersetzung mit dieser Fragestellung erfordert die Berücksichtigung von Aspekten verschiedener Disziplinen. Aufgrund der fehlenden Systematik und Detailgenauigkeit bestehender Ansätze wird im Rahmen dieser Arbeit die *Applikation MLS in der vernetzten, adaptiven Produktion* untersucht. Vergleicht man die Problemstellung und die damit verbundene Zielsetzung dieser Arbeit (die Überführung von grundlegenden Erkenntnissen des ML in praxisrelevante Anwendungen) mit den Eigenschaften des Forschungsansatzes nach ULRICH, wird deutlich, dass dieser einen geeigneten wissenschaftlichen Rahmen für die Entwicklung eines Lösungsansatzes bietet. Der gewählte Forschungsansatz ist in Abbildung 1-1 dargestellt. Der Aufbau der Arbeit orientiert sich an der Struktur des Forschungsansatzes und ist ebenfalls in dieser Abbildung enthalten.

In Kapitel 1 wird in die Thematik der Arbeit eingeführt. Es wird das praxisrelevante Problem dargestellt, die Zielsetzung zur Lösung der Problematik abgeleitet und abschließend der verwendete Forschungsansatz und der damit verbundene Aufbau der Arbeit vorgestellt. In Kapitel 2 werden die für die Arbeit benötigten Grundlagen vor-

²⁶ vgl. Ulrich; Fluri (Management), 1984, S. 193.

²⁷ vgl. Ulrich; Hill (Wissenschaftstheoretische Grundlagen der Betriebswirtschaftslehre), 1976, S. 308.

gestellt – strukturiert nach den Themenbereichen der vernetzten, adaptiven Produktion, den Daten sowie der Datenanalyse und dem ML. Für die Vergleichbarkeit zu anderen wissenschaftlichen Arbeiten wird in Kapitel 2.4 der Betrachtungsbereich dieser Arbeit abgegrenzt. Anschließend werden in Kapitel 2.5 bestehende Ansätze vorgestellt sowie existierende Forschungslücken in bestehenden Arbeiten identifiziert und so der bestehende Forschungsbedarf begründet. In Kapitel 3 wird die theoretische Grundlage für die Entwicklung der Methodik geschaffen. Es werden Anforderungen an die Methodik abgeleitet sowie die Modelltheorie und analytische Forschungsmethoden vorgestellt. Abschließend wird die Struktur der Methodik hergeleitet. In Kapitel 4 erfolgt die Detaillierung der Methodik und zugehöriger einzelner Teilmodelle anhand einer Ausarbeitung, Verknüpfung sowie Beschreibung von geeigneten Lösungsansätzen. Kapitel 5 dient der Validierung und der kritischen Reflexion der erarbeiteten Methodik. Dazu wird diese anhand eines Fallbeispiels aus der Praxis auf praktische Anwendbarkeit sowie Validität der Ergebnisse geprüft. In Kapitel 6 werden abschließend die gesamte Arbeit zusammengefasst, bestehende Limitierungen des Ansatzes herausgestellt und ein Ausblick auf den anknüpfenden Forschungsbedarf skizziert.



Abbildung 1-1: Aufbau der Arbeit nach dem Forschungsansatz von ULRICH²⁸

²⁸ vgl. Ulrich; Fluri (Management), 1984, S. 193.