

Paul Scholz

Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten adaptiven Produktion



Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten adaptiven Produktion

Application of Machine Learning Systems in the Connected Adaptive Production

Von der Fakultät für Maschinenwesen
der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen
zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Ingenieurwissenschaften
genehmigte Dissertation

vorgelegt von

Paul Scholz

Berichter/in:

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt. Ing. Günther Schuh
apl. Professor Dr.-Ing. Wolfgang Boos

Tag der mündlichen Prüfung: 04. Februar 2022

ERGEBNISSE AUS DER PRODUKTIONSTECHNIK

Paul Scholz

Applikation maschinell lernender Systeme in der
vernetzten adaptiven Produktion

Herausgeber:

Prof. Dr.-Ing. T. Bergs
Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt. Ing. G. Schuh
Prof. Dr.-Ing. C. Brecher
Prof. Dr.-Ing. R. H. Schmitt

Band 19/2022



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <https://portal.dnb.de> abrufbar.

Paul Scholz:

Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten adaptiven Produktion

1. Auflage, 2022

Apprimus Verlag, Aachen, 2022

Wissenschaftsverlag des Instituts für Industriekommunikation und Fachmedien
an der RWTH Aachen

Steinbachstr. 25, 52074 Aachen

Internet: www.apprimus-verlag.de, E-Mail: info@apprimus-verlag.de

ISBN 978-3-98555-080-7

D 82 (Diss. RWTH Aachen University, 2022)

Vorwort

»Technology is a gift of God. After the gift of life it is perhaps the greatest of God's gifts. It is the mother of civilizations, of arts and of sciences.« (Freeman Dyson)

Neben meiner Faszination für die in dieser Arbeit behandelte Technologie, ihr – meinem persönlichen Ermessen nach – fast grenzenloses Potenzial und meinem Ziel des Verständlichmachens eines inhaltlich komplexen und besonders relevanten Themenfelds, möglichst mit Beitrag zur Diffusion der Technologie in der Praxis produzierender Unternehmen, war es insbesondere auch die Aussicht auf das Schreiben dieser Zeilen, die mich beim Verfassen dieser Arbeit im letzten Jahr besonders angetrieben hat.

Da das »Groß- und Dauerprojekt« Dissertation ganz allein nicht zu bewältigen ist und da in der Tat viele Personen einen wesentlichen Beitrag zu meinem Erfolg geleistet haben, möchte ich an dieser Stelle all jenen danken, die mich dabei unterstützt haben.

Entstanden ist die vorliegende Arbeit in meiner Assistentenzeit am Fraunhofer IPT. Charakteristisch für diese Zeit ist sicherlich der besondere Mix aus Unternehmensberatung und eigenen Forschertätigkeiten – früh verbunden mit Verantwortung für verschiedene Großprojekte oder der Entwicklung hochtalentierter Studenten. Für die Gestaltung dieser außerordentlichen, zunehmend unternehmerisch geprägten Arbeitsumgebung möchte ich besonders meinem Doktorvater Prof. Schuh danken. Die nach vorne gerichtete, stets konstruktive Art und Weise der Zusammenarbeit, der Antrieb, Dinge zu Ende zu bringen, aber auch die Gelegenheit, sich bei der Arbeit mit dem Morgen beschäftigen zu können, was analytisches Denken und einen Blick aufs Wesentliche verlangt und schult, habe ich stets als im positiven Sinne antreibend erlebt.

Dank gebührt in diesem Zusammenhang auch meinen Vorgesetzten Markus und Ramon, die diese Kultur maßgeblich geprägt haben, deren volles Vertrauen ich zu jeder Zeit gespürt habe, die förderten und forderten, die aber immer eine wertvolle Lektion bereithielten und deren besondere Gaben ich bewundere.

Außerdem hatte ich in diversen Industrieprojekten die Möglichkeit, mich mit relevanten Fragestellungen der Gegenwart auseinanderzusetzen und teils auch die tägliche Arbeit mit Forschungsinteressen zu verbinden. Für die seltene Chance, mit sehr viel Gestaltungsfreiheit und -möglichkeit in quasi-interner Funktion lange in ein besonderes Unternehmen eintauchen zu können, geht mein Dank insbesondere an Thomas.

Viel Arbeit war sehr sicher das prägende Merkmal dieser Zeit. Spätabends oder sonntags im Büro zu sein war normal und ist sicherlich nichts für jeden. Beides scheint besondere Persönlichkeiten anzuziehen. Die in dieser Zeit entstandenen Freundschaften bleiben hängen und machen die Assistentenzeit ganz speziell und intensiv. Besonders begeistert haben mich dabei immer die Zusammenarbeit mit außergewöhnlich guten und motivierten Personen und das bedingungslose Vertrauen in unseren Projektteams. Dafür, dass die Arbeit sich zumindest meistens nicht wie Arbeit angefühlt hat, danke ich insbesondere Leonie, Caro, Bastian, Thomas, Thomas, Max, Marc und Patrick sehr.

Meine persönliche Forschung hätte ohne außerordentliche Abschlussarbeiter und Studenten und ihre Intelligenz und Muße nicht ein derartiges Level erreichen können, und das soll nicht unerwähnt bleiben. Hier geht mein besonders großer Dank vor allem an Luisa, Max, Timon, Richard und Steffen – ihr habt den Unterschied gemacht.

Weiterhin wäre mir das Schreiben dieser Arbeit ganz ohne gewisse Grundlagen nicht möglich gewesen. Zu meinem Selbstvertrauen, innerer Ruhe sowie Scharfsinnigkeit haben in erster Linie meine Eltern Sabine und Reinhard maßgeblich beigetragen und ich bin ihnen für ihre lebenslange Rückendeckung und Ermutigung sehr dankbar.

Die größte Stütze und Unterstützung – vor allem durch Verzicht auf gemeinsame Abende, Wochenenden oder Urlaube – war in den zurückliegenden dreieinhalb Jahren meine Freundin. Ohne deine Geduld hätte es nicht geklappt. Danke Ali.

Aachen, im Juni 2021

Paul Scholz

Zusammenfassung

Die Suche nach dem nächsten operativen Effektivitätshorizont führt Unternehmen zur zunehmenden Digitalisierung ihrer Produktion und der Vision einer vernetzten, sich adaptiv an ein wandelndes Umfeld anpassenden Produktion. Maschinelles Lernen (ML) stellt bei der Realisierung von Produktivität und Adaptivität in diesem Zusammenhang eine Schlüsseltechnologie dar.

Obwohl das Potenzial von ML allgemein bereits weitgehend bekannt ist, vollzieht sich der Transfer in die unternehmerische Praxis nur langsam und produktionspezifische Potenziale sind nur in wenigen Unternehmen erschlossen. Durch mangelnde Kenntnis der Technologieeigenschaften von ML und konstituierender Merkmale von Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion zur Anwendung der Technologie werden die relevanten Handlungsfelder nicht erkannt. Die Diffusion maschinell lernender Systeme (MLS) wird maßgeblich durch eine bestehende Unklarheit darüber verlangsamt, welche Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion durch MLS und die ihnen inhärenten Wirkprinzipien bewältigt werden können.

Kernanspruch vorliegender Arbeit ist daher die Entmystifizierung des Anwendungsnutzens MLS zur Überwindung von Herausforderungen mit dem übergeordneten Ziel der Entwicklung und direkten Anwendung einer Methodik zur *Applikation MLS in der vernetzten, adaptiven Produktion*.

Vorliegende Arbeit leistet dabei einen wesentlichen Beitrag zur Reduzierung der Unklarheit darüber, welche Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion durch welche MLS bewältigt werden können. Die Einsatzmöglichkeiten von ML im Produktionsumfeld werden durch Typen MLS und Herausforderungstypen der vernetzten, adaptiven Produktion strukturiert. Dies ermöglicht es produzierenden Unternehmen, Herausforderungen im Hinblick auf ihre Überwindbarkeit durch spezifische MLS zu analysieren. Vorliegende Arbeit leistet daher auch einen Beitrag zu einem tieferen Verständnis der Potenziale MLS im Produktionsumfeld. Dieses tiefere Verständnis hat das Potenzial, die Diffusion MLS maßgeblich zu beschleunigen. Produzierende Unternehmen können die Technologiepotenziale MLS erkennen, für sich interpretieren und zur Steigerung ihrer Wettbewerbsfähigkeit nutzen.

Summary

The quest for the next operational effectiveness horizon is leading organizations to the increasing digitization of their production and the vision of a connected production that adapts to a changing environment. Machine learning (ML) represents a key technology in the realization of productivity and adaptivity in this context.

Although the potential of ML is already widely known, its transfer into business practice is slow and production-specific potentials have only been tapped in few companies. Due to a lack of knowledge of the technological properties of ML and the constituent characteristics of challenges of the connected, adaptive production for the application of the technology, the relevant fields of action are not recognized. The diffusion of machine learning systems (MLS) is significantly slowed down by an existing lack of clarity about which challenges of the connected, adaptive production can be overcome by MLS and their inherent working principles.

Therefore, the core objective of this thesis is the demystification of the application benefits of MLS in order to overcome challenges with the overall goal of developing and directly applying a methodology for the application of MLS in the connected, adaptive production.

In doing so, this thesis makes a significant contribution to reducing the ambiguity about which challenges of the connected, adaptive production can be overcome by which MLS. The possible applications of ML in the manufacturing environment are structured by types of MLS and types of challenges. This enables manufacturing companies to analyze challenges in terms of their ability to be overcome by specific MLS. Therefore, this thesis also contributes to a deeper understanding of MLS potential in the manufacturing environment. This deeper understanding has the capability to accelerate the diffusion of MLS. Manufacturing companies may recognize the technology potentials of MLS, interpret them for themselves and utilize them to increase their competitiveness.

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	I
Verzeichnis der Abbildungen	VII
Verzeichnis der Tabellen	XI
Verzeichnis der Abkürzungen	XIII
1 Einleitung	1
1.1 Ausgangssituation und Motivation.....	1
1.2 Praktische und wissenschaftliche Problemstellung.....	3
1.3 Zielsetzung der Arbeit	5
1.4 Vorgehensweise und Aufbau der Arbeit.....	7
2 Grundlagen und Stand der Forschung	9
2.1 Grundlagen der vernetzten, adaptiven Produktion.....	9
2.1.1 Produktionsmanagement	10
2.1.2 Ziele produzierender Unternehmen	14
2.1.3 Industrie 4.0.....	17
2.1.4 Informationssysteme	19
2.1.5 Zwischenfazit zur vernetzten, adaptiven Produktion	23
2.2 Grundlagen der Daten	24

2.2.1	Wissenspyramide	24
2.2.2	Dateneigenschaften	27
2.2.3	Big Data	30
2.2.4	Modellcharakter von Daten	31
2.2.5	Zwischenfazit zu den Grundlagen der Daten	32
2.3	Grundlagen der Datenanalyse und des maschinellen Lernens	33
2.3.1	Statistische Datenanalyse.....	34
2.3.2	Künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen	42
2.3.3	Maschinell lernende Systeme.....	44
2.3.4	Gestaltung maschinell lernender Systeme.....	54
2.3.5	Zwischenfazit der Datenanalyse und des maschinellen Lernens	57
2.4	Eingrenzung des Betrachtungsbereichs.....	59
2.4.1	Objektbezogene Eingrenzung	59
2.4.2	Prädikatsbezogene Eingrenzung	60
2.4.3	Subjektbezogene Eingrenzung	61
2.5	Analyse und kritische Würdigung des Stands der Forschung	62
2.5.1	Kriterien zur Bewertung bestehender Ansätze	63
2.5.2	Darstellung und Bewertung bestehender Ansätze	63
2.5.3	Zusammenfassung der Bewertung bestehender Ansätze und Positionierung der Arbeit.....	75
2.6	Zwischenfazit zur Ableitung des Forschungsbedarfs	77
3	Konzeption der Methodik	79
3.1	Anforderungen an die Methodik	79
3.1.1	Inhaltliche Anforderungen	80

3.1.2	Formale Anforderungen.....	81
3.2	Grundlagen der Modelltheorie.....	82
3.2.1	Allgemeine Modellierungstheorie	83
3.2.2	Systems Engineering.....	84
3.2.3	Requirements Engineering.....	87
3.3	Grundlagen der analytischen Forschungsmethoden	90
3.3.1	Allgemeine analytische Forschungsmethoden	91
3.3.2	Das Verfahren der Typisierung.....	92
3.3.3	Das Verfahren der qualitativen Inhaltsanalyse	94
3.4	Grobkonzept zur Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion.....	95
3.4.1	Charakterisierung der vernetzten, adaptiven Produktion	97
3.4.2	Spezifikation konstituierender Herausforderungsmerkmale maschinell lernender Systeme	97
3.4.3	Charakterisierung maschinell lernender Systeme.....	98
3.4.4	Maschinell lernende Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	99
3.5	Zwischenfazit zum Konzept der Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	99
4	Detaillierung der Methodik	101
4.1	Charakterisierung der vernetzten, adaptiven Produktion	104
4.1.1	Spezifikation des Zielsystems der vernetzten, adaptiven Produktion.....	105
4.1.2	Generische Entscheidungssituationen der vernetzten, adaptiven Produktion	113

4.1.3	Typisierung von Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion	122
4.1.4	Zwischenfazit zur Charakterisierung der vernetzten, adaptiven Produktion	130
4.2	Spezifikation konstituierender Herausforderungsmerkmale maschinell lernender Systeme	131
4.2.1	Differenzierung etablierter Datenanalyseverfahren, einfacher und fortgeschrittener maschinell lernender Verfahren	132
4.2.2	Fähigkeiten und Anforderungen (fortgeschrittener) maschinell lernender Verfahren	136
4.2.3	Herausforderungsmerkmale für den Einsatz maschinell lernender Systeme	151
4.2.4	Zwischenfazit zur Spezifikation konstituierender Herausforderungsmerkmale maschinell lernender Systeme	162
4.3	Charakterisierung maschinell lernender Systeme	163
4.3.1	Strukturelle Eigenschaften maschinell lernender Systeme	164
4.3.2	Daten- und Datenmodellanforderungen maschinell lernender Systeme	168
4.3.3	Typisierung maschinell lernender Systeme	170
4.3.4	Zwischenfazit zur Charakterisierung maschinell lernender Systeme	182
4.4	Maschinell lernende Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	183
4.4.1	Eignung maschinell lernender Systeme für Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion	184
4.4.2	Charakterisierungslogik für spezifische Anwendungsfälle	198
4.4.3	Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	200
4.4.4	Zwischenfazit zu maschinell lernenden Systemen in der vernetzten, adaptiven Produktion	207

5 Validierung und kritische Reflexion.....	209
5.1 Darstellung des Fallbeispiels.....	209
5.2 Anwendung der Dissertation am Fallbeispiel.....	210
5.3 Kritische Reflexion der Anwendungserfahrung.....	215
6 Zusammenfassung und Ausblick	217
Literaturverzeichnis.....	221
A. Anhang	255
A.1 Fortgeschrittene Verfahren des maschinellen Lernens.....	255
A.2 Interpretationsregeln zur Charakterisierung von Anwendungsfällen.....	261
A.3 Charakterisierung relevanter Anwendungsfälle.....	266

Verzeichnis der Abbildungen

Abbildung 1-1: Aufbau der Arbeit nach dem Forschungsansatz von ULRICH	8
Abbildung 2-1: Ordnungsrahmen des Neuen St. Galler Management-Modells.....	11
Abbildung 2-2: Regelkreis der Produktion	14
Abbildung 2-3: Polylemma der Produktionstechnik.....	16
Abbildung 2-4: Turbulenzeigenschaften des Unternehmensumfelds.....	17
Abbildung 2-5: Historie der industriellen Revolutionen	18
Abbildung 2-6: Informationssysteme in der Produktion	19
Abbildung 2-7: Y-Modell des Computer Integrated Manufacturing	21
Abbildung 2-8: Internet of Production als Referenzinfrastruktur für Industrie 4.0.....	22
Abbildung 2-9: Wissenspyramide	25
Abbildung 2-10: Kreisprozess der wissenschaftlichen Arbeit	36
Abbildung 2-11: Merkmalstypen und Skalenniveaus.....	37
Abbildung 2-12: Überblick multivariater Analyseverfahren	39
Abbildung 2-13: Lernendes System.....	45
Abbildung 2-14: Das Funktionsprinzip maschinell lernender Systeme.....	47
Abbildung 2-15: Phasen des ML.....	47
Abbildung 2-16: Prozess der Datenaufbereitung im Machine Learning	48
Abbildung 2-17: Wissensrepräsentation im Machine Learning	49
Abbildung 2-18: k-fache Kreuzvalidierung.....	54
Abbildung 2-19: Etablierte Datenanalyseverfahren und Machine Learning in der Wissenspyramide.....	58

Abbildung 2-20: Entwicklungsprozess eines Datenanalyseprojektes.....	61
Abbildung 2-21: Zusammenfassung der Bewertung und identifizierte Defizite	76
Abbildung 3-1: Ableitung der inhaltlichen Anforderungen an die Methodik	80
Abbildung 3-2: Konzept des Systems Engineering	85
Abbildung 3-3: Requirements Engineering und Systems Engineering im Vergleich.....	89
Abbildung 3-4: Überblick analytischer Forschungsmethoden	91
Abbildung 3-5: Grobkonzept der Methodik in vier Teilmodellen	96
Abbildung 4-1: Maschinell lernende Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	101
Abbildung 4-2: Charakterisierung der vernetzten, adaptiven Produktion	104
Abbildung 4-3: Ordnungsrahmen des erweiterten Zielsystems der vernetzten, adaptiven Produktion inkl. seiner Teilziele	112
Abbildung 4-4: Herausforderungstypen der vernetzten, adaptiven Produktion abgeleitet aus den generischen Entscheidungssituationen	123
Abbildung 4-5: Merkmale einer Herausforderung abgeleitet aus den Merkmale einer Entscheidungssituation.....	124
Abbildung 4-6: Herausforderungstypen inkl. typbildender und typbeschreibender Merkmale	130
Abbildung 4-7: Spezifikation konstituierender Herausforderungsmerkmale maschinell lernender Systeme	132
Abbildung 4-8: Abgrenzung von Datenanalyseverfahren	136
Abbildung 4-9: Prinzip der Statistik und der algorithmischen Modellierung	137
Abbildung 4-10: Charakterisierung maschinell lernender Systeme.....	163
Abbildung 4-11: Taxonomie maschinell lernender Systeme.....	164
Abbildung 4-12: Lernstrategien, Aufgaben und Operationen maschinell lernender Systeme	166

Abbildung 4-13: Entwicklung typbeschreibender Merkmale für Typen maschinell lernender Systeme	171
Abbildung 4-14: Euklidische Distanz als Ähnlichkeitsmaß	173
Abbildung 4-15: Vorgehen eines genetischen Algorithmus	175
Abbildung 4-16: Aufbau und Vernetzung künstlicher Neuronen	178
Abbildung 4-17: Bayes-Theorem über bedingte Wahrscheinlichkeiten	180
Abbildung 4-18: Typen maschinell lernender Systeme inkl. typbildender und typbeschreibender Merkmale	181
Abbildung 4-19: Maschinell lernende Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	183
Abbildung 4-20: Potenzial(bedarfe) der Typengruppen.....	187
Abbildung 4-21: Zuordnung von Potenzialbedarfen und Herausforderungstypen der vernetzten, adaptiven Produktion.....	192
Abbildung 4-22: Zuordnung von Potenzialen und Typen maschinell lernender Systeme	197
Abbildung 4-23: Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion.....	198
Abbildung 4-24: Herausforderungen der vernetzten, adaptiven Produktion	202
Abbildung 4-25: Detaillierung der Applikation maschinell lernender Systeme in der vernetzten, adaptiven Produktion	207
Abbildung 5-1: Exemplarischer Wertstrom der PowerTools AG	211
Abbildung 5-2: Relevante Teilziele der vernetzten, adaptiven Produktion in der Produktion der PowerTools AG.....	212
Abbildung 5-3: Herausforderungcluster in der Produktion der PowerTools AG	213
Abbildung A-1: Bilderkennung mittels Deep Learning	256
Abbildung A-2: Vergleich des Lernprozesses einfacher Machine Learning- Verfahren mit dem Lernprozess des Transfer Learnings	258

Verzeichnis der Tabellen

Tabelle 2-1:	Kriterien der Datenqualität	27
Tabelle 2-2:	Charakterisierung von Big Data anhand der 5 V	31
Tabelle 2-3:	Aufgaben der Datenaufbereitung	48
Tabelle 2-4:	Kriterien zur Auswahl von Modellen.....	52
Tabelle 2-5:	Weitere Kriterien zur Modellevaluation.....	53
Tabelle 2-6:	Algorithmen des Machine Learning	57
Tabelle 4-1:	Arten der Vermeidung im Lean-Management.....	107
Tabelle 4-2:	Gestaltungsprinzipien im VUCA-Umfeld	108
Tabelle 4-3:	Differenzierungsmerkmale von Entscheidungssituationen.....	113
Tabelle 4-4:	Merkmale von Kontrollentscheidungen	115
Tabelle 4-5:	Merkmale von Identifikationsentscheidungen	116
Tabelle 4-6:	Merkmale von Prädiktionsentscheidungen	118
Tabelle 4-7:	Merkmale von Planungsentscheidungen	120
Tabelle 4-8:	Merkmale von Koordinationsentscheidungen	121
Tabelle 4-9:	Charakteristika der Künstlichen Intelligenz	134
Tabelle 4-10:	Schritte des Automated Machine Learning.....	142
Tabelle 4-11:	Herausforderungsmerkmale der Struktur des Problems	155
Tabelle 4-12:	Herausforderungsmerkmale der Dateneigenschaften.....	159
Tabelle 4-13:	Herausforderungsmerkmale autonomer Agenten	161
Tabelle 4-14:	Merkmalsebenen maschinell lernender Systeme inkl. Ausprägungen.....	166
Tabelle 4-15:	Interpretationsregeln für das typbildende Merkmal Handlung ...	199

Tabelle 5-1:	Applikation maschinell lernender Systeme dargestellt am Fallbeispiel der PowerTools AG.....	214
Tabelle A-1:	Inhaltsanalytische Interpretationsregeln für das Merkmal Information.....	261
Tabelle A-2:	Inhaltsanalytische Interpretationsregeln für das Merkmal Wissen	261
Tabelle A-3:	Zuordnung von Algorithmen zu Typen maschinell lernender Systeme	262
Tabelle A-4:	Inhaltsanalytische Interpretationsregeln für das Merkmal Wissensrepräsentation	263
Tabelle A-5:	Inhaltsanalytische Interpretationsregeln für das Merkmal rationaler Entscheidungsfindung.....	264
Tabelle A-6:	Inhaltsanalytische Interpretationsregeln für das Merkmal Lernen	265
Tabelle A-7:	Analyse von Anwendungsfällen	266

Verzeichnis der Abkürzungen

A	Anforderung
Abb.	Abbildung
AG	Aktiengesellschaft
AI	Artificial Intelligence
APS	Advanced-Planning-Systeme
BDE	Betriebsdatenerfassung
bspw.	beispielsweise
bzgl.	bezüglich
bzw.	beziehungsweise
ca.	circa
CAD	Computer-aided design
CAE	Computer-aided engineering
CAM	Computer-aided manufacturing
CAP	Computer-aided process planning
CAQ	Computer-aided quality
CNN	Convolutional Neural Networks
CRISP	Cross-Industry Standard Process
d. h.	das heißt
dbzgl.	diesbezüglich
DIN	Deutsches Institut für Normung e.V.
EDV	Elektronische Datenverarbeitung

ERP	Enterprise Resource Planning
et al.	et alii
etc.	et cetera
F	Fähigkeit
f.	folgende
ff.	fortfolgende
ggf.	gegebenenfalls
HM	Herausforderungsmerkmal
Hrsg.	Herausgeber
i. a. A.	in Anlehnung an
i. d. R.	in der Regel
Ind.	Industrielle (Revolution)
inkl.	inklusive
insb.	insbesondere
IoP	Internet of Production
IIoT	Industrial Internet of Things
IoT	Internet of Things
ISO	International Organization for Standardization
I4.0	Industrie 4.0
Jg.	Jahrgang
Jhdt.	Jahrhundert
Kap.	Kapitel
KDD	Knowledge Discovery in Databases
KI	Künstliche Intelligenz
KPI	Key Performance Indicator

LPS	Lean Production System
MES	Manufacturing-Execution-Systeme
MDE	Maschinendatenerfassung
Mio.	Millionen
ML	Machine Learning
MLS	Maschinell lernende Systeme
Mrd.	Milliarden
NGO	Non Governmental Organization
OEE	Overall Equipment Effectiveness
o. g.	oben genannte
o. Ä.	oder Ähnliche
PLM	Product Lifecycle Management
PPS	Produktionsplanung und -steuerung
RE	Requirements Engineering
RNN	Recurrent Neural Networks
RWTH	Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule
S.	Seite
SCM	Supply Chain Management
SE	Systems Engineering
SGMM	St. Galler Management-Modell
SPS	Speicherprogrammierbare Steuerung
Tab.	Tabelle
u. a.	unter anderem
u. U.	unter Umständen
Verl.	Verlag

vgl.	vergleiche
VUCA	Volatilität, Unsicherheit, Komplexität, Ambiguität
z. B.	zum Beispiel

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. (Industrie 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.