



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
WIEN

## DISSERTATION

### **Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung**

ausgeführt zum Zwecke der Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktors der technischen Wissenschaften

unter der Leitung von

Ao. Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Kurt Matyas  
E330 Institut für Managementwissenschaften

eingereicht an der Technischen Universität Wien

**Fakultät für Maschinenwesen und Betriebswissenschaften**

von

Dipl.-Ing. Robert Gottfried Glawar  
Waldstraße 13, AT-4060 Leonding  
Matrikelnummer: 0725791  
Studienkennzahl: 786 740

Wien, im September 2020

---

Robert Gottfried Glawar



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Dissertation ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.  
The approved original version of this doctoral thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
WIEN

Ich habe zur Kenntnis genommen, dass ich zur Drucklegung meiner Arbeit unter der Bezeichnung

## **Dissertation**

nur mit Bewilligung der Prüfungskommission berechtigt bin.

Ich erkläre weiters Eides statt, dass ich meine Dissertation nach den anerkannten Grundsätzen für wissenschaftliche Abhandlungen selbstständig ausgeführt habe und alle verwendeten Hilfsmittel, insbesondere die zugrunde gelegte Literatur, genannt habe.

Weiters erkläre ich, dass ich dieses Dissertationsthema bisher weder im In- noch Ausland (einer Beurteilerin/ einem Beurteiler zur Begutachtung) in irgendeiner Form als Prüfungsarbeit vorgelegt habe und dass diese Arbeit mit der vom Begutachter beurteilten Arbeit übereinstimmt.

Wien, im September 2020

---

Robert Gottfried Glawar

## Kurzfassung

Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung ermöglichen es, den wachsenden Herausforderung an eine hohe Termintreue bei kurzen Lieferzeiten und gleichzeitig kürzer werdender Planungshorizonten, steigender Planungskomplexität und einer stetigen Zunahme an Änderungen, entgegenzuwirken. Viele dieser Ansätze berücksichtigen jedoch relevante Entscheidungsfaktoren wie beispielsweise die Instandhaltung und abgeleitete Instandhaltungsmaßnahmen nicht, sondern gehen von idealisierten Annahmen aus. Eine verringerte Entscheidungsqualität und eine resultierende geringe Akzeptanz autonomer Produktionssteuerung sind die Folge. Daher ist eine Umsetzung in industriellen Anwendungen in den meisten Fällen noch nicht möglich.

Vor diesem Hintergrund ist das übergeordnete Ziel der vorliegenden Arbeit einen signifikanten Schritt hin zur Umsetzungsreife für autonome Produktionssteuerung beizutragen, indem die Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien demonstriert und der Nutzen solch einer Integration quantifiziert wird.

Zu diesem Zweck wird in der vorliegenden Arbeit ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt. Dazu werden basierend auf einer systematischen Literaturanalyse und einer Expertenbefragung die relevanten Entscheidungsfaktoren für die Integration von Instandhaltung in die Produktionssteuerung ermittelt. Diese Faktoren stellen die Grundlage für Kostenfunktionen zur Umsetzung mittels eines marktplatzbasierten Ansatzes und eines integrierten Planungsmodells dar. Dieses Modell berücksichtigt drei Sub-Systeme: i) Instandhaltungssystem, ii) System zur autonomen Produktionssteuerung und iii) System zur Produktionsplanung. Darüber hinaus wird anhand des Prescriptive Maintenance Modells (PriMa) demonstriert, wie ein innovatives Instandhaltungsmodell erfolgreich in die autonome Produktionssteuerung integriert werden kann.

Das entwickelte Vorgehensmodell wird anschließend in einem agentenbasierten Simulationsmodell am Beispiel eines industriellen Use-Cases implementiert und die Rahmenbedingungen für eine erfolgreiche Umsetzung abgeleitet.

Das entwickelte Vorgehensmodell ermöglicht die Erhöhung der Liefertermintreue bei gleichzeitiger Steigerung der technischen Anlagenverfügbarkeit und somit der Produktivität eines Produktionssystems. Die vorliegende Arbeit leistet somit einen positiver Beitrag, um den hohen Anforderungen an Flexibilität und Reaktionszeiten in der Planung bei gleichzeitig hoher Anlagenproduktivität entgegenzuwirken.

**Schlüsselwörter:** Autonomie, Instandhaltung, Produktionsplanung und Steuerung, Präskriptive Analyse, Agentenbasierte Simulation

## Abstract

Approaches to autonomous production control enhance to cope with growing challenges of high delivery accuracy and with short delivery dates and concurrently dealing with shorter planning horizons, increasing planning complexity and a constant increase in changes regarding planning. However, the majority of these approaches do not take relevant decision factors such as maintenance planning and derived maintenance measures into account. Furthermore, they usually are based on idealized assumptions. The ultimate practical implications are a reduced decision quality and a resulting low acceptance of autonomous production control. Therefore, implementation in industrial applications is not yet possible in most cases.

To tackle the aforementioned challenges, the overarching goal of the present work is to achieve a significant step towards implementation maturity for autonomous production control through an integrative consideration of maintenance planning and to quantify the benefits of such a consideration.

For this purpose, a process model for integrating different maintenance strategies in autonomous production control is developed in the present work. Based on an extensive and systematic literature analysis and an expert survey, the relevant decision factors for the integration of maintenance into production control are determined. These factors lay the ground for a concept for an autonomous production control taking into account maintenance planning and a cost function for implementation using a market place based approach. The proposed model for autonomous production control features maintenance (cost-)planning methods, under consideration of the Prescriptive Maintenance Model (PRIMA) which consists of the following three sub-systems: i) maintenance system, ii) system for autonomous production control and iii) system for production planning.

The developed method is implemented in a simulation model using the example of an industrial use case. On this basis the conditions for a successful implementation are derived. The developed model enables an increase of the delivery accuracy while at the same time increasing the technical plant availability and therefore contributes to increasing productivity of a production system. The present work enhances the capability of manufacturing enterprises to cope with the current high demands on flexibility and reaction times in planning while at the same time ensuring high plant availability.

**Keywords:** Autonomous Production, Maintenance, Production Planning and Control, Prescriptive Analytics, Agent based Simulation;

## Vorwort und Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter, Projekt- und zuletzt Gruppenleiter bei der Fraunhofer Austria Research GmbH (FhA) und als Universitätsassistent am Institut für Managementwissenschaften (IMW) im Bereich Betriebstechnik und Systemplanung der Technischen Universität Wien.

Ich danke meinem Doktorvater Herrn Ao. Univ.Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Kurt Matyas, Vizerektor an der TU Wien, für die hervorragende Betreuung sowie dafür, dass er mein Interesse an den Themen Instandhaltung und Produktionssteuerung maßgeblich geprägt hat. Durch kritische Betrachtung, wertvolle Anregungen aber auch Motivation an den richtigen Stellen hat er maßgeblich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen.

Ebenso möchte ich mich bei dem gesamten Team von Fraunhofer Austria, im speziellen meinen Kollegen im Bereich Instandhaltung und Anlagenmanagement, für die Unterstützung und den fachlichen Austausch bedanken. Im besonderen gilt mein Dank Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. Wilfried Sihm, Geschäftsführer FhA und Herrn Dipl.-Ing. Peter Schieder, Geschäftsbereichsleiter Produktions- und Logistikmanagement bei FhA, welche mir die Rahmenbedingungen für den Abschluss dieser Arbeit ermöglicht haben. Bei Dr.-Ing. Fazel Ansari, Leiter der Forschungsgruppe Smart and Knowledge-Based Maintenance am IMW bedanke ich mich für die Unterstützung bei der Themenentwicklung sowie für die zahlreichen fachlichen Diskussionen. Zudem möchte ich mich bei Herrn Dipl.-Ing. Thomas Edtmayr, Gruppenleiter Montageplanung und Assistenzsysteme bei FhA, und Herrn Dipl.-Ing. Lukas Lingitz, Gruppenleiter Produktionsplanung und -controlling bei FhA, für die Unterstützung bedanken.

Nicht weniger möchte ich mich bei meinen Eltern Rosina und Gottfried, meinen Geschwistern, Schwiegereltern und meiner ganzen Familie bedanken. Durch eure Unterstützung habt ihr mir die Freiheit ermöglicht, mich fachlich und persönlich weiterzuentwickeln und dieses Vorhaben in Angriff zu nehmen.

Ein spezieller Dank gilt meiner Frau Ingrid. Danke für die viele Unterstützung, auch wenn ich manchmal an mir selbst gezweifelt habe. Du hast mir die notwendige Energie gegeben, um diese Arbeit voranzutreiben und letztlich abzuschließen.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Ausgangssituation und Motivation . . . . .	1
1.2	Problemstellung und Zielsetzung der Arbeit . . . . .	2
1.3	Aufbau der Arbeit . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Zielsetzung, Forschungsfrage und Forschungsmethode</b>	<b>6</b>
2.1	Zielsetzung und erwartete Ergebnisse . . . . .	6
2.2	Forschungsfragen . . . . .	6
2.3	Forschungsmethodik und -design . . . . .	7
2.4	Abgrenzung des Betrachtungsbereichs . . . . .	9
<b>3</b>	<b>Begriffsdefinition und wissenschaftliche Grundlagen</b>	<b>11</b>
3.1	Autonome Produktionsplanung und -steuerung . . . . .	11
3.1.1	Produktionsplanung und Steuerung . . . . .	11
3.1.2	Planungskomplexität . . . . .	12
3.1.3	Reihenfolge- und Maschinenbelegungsplanung . . . . .	14
3.1.4	Lösungsverfahren zur Reihenfolgeplanung . . . . .	16
3.1.5	Werkzeuge zur Umsetzung von PPS . . . . .	20
3.1.6	Cyberphysikalische Produktionssysteme . . . . .	22
3.1.7	Autonomie im Bereich der Produktionssteuerung . . . . .	22
3.2	Instandhaltung . . . . .	28
3.2.1	Instandhaltung . . . . .	29
3.2.2	Ziele der Instandhaltung . . . . .	29
3.2.3	Instandhaltungsstrategien und Strategieauswahl . . . . .	31
3.2.4	Managementkonzepte . . . . .	37
3.2.5	Innovative Technologien und Methoden in der Instandhaltung . . . . .	40
3.2.6	Daten- und wissensbasierte Instandhaltung . . . . .	45

<b>4</b>	<b>Einbettung in die Forschung und theoretisch konzeptionelle Ansätze für das vorliegende Problem</b>	<b>52</b>
4.1	Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung . . . . .	53
4.1.1	Event-driven Scheduling . . . . .	54
4.1.2	Agent-based Scheduling . . . . .	55
4.1.3	Agentenbasierte Simulation zur autonomen Produktionssteuerung	56
4.1.4	Anwendung des Marktprinzips zur autonomen Produktionssteuerung . . . . .	57
4.1.5	Kommunikation in der autonomen Produktionssteuerung . . . . .	58
4.1.6	Stand der Forschung: Autonome Produktionssteuerung . . . . .	61
4.2	Ansätze zur integrierten Produktions- und Instandhaltungsplanung . . . . .	63
4.2.1	Klassifikation der identifizierten Ansätze . . . . .	66
4.2.2	Erkenntnisse hinsichtlich integrativer Ansätze zur Produktions- und Instandhaltungsplanung . . . . .	68
4.2.3	Stand der Forschung: Instandhaltung in der Reihenfolgeplanung . . . . .	73
4.3	Zusammenfassung der aktuellen Forschung und theoretisch konzeptionelle Ansätze . . . . .	76
4.4	Spezifische Zielsetzung der Arbeit . . . . .	78
<b>5</b>	<b>Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung</b>	<b>79</b>
5.1	Entwicklung des Vorgehensmodells . . . . .	79
5.1.1	Relevante Aspekte für die Integration . . . . .	79
5.1.2	Entwicklung einer Kostenfunktion für die integrierte Planung . . . . .	83
5.1.3	Integriertes Planungsmodell . . . . .	89
5.1.4	Ausblick auf die Integration in Produktionsplanung und -controlling	94
5.2	Berücksichtigung von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung . . . . .	98
5.2.1	Prescriptive Maintenance Model - PriMa . . . . .	98
5.2.2	Vorgehensweise für die Anwendung von PriMA in der industriellen Praxis . . . . .	100



5.2.3	Anwendung des Vorgehensmodells zur Integration von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung . . . . .	105
5.3	Ergebnisse der Modellentwicklung . . . . .	110
<b>6</b>	<b>Umsetzung und Validierung des Vorgehensmodells in einem agentenbasierten Simulationsmodell</b>	<b>113</b>
6.1	Beschreibung des Use-Cases . . . . .	113
6.1.1	Rahmenbedingungen und Ausgangssituation . . . . .	115
6.1.2	Verwendete Grunddaten für das Simulationsmodell . . . . .	115
6.1.3	Prämissen für die Umsetzung und Validierung . . . . .	117
6.2	Umsetzung des Prescriptive Maintenance Modells PriMA . . . . .	119
6.2.1	Anforderungsspezifikation und Problemdefinition . . . . .	119
6.2.2	Harmonisierung, Datenaggregation und -normalisierung . . . . .	120
6.2.3	Analyse, Modellierung und Simulation des Abnutzungsvorrats . . . . .	121
6.2.4	Analyse und Modellierung eines Reaktionsmodells für die Wartungsplanung . . . . .	122
6.2.5	Überführen des Reaktionsmodells in die Produktionssteuerung . . . . .	125
6.3	Aufbau des Simulationsmodells zur Umsetzung des entwickelten Vorgehensmodells . . . . .	126
6.3.1	Grundlagen der agentenbasierten Simulation . . . . .	127
6.3.2	Vorstellung des verwendeten Simulationswerkzeuges AnyLogic . . . . .	130
6.3.3	Beschreibung des agentenbasierten Simulationsmodells . . . . .	131
6.3.4	Input- und Output des Simulationsmodells . . . . .	134
6.3.5	Beschreibung der Logiken zur Planung und Steuerung . . . . .	138
6.3.6	Validierung des entwickelten Modells . . . . .	141
<b>7</b>	<b>Ergebnisdarstellung und Interpretation</b>	<b>143</b>
7.1	Experiment 1: Reaktive Instandhaltung bei manueller Produktionssteuerung	143
7.2	Experiment 2: Reaktive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung . . . . .	145

---

7.3	Experiment 3: Präskriptive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung . . . . .	146
7.4	Interpretation der Ergebnisse und Quantifizierung des Nutzens . . . . .	149
7.5	Rahmenbedingungen für die erfolgreiche integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung . . . . .	151
<b>8</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>156</b>
8.1	Darstellung des Nutzens . . . . .	156
8.2	Abschließende Diskussion der Forschungsfragen . . . . .	157
8.3	Ausblick und weiterer Forschungsbedarf . . . . .	159
<b>A</b>	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>163</b>
<b>A</b>	<b>Anhang</b>	<b>183</b>
A.1	Literaturanalyse: Ansätze zur integrativen Produktions- und Instandhaltung	183
A.2	Details zur Bestimmung der entscheidungsrelevanten Faktoren . . . . .	193
A.3	Details zur Abbildung der Planungslogik im Simulationsmodell . . . . .	195
A.4	CURRICULUM VITAE . . . . .	197

## Nomenklatur

AB	Agentenbasierte Simulation
APS	Advanced Planning and Scheduling
BDE	Betriebsdatenerfassung
BOM	Bill of material
CBM	Condition based Maintenance
CM	Corrective Maintenance
CMMS	Computerized Maintenance Management System
CPPS	Cyberphysikalisches Produktionssystem
CPS	Cyberphysikalische Systeme
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
DF	Directory Facilitator
DWH	Data-Warehouse
EFI	Expertenkommission Forschung und Innovation
ERP	Enterprise Ressource Planning
FhA	Fraunhofer Austria Research GmbH
FJSSP	Flexible Job-Shop Scheduling Problem
FMEA	Fehlermöglichkeits- und Einflussanalyse
FSSP	Flow-Job Scheduling Problem
FTS	Fahrerloses Transportsystem
IDS	Industrial Data Science
IH	Instandhaltung
IIoT	Industrial Internet of Things
IKT	Informations- und Telekommunikationstechnologie

IoT	Internet of Things
JSSP	Job-Shop Scheduling Problem
KA	Koordinator-Agenten
KBM	Knowledge Based Maintenance
KI	Künstliche Intelligenz
KNN	K-nearest Neighbour
KPI	Key Performance Indicator
M2M	Machine-to-Maschine
MA	Machine Agent
MAS	Multi-Agenten System
MDE	Maschinendatenerfassung
MES	Manufacturing Execution System
ML	Machine-Learning
MTBF	Mean Time Between Failure
NC	Numerische Steuerung
NP	Non Polynomial
OEE	Overall Equipment Effectiveness
OPC UA	Open Platform Communications Unified Architecture
PdM	Predictive Maintenance
PM	Preventive Maintenance
PSO	Particle Swam Optimization
QM	Qualitätsmanagement
RA	Resource Agent
RCM	Reliability Centered Maintenance

RFC	Random Forest Classifier
RUL	Remaining Useful Life
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
SPS	Speicherprogrammierbare Steuerung
SVM	Support Vector Machine
TPM	Total Productive Management
TSLF	Time Since Last Failure
TTF	Time to Failure
WIP	Work In Progress
ERP	Enterprise Resource Planning
AMS	Agent Management System
MTS	Message Transport System
OA	Order Agent
WPA	Work Piece Agent

## Algorithmenverzeichnis

1	Ausfallrisiko einer Komponente . . . . .	37
2	Bestimmung des Schadensausmaßes . . . . .	37
3	Beschreibung eines Objektes in der PSO (Li et al., 2007) . . . . .	56
4	Priorisierung eines Auftrages durch das Marktprinzip (Regulin and Vogel- Heuser, 2016) . . . . .	59
5	Kosten eines Produktionsauftrages laut Rötzer and Schwaiger, 2016 . . .	84
6	Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung reaktiver In- standhaltung . . . . .	85
7	Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung vorbeugender Instandhaltung . . . . .	86
8	Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von CBM . . .	87
9	Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von PdM . . .	87
10	Formel zur Bestimmung der Priorität des Auftrages . . . . .	93
11	Formel zur Bestimmung des minimalen Prioritätsfaktors . . . . .	93
12	Formel zur Bestimmung des Reihenfolgerangs . . . . .	94
13	Formel zur Bestimmung des Fertigstellungszeitpunkts . . . . .	94
14	Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von PriMa . .	108
15	Anpassung des Zeitpunkts für den möglichen Auftragsstart aufgrund von Wartungstätigkeiten . . . . .	110
16	Auswahl des Maschinenspezifischen Preises im Simulationsmodell . . . .	140
17	Modellierung der Kostenfunktion im Simulationsmodell . . . . .	140
18	Logik des Optimierer-Bausteins bei manueller Steuerung . . . . .	195
19	Logik des Optimierer-Bausteins bei autonomer Steuerung . . . . .	195
20	Logik für Zuweisung der Preise . . . . .	196
21	Modellierung des Verschleißverhaltens und Ausfälle . . . . .	196

## Tabellenverzeichnis

3.1	Beispielhafte Lösungsverfahren zur Reihenfolgeplanung . . . . .	17
3.2	Aufgabenbereiche und Funktionen von Agenten (Uhlmann et al., 2013) .	24
4.1	Abgrenzung der Literaturanalyse . . . . .	52
4.2	Relevante Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung . . . . .	62
4.3	Auswahl Ansätze zur integrativen Instandhaltungs- und Reihenfolgeplanung	73
5.1	Relevante Entscheidungsfaktoren für die Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung . . . . .	81
5.2	Verschiedene Arten von maschinellen Lernverfahren (vgl. Kelleher et al., 2015) . . . . .	100
5.3	Gegenüberstellung der Ergebnisse mit den Anforderungen der Modellent- wicklung . . . . .	112
6.1	Verwendete Basisdaten für Umsetzung und Validierung . . . . .	116
6.2	Betrachtete Bauteile für die Instandhaltungsplanung . . . . .	118
6.3	Soll-Datenstruktur für die Modellierung (vgl. Ansari et al., 2019a) . . . .	120
6.4	Definierte Regelbausteine des Reaktionsmodells (vgl. Ansari et al., 2019a)	124
6.5	Inputgrößen des Simulationsmodells . . . . .	135
6.6	Outputgrößen des Simulationsmodells . . . . .	137
6.7	Übersicht der Quantifizierungsmetriken . . . . .	141
7.1	Übersicht der durchgeführten Experimente . . . . .	143
7.2	Vergleich der Ergebnisse der Experimente . . . . .	149
7.3	Übersicht über Anforderungen und Anwendungsgrenzen der Rahmenbe- dingungen . . . . .	154
A.1	Detailauswertung der Expertenbefragung . . . . .	193
A.2	Vorlage für die Expertenbefragung zur Bestimmung der entscheidungsre- levanten Faktoren . . . . .	194

## Abbildungsverzeichnis

2.1	Forschungsdesign der vorliegenden Arbeit . . . . .	8
2.2	Abgrenzung des Betrachtungsbereichs der vorliegenden Arbeit . . . . .	10
3.1	Hauptfunktionen der PPS (vgl. Wannewetsch, 2014, S. 437) . . . . .	12
3.2	Planungskomplexität (in Anlehnung an ElMaraghy et al., 2012) . . . . .	13
3.3	Klassifikation der Reihenfolgeplanung nach Maschinenumgebung (Fischäder et al., 2017) . . . . .	15
3.4	Ablauf eines PPS-Systems (vgl. Schenk et al., 2013) . . . . .	21
3.5	a) Deliberativer Agent; b) Reaktiver Agent (Zhang, 2017) . . . . .	24
3.6	Beispielhafte Integration eines MAS in die Feldebene eines Produktionsprozesses (Hoffmann et al., 2016) . . . . .	25
3.7	Hierachische und heterachische Steuerungsstruktur (Meissner et al., 2017) . . . . .	27
3.8	Einfluss der Instandhaltungsintensität auf die IH-Kosten (Matyas, 2018, S. 48) . . . . .	30
3.9	Entwicklung unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien . . . . .	31
3.10	Modell des Abnutzungsvorrats (Matyas, 2018) . . . . .	34
3.11	Risikomatrix (Pawellek, 2016, S. 181) . . . . .	38
3.12	Ergebnisse der Expertenbefragung im Rahmen der Hannover Messe 2018 (Glawar and Nemeth, 2018, S. 300) . . . . .	40
3.13	Umsetzung von PdM in einer IIoT-Plattform (vgl. Kovacs and Glawar, 2019) . . . . .	42
3.14	Digital Twin zur Integration von Instandhaltung und PPS (vgl. Glawar and Nemeth, 2018) . . . . .	44
3.15	Ausprägungen der wissensbasierten Instandhaltung (Ansari et al., 2019a) . . . . .	46
3.16	Cross Industry Standard Process for Data Mining (vgl. Chapman et al., 2000) . . . . .	48
3.17	Anwendung des generischen Data-Science Prozess (vgl. Pfister and Blitzstein, 2014) . . . . .	49
4.1	Prozess einer ereignisgesteuerten PPS (Kasakow et al., 2016) . . . . .	55
4.2	Marktprinzip der Auftragsvergabe (Regulin and Vogel-Heuser, 2016) . . . . .	58



4.3	Architektur der Kommunikation in einem Agentensystem (Pantförder et al., 2017) . . . . .	59
4.4	Integration der Agenten in ein Produktionssystem (Hoffmann et al., 2016)	60
4.5	Unterschiedliche Möglichkeiten der integrierten Planung (vgl. Ansari et al., 2019a) . . . . .	65
4.6	Verteilung der identifizierten Ansätze nach Problemklasse . . . . .	69
4.7	Verteilung der identifizierten Ansätze nach berücksichtigten Produktionsumständen . . . . .	70
4.8	Relative Verteilung der berücksichtigten Produktionsumstände . . . . .	71
4.9	Verteilung der identifizierten Ansätze nach Integration von Instandhaltung	72
4.10	Erfüllungsgrad der Anforderungen von Ansätzen zur integrativen Instandhaltungs- und PPS . . . . .	76
4.11	Identifizierte Forschungslücken und abgeleitete Anforderungen an die Modellentwicklung . . . . .	78
5.1	Übersicht Kostenfunktion . . . . .	88
5.2	Übersicht des Modells zur Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung (vgl. Glawar et al., 2019) . . . . .	89
5.3	Detaildarstellung des Modells zur Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung . . . . .	91
5.4	Beispielhafte Integration in das Instandhaltungskostencontrolling . . . . .	97
5.5	Modell für Prescriptive Maintenance - PriMa (vgl. Ansari et al., 2019a) . . . . .	98
5.6	Vorgehen zur Anwendung von PriMA . . . . .	101
5.7	Visualisierung von Features und Zielvariable zur explorativen Datenanalyse (vgl. Jalali et al., 2019) . . . . .	103
5.8	Evaluierung unterschiedlicher ML-Algorithmen (Ansari and Glawar, 2018)	104
5.9	Modell zur integrativen Berücksichtigung von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung . . . . .	106
5.10	Überblick über die Ergebnisse der Modellentwicklung . . . . .	111
6.1	Vorgehen zur Umsetzung und Validierung des entwickelten Vorgehensmodells . . . . .	114
6.2	Berechnung des Abnutzungsvorrats (vgl. Glawar et al., 2016a) . . . . .	121

6.3	Korrelationsmatrix zur Darstellung des Zusammenhangs zwischen Produktqualität und Ausfällen (vgl. Glawar et al., 2016b) . . . . .	123
6.4	Beispielhafte Verletzung einer Kombinationsregel (vgl. Matyas et al., 2017)	125
6.5	Entscheidungsmodell für die Integration in die Produktionssteuerung . . .	126
6.6	Grundlegender Ablauf der agentenbasierten Simulation (Deckert and Klein, 2010) . . . . .	128
6.7	Übersicht des agentenbasierten Simulationsmodells . . . . .	132
6.8	Abbildung des physischen Materialflusses im Simulationsmodell . . . . .	133
6.9	Logik des Maschinenagenten . . . . .	134
7.1	Experiment 1: a) Auslastung der Anlagen, b) Technische Anlagenverfügbarkeit . . . . .	144
7.2	Experiment 1: Terminabweichungen durch Rückstau . . . . .	145
7.3	Experiment 2: a) Auslastung der Anlagen, b) Technische Anlagenverfügbarkeit . . . . .	146
7.4	Experiment 2: Terminabweichungen durch Rückstau . . . . .	147
7.5	Experiment 3: a) Auslastung der Anlagen, b) Technische Anlagenverfügbarkeit . . . . .	147
7.6	Experiment 3: Terminabweichungen durch Rückstau . . . . .	148
7.7	Quantifizierung des Nutzens   a) Technische Anlagenverfügbarkeit; b) Produktivität; c) Terminabweichung . . . . .	150
8.1	Übersicht über den weiteren Forschungsbedarf . . . . .	160
A.1	Beispiel für ein Statechart der Produktionsanlagen . . . . .	195

# 1 Einleitung

*„Dezentralisierung ist kein Selbstzweck. Ziel ist es vielmehr, Handlungs- und Entscheidungsspielräume so zu gestalten, daß die Reaktionsfähigkeit des Gesamtsystems steigt“*  
(Westkämper et al., 1998)

Die vorliegende Arbeit will einen positiven Beitrag leisten, um die produzierende Industrie auf die gegenwärtigen Herausforderungen vorzubereiten. Aus diesem Grund beschäftigt sich die Arbeit damit, autonome Produktionssteuerungsansätze einen weiteren Schritt hin zur Umsetzungsreife zu bringen. Somit wird ein wertvolles Werkzeug zur Bewältigung der aktuellen Herausforderungen geschaffen und ein signifikanter Beitrag zur bestehenden Literatur im Bereich Produktions- und Logistikmanagement geleistet. Im Speziellen wird ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt und im Rahmen eines Simulationsmodells umgesetzt und validiert und damit ein wesentlicher Schritt vollzogen, um autonome Produktionssteuerungsansätze anwendungsnahe zu gestalten.

## 1.1 Ausgangssituation und Motivation

Produzierende Unternehmen sehen sich gegenwärtig mit einem hohen Produktivitäts- und Kostendruck konfrontiert (vgl. Fitouri et al., 2016; Westkämper and Löffler, 2016). Grund dafür sind neben der zunehmenden Globalisierung der Märkte und Verkürzung der Produktlebenszyklen in erster Linie die steigende Flexibilität des Marktes sowie steigende Kundenanforderungen hinsichtlich Produktindividualisierung (vgl. Wöstmann et al., 2017). Vor diesem Hintergrund stehen die Unternehmen vor der Herausforderung kurze Lieferzeiten und eine hohe Lieferfähigkeit, trotz immer kürzer werdender Planungshorizonte, einer Vielzahl an externen Planungsänderungen sowie einer steigenden Planungskomplexität, zu erreichen (vgl. Kagermann et al., 2013; Spath et al., 2017). Darüber hinaus stellt sich für Unternehmen außerdem die Herausforderung der industriellen Nachhaltigkeit (vgl. Neri et al., 2018). Die damit verbundenen steigenden Anforderungen hinsichtlich Energieeffizienz (vgl. Sobottka et al., 2017) und Ressourceneffizienz entlang der gesamten Wertschöpfungskette (vgl. Sunk et al., 2016) erhöhen die Planungskomplexität signifikant. Diese Komplexität zeichnet sich durch ein nicht lineares Verhalten eines Produktionssystems, einer Vielzahl an unerwarteten Änderungen sowie vielschichtiger Interaktionen innerhalb des Systems aus (vgl. ElMaraghy et al., 2012). Dieser hohe Grad an Komplexität in der Planung ist für den Menschen nicht mehr, bzw. nur durch hohen Aufwand handhabbar (vgl. Rauch et al., 2018).

Aus diesem Grund ergeben sich einerseits hohe Anforderungen an die Flexibilität und Re-

aktionszeiten in der Planung und gleichzeitig hohe Anforderungen hinsichtlich der Anlagenverfügbarkeit der Produktionsanlagen, Betriebsmittel und Maschinen (vgl. Lucke et al., 2016). Jedoch beziehen aktuelle Systeme zur Produktionsplanung und -Steuerung (PPS) weder technische Neuerungen noch gesellschaftliche Erfordernisse ein und sind daher nicht in der Lage den aktuellen Herausforderungen zu entsprechen (vgl. Gallina et al., 2019). Ebenso sind aktuelle Instandhaltungsprozesse und –strategien nicht ausreichend auf diese Herausforderungen vorbereitet (vgl. Kinz et al., 2016)

Vor dem Hintergrund der Industrie 4.0 ergeben sich jedoch neue Möglichkeiten aufgrund innovativer Technologien und Ansätze wie Industrial Internet of Things (IIoT)- Anwendungen (Schmiedbauer et al., 2020), horizontale und vertikale Kommunikation innerhalb eines Produktionssystems mittels Open Platform Communications Unified Architecture (OPC UA, vgl. Pauker et al., 2016) oder den Einsatz von Methoden der künstlichen Intelligenz (KI) zur Datenanalyse, Prognose, Optimierung und Planung (vgl. Ulrich and Bachlechner, 2020). Eine Möglichkeit, dieser Herausforderungen Herr zu werden, stellen Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung dar (vgl. Monostori et al., 2016). Der Grad an Autonomie eines Cyberphysikalischen Produktionssystems (CPPS) beschreibt die Fähigkeit sich selbständig zu planen, zu steuern und selbstständig Aktionen zu veranlassen. (vgl. Ansari et al., 2018 und Kapitel 3.1.7). Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung stellen geeignete Möglichkeiten dar, um den Autonomiegrad eines CPPS zu steigern und sind daher in der Lage mit den dargestellten Anforderungen umzugehen (vgl. Henke and Heller, 2019 Uhlmann et al., 2013 und Monostori et al., 2006).

## 1.2 Problemstellung und Zielsetzung der Arbeit

Durch autonome Produktionssteuerungsansätze können Aufwände für die Planung reduziert (vgl. Zhang, 2017), kürzere Reaktionszeiten in der Planung (vgl. Kasakow et al., 2016) ermöglicht und eine erhöhte Planungsflexibilität (vgl. Cupek et al., 2016) geschaffen werden (vgl. Uhlmann et al., 2013) und somit die Termintreue der Unternehmen positiv beeinflusst werden (vgl. Peng and van Houtum, 2016). Allerdings sind diese Ansätze aktuell noch nicht reif für die industrielle Anwendung (Vgl. Vogel-Heuser et al., 2016). Die meisten der gegenwärtigen Ansätze gehen von idealisierten Annahmen, wie perfekter Verfügbarkeit des Produktionssystems aus, oder berücksichtigen viele entscheidende Faktoren, wie beispielsweise die Instandhaltung nicht umfassend. Beispielsweise wird die Frage, wie der aktuelle Zustand einer Produktionsanlage in der Produktionssteuerung berücksichtigt werden kann, nicht beantwortet (Förster et al., 2019).

Genau diese Faktoren sind jedoch maßgeblich für die Akzeptanz und Umsetzungsreife von autonomen Ansätzen in der PPS in Industrieunternehmen. Ein Großteil der interna-

tionalen Fachleute geht laut EFI (Expertenkommission Forschung und Innovation) davon aus, dass innerhalb der nächsten Jahre autonome Systeme ihren Weg in die industrielle Produktion schaffen werden (vgl. Expertenkommission Forschung und Innovation, 2018). Obwohl dem Bereich der autonomen Produktionsplanung also eine hohe Relevanz ausgesprochen wird und man dem Einsatz der Technologie grundsätzlich positiv und aufgeschlossen gegenübersteht, steht man hinsichtlich einer zeitnahen Umsetzung von autonomer Produktionsplanung noch vor wesentlichen Herausforderungen (vgl. Teschemacher et al., 2016). Eine hohe Entscheidungsqualität hinsichtlich einem flexiblen Agieren und adäquaten Reagieren bei Änderungen ist also entscheidend, um die Akzeptanz von autonomer Produktionsplanung zu ermöglichen (vgl. Henke and Heller, 2019).

Häufig scheidet die Einführung neuer, komplexer Systeme, beispielsweise die Implementierung eines autonomen PPS-Systems, nicht an der technischen Umsetzbarkeit, sondern daran, dass das operative Planungspersonal sowie das Instandhaltungspersonal nicht ausreichend in den Entwicklungsprozess mit einbezogen und dadurch wichtige Anforderungen seitens des Personals nicht berücksichtigt werden (vgl. Weidner et al., 2014).

Um autonome Produktionssteuerungsansätze näher hin zur Umsetzungsreife zu bringen, stellt sich die Frage, wie praxisrelevante Faktoren, wie die Instandhaltung, integrativ berücksichtigt werden können. Traditionell werden die Bereiche der Produktionsplanung und Instandhaltung jedoch getrennt voneinander betrachtet (vgl. Frost and Mc Carthy, 2016; Kuhn et al., 2006). In aktuellen Ansätzen zur Produktionsplanung wird die Instandhaltung, sofern überhaupt betrachtet, in der Regel lediglich über statistische Verfügbarkeiten oder periodische Wartungspläne berücksichtigt (siehe dazu Kapitel 4.2), obwohl ein enger Zusammenhang zwischen PPS, Instandhaltung und Produktqualität besteht (vgl. Colledani et al., 2014; Matyas, 2018). Von einer integrativen Betrachtung der beiden Bereiche sind jedoch wesentliche Vorteile zu erwarten (vgl. Roy et al., 2016 und Jafari and Makis, 2015). Durch die somit erzielte Erhöhung der Entscheidungsqualität (vgl. Thorsen et al., 2016) kann eine Erhöhung der Termintreue erzielt werden (vgl. Bouzidi-Hassini et al., 2015).

Eine integrative Betrachtung erhöht jedoch nicht nur die Robustheit der Planung und die Leistung des Produktionssystems, sondern kann außerdem die Grundlage für eine Erhöhung der industriellen Nachhaltigkeit durch Maßnahmen der Digitalisierung darstellen (Biedermann, 2019). Die Entscheidungsqualität von Prozessen geht einher mit wissensbasierten Systemen (vgl. Russell and Norvig, 2016), insbesondere hinsichtlich wissensbasierter Instandhaltung (KBM, vgl. Ansari and Glawar, 2018). Eine datenbasierte Extraktion von Wissen bietet signifikante Vorteile (vgl. Biedermann, 2014) und ermöglicht einen positiven Einfluss hinsichtlich Ressourceneffizienz (vgl. Blume et al., 2018). Darüber hinaus kann eine Verbesserung der PPS bekanntlich einen wesentlichen Beitrag

hinsichtlich energieeffizienten Produktionssystemen leisten (vgl. Sihh et al., 2018). Die integrative Betrachtung von Instandhaltung und PPS ermöglicht im Weiteren einen optimierten Material- und Ressourceneinsatz, eine Optimierung von Ersatzteilen (vgl. Biedermann, 2008b) und Reduktion von Ausschuss aufgrund von ungeplanten Stillständen (vgl. Wakiru et al., 2018; Gupta and Mishra, 2018) sowie verbesserte Energieeffizienz aufgrund einer optimierten Nutzung von Werkzeugen (vgl. Sihag et al., 2018).

Vor diesem Hintergrund ist es das Ziel der Arbeit, autonome Produktionssteuerung durch die Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien einen weiteren Schritt Richtung Umsetzungsreife zu bringen. Darüber hinaus ist es das Ziel der Arbeit, den Nutzen einer integrativen Betrachtung von Instandhaltung und Produktionssteuerung zu quantifizieren und schlussendlich einen positiven Beitrag zu leisten, um aktuelle Instandhaltungsprozesse und –strategien sowie Ansätze zur Produktionsplanung auf die aktuellen Herausforderungen vorzubereiten.

### 1.3 Aufbau der Arbeit

Zur Erreichung der Zielsetzung, welche in Kapitel 2 im Detail beschrieben wird, wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt und im Rahmen eines agentenbasierten Simulationsmodells umgesetzt und validiert.

Zu diesem Zweck werden in Kapitel 3 die wesentlichen Begriffe im Zusammenhang mit autonomer Produktionsplanung und Steuerung sowie Instandhaltungsplanung dargestellt und anschließend der Betrachtungsbereich der vorliegenden Arbeit abgegrenzt. Darüber hinaus werden die für die Entwicklung des Simulationsmodells zur Validierung notwendigen Grundlagen der agentenbasierten Simulation dargestellt. Aufbauend auf diesen Grundlagen wird in Kapitel 4 der gegenwärtige Stand der Wissenschaft hinsichtlich der integrativen Betrachtung von Instandhaltung und PPS dargestellt und im Speziellen auf theoretisch-konzeptionelle Ansätze für autonome Produktionssteuerung eingegangen. Zuvor wird in Kapitel 2 auf die spezifische Problemstellung der Arbeit eingegangen, konkrete Forschungsfragen abgeleitet und die der Arbeit zu Grunde liegende Forschungsmethodik dargestellt.

Das Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung wird in Kapitel 5 vorgestellt. Dabei wird im Speziellen auf ein Modell für autonome Produktionssteuerung unter Berücksichtigung eines Prescriptive Maintenance Modells (PriMA) eingegangen. Die einzelnen Sub-Systeme des entwickelten Modells werden im Detail vorgestellt und diskutiert. Die Umsetzung und

Validierung des entwickelten Modells wird in Kapitel 6 im Rahmen eines agentenbasierten Simulationsmodells für einen industriellen Use-Case ausgeführt. Die somit erzielten Resultate stellen die Grundlage für die Beantwortung der aufgeworfenen Forschungsfragen dar. Diese Ergebnisse werden in Kapitel 7 ausführlich dargestellt und interpretiert. Abschließend erfolgt in Kapitel 8 eine Zusammenfassung der Arbeit und der wesentlichen Erkenntnisse. Darüber hinaus erfolgt ein Ausblick hinsichtlich der Implementierung der entwickelten Methode sowie des weiteren Forschungsbedarfs im Bereich autonomer Produktionssteuerung.

## 2 Zielsetzung, Forschungsfrage und Forschungsmethode

Ausgehend von der generellen Zielstellung der Arbeit werden in diesem Kapitel die zu erwartenden Ergebnisse, die Forschungsfragen der vorliegenden Arbeit und eine Abgrenzung des Untersuchungsbereichs dargestellt. Davon abgeleitet wird das Forschungsdesign für die Entwicklung eines Vorgehensmodells zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung vorgestellt und diskutiert.

### 2.1 Zielsetzung und erwartete Ergebnisse

Die allgemeinen Ziele der Arbeit sind es, den Nutzen der Integration von Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung zu quantifizieren, autonome Produktionssteuerung durch Berücksichtigung der Instandhaltung einen weiteren Schritt Richtung Umsetzungsreife zu bringen und schlussendlich einen positiven Beitrag zu leisten, um Produktionssysteme auf die aktuellen Herausforderungen vorzubereiten.

Die zu erwartenden Ergebnisse sind zum einen ein allgemein gültiges Vorgehensmodell, um unterschiedliche Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung zu integrieren. Teilergebnisse sind sowohl eine Übersicht und Bewertung über entscheidungsrelevante Aspekte der Instandhaltung für die Integration in die autonome Produktionssteuerung, als auch unterschiedliche Kostenfunktionen für verschiedene Instandhaltungsstrategien, um diese Aspekte in der autonomen Produktionssteuerung abbilden zu können. Darüber hinaus ist ein weiteres Teilergebnis ein konkretes Vorgehen zur Integration eines präskriptiven Instandhaltungsmodells am Beispiel eines „marktbasierten“ Modells für die autonome Produktionssteuerung. Außerdem ist ein Teil der zu erwartenden Ergebnisse ein agentenbasiertes Simulationsmodell, um den potentiellen Nutzen des entwickelten Vorgehensmodells für einen ausgewählten Use-Case zu quantifizieren.

### 2.2 Forschungsfragen

Die übergeordnete Forschungsfrage lautet: „Wie kann ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung gestaltet sein?“ Daraus ergeben sich folgende konkrete Fragestellungen:

1. *Welche Teilaspekte der Instandhaltung sind für die Integration in die Produktionssteuerung entscheidungsrelevant?*
2. *Wie muss eine Kostenfunktion für die autonome Produktionssteuerung aussehen, um diese Aspekte abzubilden?*



3. *Unter welchen Rahmenbedingungen führt eine Integration von Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung zu einer Steigerung der Anlagenproduktivität?*

### 2.3 Forschungsmethodik und -design

Abgeleitet von den definierten Forschungsfragen ergibt sich folgendes Forschungsdesign für die Entwicklung eines Vorgehensmodells zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung.

Angelehnt an den „Design Science Research Cycle“ (vgl. Hevner et al., 2008 und Pefers et al., 2007) gliedert sich die vorliegende Arbeit in vier maßgebliche Phasen (siehe 2.1), wobei die unterschiedlichen Phasen nicht sequentiell, sondern jeweils in mehreren iterativen Schleifen bearbeitet werden.

In der ersten Phase der „Problemabstraktion“ wird zunächst mittels einer umfassenden Literatur- und Technologieanalyse der State-of-the-Art sowie theoretisch-konzeptionelle Ansätze dargestellt. Basierend auf diesen Ergebnissen und einer gezielten Befragung von Experten aus unterschiedlichen Industriebereichen, sowie Experten aus der nationalen und internationale Forschung, wird unter anderem die Frage geklärt, welche kritischen Erfolgsfaktoren der Instandhaltung in Bezug auf autonome Produktionssteuerung entscheidungsrelevant sind. Darüber hinaus erfolgte ein Experten-Workshop im Rahmen der Hannover-Messe, sowie Fachgespräche innerhalb der Smart Maintenance Community der Fraunhofer Gesellschaft, um die Problemstellung vertiefend zu diskutieren. Außerdem werden an dieser Stelle die Anforderungen an das zu entwickelnde Vorgehensmodell festgelegt. Diese Anforderungen werden basierend auf den Ergebnissen aus Modellerstellung und –Evaluierung laufend iterativ verfeinert und angepasst.

Als nächstes folgt die Phase der „Modellentwicklung“, in welcher basierend auf der Problemabstraktion in Kapitel 5.1.1 identifizierter Anforderungen und entscheidungsrelevanter Funktionen ein allgemein gültiges Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt wird. Als Teil dieses Modells werden Logiken zur Steuerung von autonomen Produktionssystemen definiert und Optimierungsgrößen, beispielsweise für die Auslösung ereignisorientierter Steuerungssysteme, festgelegt, welche zur Erhöhung der Anlagenverfügbarkeit und Ressourceneffizienz, in Sinne eines Gesamt(kosten)optimums, beitragen. An dieser Stelle wird außerdem auf die Anforderungen für unterschiedliche Instandhaltungsstrategien eingegangen und strategieabhängige Kostenfunktionen für die autonome Produktionssteuerung definiert. Hierbei wird vor allem auf die Anforderungen für die Berücksichtigung

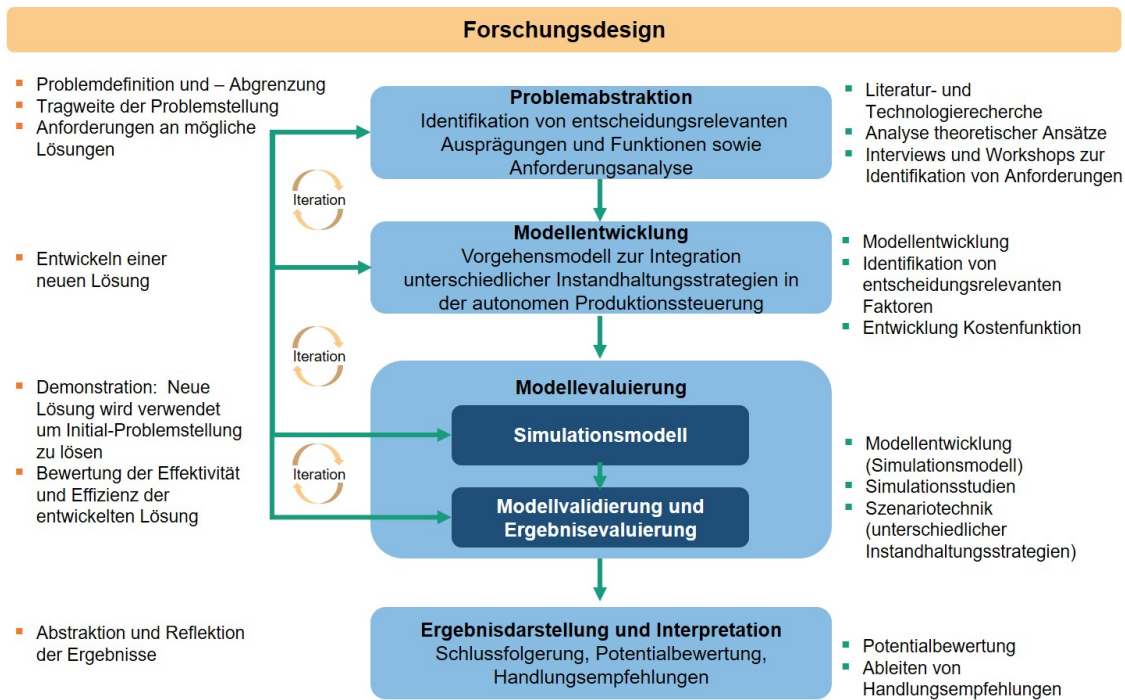


Abbildung 2.1: Forschungsdesign der vorliegenden Arbeit

von präskriptiven Instandhaltungsstrategien eingegangen. Dieses Modell wird iterativ basierend auf den Ergebnissen von Modellevaluierung und angepassten Anforderungen an das Modell laufend erweitert und adaptiert.

In der Phase der „Modellevaluierung“ wird im ersten Schritt ein agentenbasiertes Simulationsmodell entwickelt, welches darauf zielt, das entwickelte Vorgehensmodell anhand von Simulationsstudien zu evaluieren und zu bewerten. Dieses agentenbasierte Simulationsmodell wird basierend auf realen Unternehmensdaten aus einem industriellen Use-Case entwickelt. In diesem Simulationsmodell ist es möglich, unterschiedliche Instandhaltungsstrategien (wie reaktive Instandhaltung, präventive oder präskriptive Instandhaltung) in der autonomen Produktionssteuerung darzustellen und diese miteinander zu vergleichen. Für die Darstellung präskriptiver Instandhaltungsstrategien wird auf einen im Forschungsprojekt „Instandhaltung 4.0“ entwickelten Instandhaltungsansatz zurückgegriffen (vgl. Matyas et al., 2017). Darüber hinaus wird das Simulationsmodell als autonomes Multiagentensystem mit ereignisorientierter Steuerung aufgebaut. Die durch die Simulationsstudien und unterschiedlichen Szenarien gewonnenen Ergebnisse werden einerseits zur Validierung des allgemeinen gültigen Vorgehensmodells verwendet. Andererseits werden basierend auf diesen Ergebnissen die Anforderungen an das Modell angepasst und das Modell an sich verfeinert.

Abschließend werden in der „Ergebnisdarstellung und Interpretation“ die durch die Simulationsstudien gewonnenen Ergebnisse des angepassten und finalisierten Vorgehens-

modells zusammengefasst und verarbeitet. Mit diesen Ergebnissen kann bewertet werden, welche Potentiale die Integration von unterschiedlichen Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung mit sich bringen. Diese Potentiale können beispielsweise durch einen reduzierten Planungsaufwand für Instandhaltungs- und Produktionsplan, eine erhöhte Planungssicherheit (und damit einher eine Reduktion von manuellen Eingriffen) oder eine Erhöhung der Anlagenverfügbarkeit bzw. Ressourceneffizienz im Vergleich zu aktuellen, welche Instandhaltung nicht berücksichtigen, erzielt werden. Basierend auf diesen Ergebnissen werden abschließend Handlungsempfehlungen für Unternehmen, welche sich in Richtung einer autonomen PPS bewegen wollen, abgeleitet. Darüber hinaus werden auch Maßnahmen hinsichtlich notwendiger weiterer Forschungsaktivitäten abgeleitet.

## 2.4 Abgrenzung des Betrachtungsbereichs

Wie in Abbildung 2.2 dargestellt beschäftigt sich die vorliegende Arbeit mit der Untersuchung der Produktionsreihenfolgeplanung als zentrale Aufgabe der Produktionssteuerung. Dabei wird von der Prämisse ausgegangen, dass auch weiterhin neben einer dezentralen, heterarchischen autonomen Produktionsreihenfolgeplanung wesentliche Aufgaben der PPS in einem zentralen, hierarchischen Planungssystem stattfinden werden, welches eng mit dem autonomen System kommuniziert.

Darüber hinaus beschränkt sich die vorliegende Arbeit auf die Berücksichtigung existierender Instandhaltungsstrategien bzw. -modelle. Im Speziellen fokussiert sich die Arbeit auf die Berücksichtigung eines Prescriptive Maintenance Modells (PriMA) in der agentenbasierten Produktionssteuerung (vgl. Ansari et al., 2019b). Grundlage für die Entwicklung des Modells zur integrativen Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung sind bereits existierende Planungsmodelle und Kostenfunktionen für die autonome Produktionssteuerung, welche im Rahmen der vorliegenden Arbeit aufgegriffen und weiterentwickelt werden. Die vorliegende Arbeit erhebt also nicht den Anspruch, ein ideales Planungsmodell, sondern ein Vorgehensmodell zu entwickeln, welches sich auf die spezifischen Faktoren zur Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung fokussiert. Aus diesem Grund werden beispielsweise im Rahmen der Kostenfunktion detaillierte Kostenfaktoren, wie Kosten für die Bestandsführung des Work In Progress (WIP) oder Kostenreduktion durch Produktivitätssteigerung aufgrund von Lerneffekten nicht betrachtet. Querschnittsaufgaben der Produktionsplanung im Bereich, Qualitätsmanagement, Energie- und Ressourcenmanagement sowie detaillierte Aufgaben im Bereich Personalmanagement, welche je nach Produktionsumfeld relevant für die Bestimmung der Kosten eines Produktionsauftrags sein können, werden

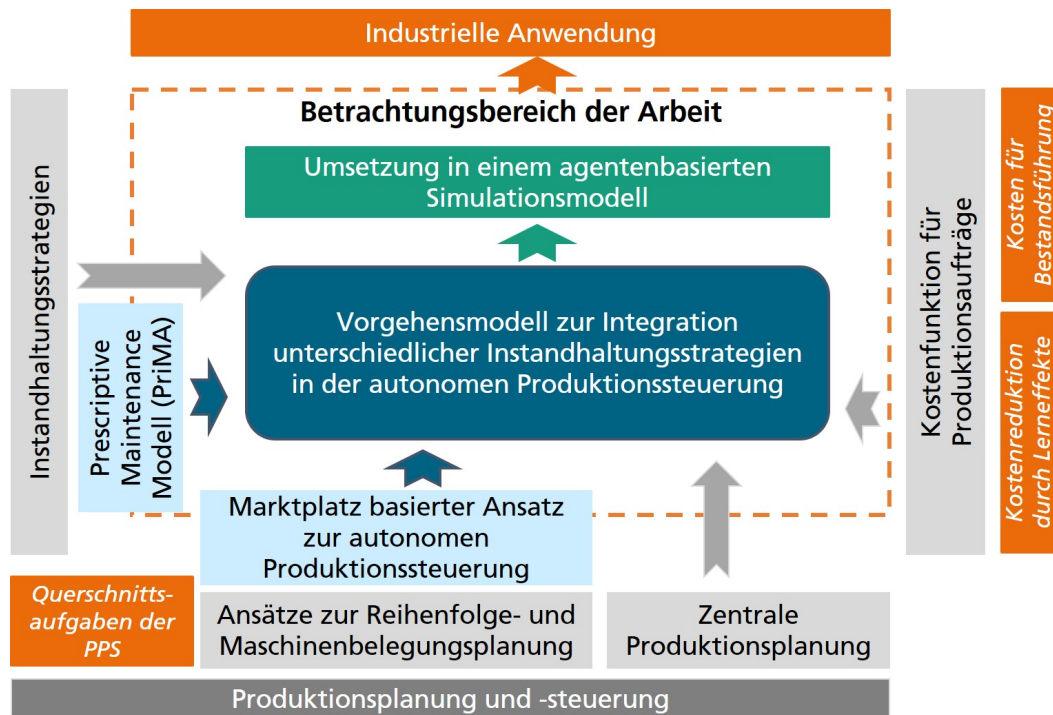


Abbildung 2.2: Abgrenzung des Betrachtungsbereichs der vorliegenden Arbeit

für die vorliegende Betrachtung ebenso weitgehend außer Acht gelassen.

Da es im Rahmen der vorliegenden Arbeit leider nicht möglich war, das entwickelte Modell zur integrativen Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung in der industriellen Anwendung zu implementieren, erfolgt die Validierung des Modells im Rahmen der Simulation eines industriellen Use-Cases. Grundlage für diesen Use-Case sind reale Produktionsdaten.

## 3 Begriffsdefinition und wissenschaftliche Grundlagen

Als Grundlage für die weiteren Betrachtungen werden im Rahmen dieses Kapitels die wesentlichen Begriffe hinsichtlich autonomer Produktionsplanung und -steuerung sowie Instandhaltung dargestellt.

### 3.1 Autonome Produktionsplanung und -steuerung

In diesem Kapitel werden zunächst die Aufgaben der Produktionsplanung und -steuerung beschrieben. Danach wird die Reihenfolgeplanung als zentrale Aufgabe der Produktionssteuerung näher erläutert. Im Anschluss wird der Begriff der Autonomie definiert und dessen Einordnung im Bereich der PPS diskutiert. Abschließend wird basierend darauf der Begriff der autonomen Produktionssteuerung erläutert und abgegrenzt.

#### 3.1.1 Produktionsplanung und Steuerung

Die Hauptaufgaben der Produktionsplanung sind die Produktionsprogramm-, Mengen-, sowie die Termin- und Kapazitätsplanung. Abbildung 3.1 zeigt sowohl die Grundstruktur der Produktionsplanung und -steuerung als auch die relevanten Funktionen und unterschiedlichen Planungshorizonte.

Die Produktionsprogrammplanung legt fest, welche Mengen welcher Produkte zu welchen Terminen fertiggestellt werden sollen (vgl. Wannenwetsch, 2014). Das dabei erstellte Produktionsprogramm legt fest, welche Leistungen in einem gewissen Planungszeitraum, in Abstimmung auf die Absatzbarkeit und Realisierbarkeit, erbracht werden sollen (vgl. Schuh and Stich, 2012). Im Rahmen der Mengenplanung wird der Sekundärbedarf an Rohstoffen, Einzelteilen und Baugruppen, der zur Erstellung des Primärbedarfs benötigt wird, aus dem zugrundeliegenden Produktionsprogramm abgeleitet. Die Termin- und Kapazitätsplanung beschäftigt sich mit der Planung und Koordination der zu produzierenden Aufträge, mit Rücksicht auf die vorhandenen Kapazitäten. Diese erfolgt mittels Durchlaufterminierung, wobei die Zeitdauer der Fertigung festgelegt und mittels Kapazitätsterminierung abgeglichen wird, indem das Kapazitätsangebot mit der Kapazitätsnachfrage verglichen wird.

Nach der Produktionsplanung folgt im nächsten Schritt die Produktionssteuerung. Deren Hauptaufgabe liegt in der Veranlassung und Feinterminierung der Aufträge, sowie der Kapazitäts- und Auftragsüberwachung. Im Rahmen der Auftragsveranlassung erfolgt zuerst eine Verfügbarkeitsprüfung von Ressourcen wie Personal, Material, Maschinen

		Hauptfunktionen	Teilfunktionen	Planungshorizont
Produktionsplanung	Grunddatenverwaltung	<b>Produktionsprogrammplanung</b> <i>Planung des Primärbedarfs mittels Festlegung der in der Periode herzustellenden Mengen</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Prognose</li> <li>– Grobplanung</li> <li>– Kundenauftragsverwaltung</li> </ul>	3-12 Monate
		<b>Mengenplanung</b> <i>Bestimmung des Sekundärbedarfs</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Stücklistenauflösung</li> <li>– Bestandsführung</li> <li>– Bestandsabgleich</li> <li>– Losgrößenberechnung</li> <li>– Verbrauchsorientierte Planung</li> </ul>	3-12 Monate
		<b>Termin und Kapazitätsplanung</b> <i>Bestimmung der Start- und Endtermine für die Arbeitsvorgänge</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Durchlaufterminierung</li> <li>– Kapazitätsplanung</li> <li>– Kapazitätsterminierung</li> </ul>	1-3 Monate
Produktionssteuerung		<b>Auftragsveranlassung</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Verfügbarkeitsprüfung</li> <li>– Auftragsfreigabe</li> <li>– Belegungsrechnung</li> </ul>	1-2 Wochen
		<b>Kapazitäts- und Auftragsüberwachung</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Auftragsfortschrittsüberwachung</li> <li>– Fertigungsaufträge</li> <li>– Ressourcen</li> </ul>	

Abbildung 3.1: Hauptfunktionen der PPS (vgl. Wannewetsch, 2014, S. 437)

oder Werkzeugen. Darauf folgt die Auftragsfreigabe, Ablaufplanung und Arbeitszuteilung (vgl. Schuh and Schmidt, 2014). Die Feinterminierung ermittelt genauere Start- und Endtermine der Aufträge, welche bereits im Rahmen der Produktionsplanung grob ermittelt werden. Basierend darauf kann auch die Reihenfolgeplanung erfolgen. Darüber hinaus beschäftigt sich die Produktionssteuerung mit der laufenden Überprüfung der zuvor festgelegten Planwerte im Rahmen der Auftragsüberwachung. Die somit durchgeführten Ist/Soll-Vergleiche sollen auftretende Abweichungen aufzeigen und so die Möglichkeit bieten, Gegenmaßnahmen zu initiieren.

### 3.1.2 Planungskomplexität

Die Komplexität von Produktionssystemen hat, bedingt durch das Streben nach Kosteneffizienz bei gleichzeitig hohen Qualitäts- und Flexibilitätsansprüchen, in den letzten Jahren kontinuierlich zugenommen (vgl. Schuh et al., 2019). Die Gründe für diese Komplexitätssteigerung resultieren aus einem Zusammenspiel von Netzwerkkomplexität, Produktkomplexität, Marktkomplexität und Systemkomplexität (vgl. Efthymiou et al., 2015). Während man grundlegend zwischen Komplexität des physikalischen Produktionssystems und der Komplexität der Funktionalität des Systems unterscheidet (vgl. Efthymiou et al., 2015), kann man die funktionale Komplexität weiter in zeitabhängige und unabhängige Komplexität unterteilen (vgl. ElMaraghy et al., 2012). Eine Klassifikation der

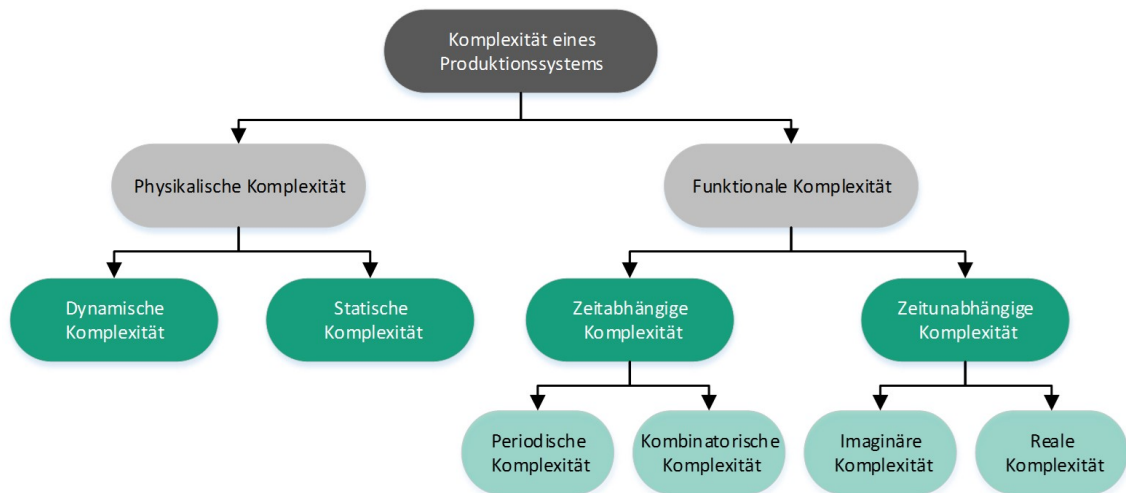


Abbildung 3.2: Planungskomplexität (in Anlehnung an ElMaraghy et al., 2012)

unterschiedlichen Arten von Komplexität in einem Produktionssystem sind in Abbildung 3.2 dargestellt.

Im Kontext der Produktionsplanung spielt dabei sowohl die physikalische Komplexität, im besonderen Produktvielfalt, Marktturbulenzen und betriebliche Abhängigkeiten, als auch die funktionale Komplexität, welche die Unsicherheit eine definierte funktionale Aufgabe zu erreichen beschreibt, eine Rolle. Ein Beispiel für die funktionale Komplexität ist die Unsicherheit eines Maschinenausfalles, welche die Aufgabe, ein bestimmtes Produkt zu einem bestimmten Zeitpunkt in einer bestimmten Qualität zu fertigen, negativ beeinflussen kann.

In dem Zusammenhang sind die Begriffe Flexibilität, Wandlungsfähigkeit und Robustheit von besonderer Bedeutung:

- Ein robustes Produktionssystem ist in der Lage mit auftretenden Störungen so umzugehen, dass sich die Produktivität des Systems konstant verhält. Dies kann entweder durch eine hohe Resilienz gegen Störungen oder durch angemessene Reaktionen auf sich ändernde Bedingungen erfolgen (vgl. Stricker and Lanza, 2014).
- Flexibilität beschreibt die Fähigkeit eines Produktionssystems innerhalb definierter Rahmenbedingungen zu reagieren (vgl. Nyhuis, 2010). Im Bereich der PPS bedeutet dies, dass bei auftretenden Änderungen entsprechende Flexibilitätsmaßnahmen getroffen werden, um Kapazitätsnachfrage und vorhandene Produktionskapazitäten abzugleichen (vgl. Lingitz et al., 2013).
- Im Vergleich zur Flexibilität beschreibt die Wandlungsfähigkeit die Fähigkeit eines Produktionssystems die notwendigen Rahmenbedingungen, um flexibel reagieren

zu können ohne erheblichen finanziellen Aufwand kurzfristig anpassen zu können (vgl. Nyhuis, 2010).

Diese Planungskomplexität wird geprägt durch Ereignisse, Nichtlinearitäten und eine Vielzahl von Interaktionen, die während der Planung und Steuerung von Produktionsabläufen auftreten und letztlich die Wirksamkeit konventioneller Ansätze zur PPS einschränken (vgl. ElMaraghy et al., 2012). Dezentrale, autonome Ansätze zur Produktionssteuerung bieten hingegen Möglichkeiten reduzierter Komplexität bei hoher Flexibilität und Robustheit (vgl. Monostori et al., 2006; Bongaerts et al., 2000).

### 3.1.3 Reihenfolge- und Maschinenbelegungsplanung

Die Reihenfolgeplanung stellt ein klassisches Teilgebiet der Produktionsplanung und –steuerung dar. In der Regel sind Kapazitäten eines Industrieunternehmens begrenzt und deren Erweiterung durch interne oder externe Ressourcen mit erheblichen Kosten verbunden. Daher ist die Wahl der Bearbeitungsreihenfolge der zu produzierenden Aufträge ein entscheidender Faktor, um die Unternehmensziele zu erreichen (vgl. Fischäder et al., 2017).

Der Begriff der Reihenfolgeplanung wird häufig synonym zu Ablauf-, Auftragsreihenfolge- bzw. Maschinenbelegungsplanung oder Feinterminierung verwendet. Dabei wird jeweils die Zuordnung einer gegebenen Menge an freigegebenen Fertigungsaufträgen zu den verfügbaren Maschinen bzw. Arbeitsplätzen verstanden (vgl. Fischäder et al., 2017). Eine Klassifizierung der Reihenfolgeplanung nach der jeweiligen Maschinenumgebung ist in Abbildung 3.3 dargestellt:

- **Einstufige Fertigung:** Besteht ein Auftrag aus genau einem Arbeitsgang, liegt eine einstufige Fertigung vor, die abhängig von der Anzahl nutzbarer Maschinen weiter differenziert werden kann. Bei Einmaschinenproblemen als einfachsten Fall ist zur Bearbeitung von einer Anzahl an Aufträgen genau eine Maschine verfügbar. Es ist lediglich die Reihenfolge der auf der Maschine zu fertigenden Aufträge zu bestimmen. Stehen mehrere Maschinen zu Verfügung, liegt ein Problem paralleler Maschinen vor. Hier müssen neben Reihenfolgeentscheidungen auch Zuordnungsentscheidungen getroffen werden. Hinsichtlich der Fertigungsgeschwindigkeiten lassen sich des Weiteren identische parallele (Fertigungszeit für den Auftrag ist auf allen Maschinen gleich), uniforme parallele (Fertigungsgeschwindigkeiten der Maschinen unterscheiden sich um einen konstanten Faktor) und heterogene parallele (Fertigungsgeschwindigkeit ist maschinen- und auftragsabhängig) Maschinen unterscheiden.



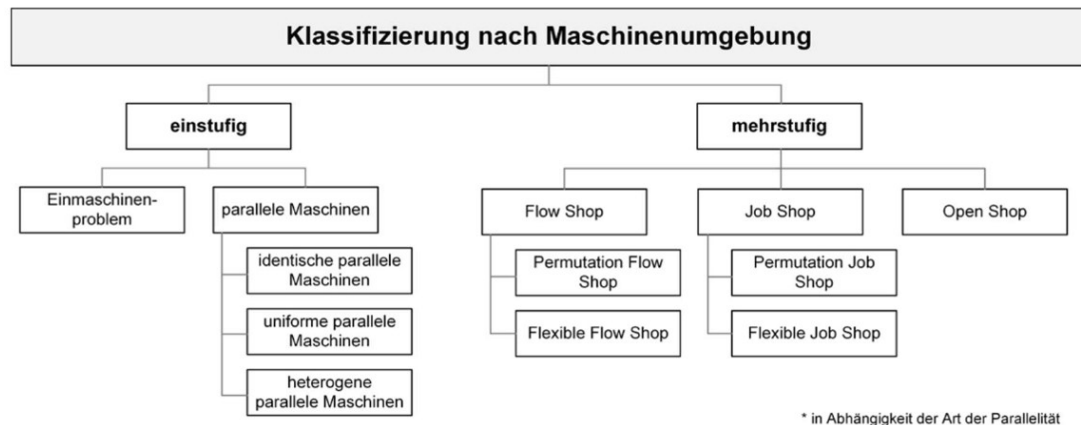


Abbildung 3.3: Klassifikation der Reihenfolgeplanung nach Maschinenumgebung (Fischäder et al., 2017)

- **Mehrstufige Fertigung:** Eine mehrstufige Fertigung liegt dann vor, wenn Aufträge aus mehreren Arbeitsgängen bestehen. Sie wird nach dem eingesetzten Organisationstyp des zugrundeliegenden Produktionssystems differenziert. Dabei lässt sich zwischen sogenannten Flow-Shop (FSSP), Job-Shop (JSSP) und Open-Shop Problemen differenzieren.

**Open-Shop Probleme** Bei Open-Shop Problemen ist die Reihenfolge, in welcher die Arbeitsgänge ausgeführt werden, beliebig möglich. Somit sind weder eine Arbeitsgang- noch eine Maschinenfolge vorgegeben. Dieser Planungsfall umschreibt ein flexibles Fertigungssystem mit Mehrzweckmaschinen (vgl. Domschke et al., 1997).

**Flow-Shop Probleme** Bei Flow-Shop Problemen (Reihenfertigung) treten Maschinenbelegungsprobleme ohne zeitliche Bindung (d.h. keine Verknüpfung mittels Fördereinrichtungen) auf. Die Arbeitsgänge ähnlicher Produkte werden in der gleichen Reihenfolge bearbeitet. Für die Bearbeitung jedes Arbeitsganges steht eine Maschine gleicher Art zur Verfügung. Es werden folgende Sonderfälle unterschieden: Permutation-Flow-Shop entspricht einer identischen Auftragsfolge auf allen Maschinen. Beim Flexible-Flow-Shop befinden sich parallele Maschinen des gleichen Typs auf mindestens einer Fertigungsstufe (vgl. Domschke et al., 1997).

**Job-Shop Probleme** Bei Job-Shop Problemen (Werkstattfertigung) ist die Arbeitsgangfolge der Aufträge unterschiedlich, muss aber dennoch, wie durch die Maschinenfolge vorgeschrieben, eingehalten werden. Eine Maschine kann dabei auch mehrere Arbeitsgän-

ge bearbeiten. Auch hier existieren Permutation-Job-Shop und Flexible-Job-Shop (vgl. Domschke et al., 1997).

Bei einem klassischen Job-Shop Scheduling Problem (JSSP) soll eine endliche Menge von  $n$  Jobs auf einer endlichen Anzahl von  $m$  Maschinen ausgeführt werden. Jeder Job beinhaltet eine Anzahl an Aufgaben, welche auf verschiedenen Maschinen und bestimmten Bearbeitungszeiten, in einer gegebenen job-abhängigen Reihenfolge ausgeführt werden (vgl. Chaudhry and Khan, 2016). Typische Ziele hierbei sind die Minimierung der gesamten Ausführungszeiten für alle Jobs bzw. die Produktionsdauer. Das flexible Job-Shop Scheduling Problem (FJSSP) ist eine Erweiterung des klassischen JSSP. Das klassische JSSP erfordert eine Reihenfolgebildung von auszuführenden Operationen auf fixen Maschinen, wogegen beim FJSSP eine feste Zuordnung von Operationen nicht erforderlich ist. Das macht das FJSSP zu einem wesentlich komplexeren Problem als das klassische JSSP. Das FJSSP kann somit in die zwei Subprobleme untergliedert werden (vgl. Chaudhry and Khan, 2016):

1. Ein Routing-Subproblem, bei welchem eine geeignete Maschine aus den verfügbaren Maschinen ausgewählt werden muss, damit jede Operation auch ausgeführt werden kann.
2. Ein Scheduling-Subproblem, bei welchem zugeordnete Operationen an allen ausgewählten Maschinen sequenziert werden müssen, sodass der vordefinierte Zielwert minimiert werden kann.

### 3.1.4 Lösungsverfahren zur Reihenfolgeplanung

Im Folgenden werden relevante Lösungsverfahren von mehrstufigen Maschinenbelegungsproblemen vorgestellt und beschrieben. Hierbei werden zunächst optimierende von heuristischen Verfahren unterschieden. Unterstützend kann außerdem das Werkzeug der Simulation zur Lösung von Maschinenbelegungsproblemen eingesetzt werden. Eine Übersicht über mögliche Lösungsverfahren zur Reihenfolgeplanung wird in Abbildung 3.1 dargestellt.

**Analytische Lösungsverfahren:** Analytische Verfahren berechnen optimale Lösungen, das heißt Reihenfolgepläne, die das ausgewählte Zielkriterium bestmöglich erreichen. Voraussetzung dafür ist, dass die vorliegende Problemstellung deterministischer Natur ist, d.h. zum Zeitpunkt der Berechnung müssen vollständige Informationen vorliegen. Die meisten in der Praxis vorhandenen Problemstellungen sind allerdings von dynamischen

Analytische Lösungsverfahren	Heuristische Lösungsverfahren	Simulation
Branch-and-Bound-Verfahren	Shifting-Bottleneck-Verfahren	Erstellung von Reihenfolgen- und Belegungsplänen
Gemischt-ganzzahlige Optimierung	Metaheuristiken	Parameterbestimmung
	Klassische Prioritätsregeln	
Vollständige Enumeration	Heuristische Suchverfahren	Simulationsbasierte Optimierung

Tabelle 3.1: Beispielhafte Lösungsverfahren zur Reihenfolgeplanung

Einflüssen geprägt, was bei vielen optimierenden Verfahren ignoriert wird (vgl. Heger, 2014).

Eine sehr aufwändige Lösungsmethode ist die vollständige Enumeration, bei der jeder mögliche Belegungsplan ermittelt und hinsichtlich eines Zielfunktionswertes verglichen wird. Die Optimallösung ist dementsprechend das Element der Lösungsmenge mit dem höchsten Zielfunktionswert (vgl. Daub, 1994). Demgegenüber wird bei der begrenzten Enumeration zur Reduzierung der Rechenzeit der Lösungsraum in Teilmengen gegliedert und schrittweise verkleinert. Hierzu zählt das Branch-and-Bound-Verfahren, welches oft in Zusammenhang mit Flow-Shop- oder Job-Shop-Problemen genannt wird, aber selten Anwendung auf praktische Problemstellungen findet (vgl. Ruiz and Vázquez-Rodríguez, 2010).

- **Branch-and-Bound-Verfahren:** Im Bereich der Produktionsplanung gehört das Branch and Bound Verfahren zu den schnellsten optimierenden Verfahren. Die Idee besteht darin, alle möglichen Lösungen anhand eines Entscheidungsbaums so geschickt zu untersuchen, dass es nicht notwendig ist, jede einzelne überprüfen zu müssen, da einzelne Lösungen aufgrund ihrer enthaltenen Teillösungen nicht die optimale Lösung darstellen können. Jeder Knoten repräsentiert einen partiellen Reihenfolgeplan. Die Blätter des Baumes stellen einen vollständigen Reihenfolgeplan dar. Das Aufteilen der Gesamtlösungsmenge in diskrete Optimierungsprobleme wird als „branching“ bezeichnet. Anschließend findet das „bounding“, das Einschränken der möglichen Lösungen statt. Dazu wird eine obere Schranke berechnet, die durch die Qualität der bisher besten Lösung bestimmt wird. Für die einzelnen Knoten des Entscheidungsbaums wird eine untere Schranke geschätzt. Durch das Bestimmen der unteren Schranken wird der Untersuchungsraum stetig verringert (vgl. Brucker et al., 1994).

- **Gemischt-ganzzahlige Optimierung:** In der linearen Optimierung werden sowohl die Zielfunktion, wie auch sämtliche Restriktionen eines Optimierungsmodells aus Linearkombinationen der Entscheidungsvariablen, dargestellt. Unter Berücksichtigung von linearen Restriktionen, die durch Gleichungen oder Ungleichungen ausgedrückt werden, gilt es, die Zielfunktion zu minimieren bzw. zu maximieren. In der Praxis können viele Probleme nicht ausschließlich durch kontinuierliche Variablen dargestellt werden, da beispielsweise Ressourcen nicht geteilt werden können. Diese gemischt-ganzzahligen Modelle sind in der Regel schwer zu lösen, da es bereits für kleine Modelle eine extrem hohe Anzahl an Wertkombinationen gibt, sodass eine Lösung in vertretbarer Zeit nicht möglich ist (vgl. Suhl and Mellouli, 2009). Darüber hinaus würde sie nur für statische Szenarien mit großer Planungssicherheit einen deutlichen Vorteil bedeuten. Da man es in der Praxis mit dynamischen Produktionsumgebungen mit vielen Störungen, kurzfristigen Änderungen usw. zu tun hat, ist dieses Verfahren nur begrenzt anwendbar (vgl. Heger, 2014).

**Heuristische Lösungsverfahren:** Heuristische Lösungsverfahren verzichten auf eine Garantie der Optimalität der gefundenen Lösung. Das Ziel besteht darin, eine möglichst gute, zulässige Lösung zu finden. Im Gegensatz zu optimierenden Verfahren führt dies zu einer höheren zeitlichen Effizienz. Die Güte der gefundenen Lösung kann hierbei allerdings nicht von einem Optimum abgeleitet werden, da dieses nicht bestimmt wird. Als Maßstab der Lösungsgüte müssen daher Abschätzungen in Form von oberen bzw. unteren Schranken herangezogen werden. Heuristische Lösungsverfahren können in verschiedene Gruppen eingeteilt werden: Heuristiken dienen zum Einen als Eröffnungsverfahren zum Finden einer zulässigen Ausgangslösung, um die Ermittlung einer Optimallösung zu beschleunigen. Zum Anderen können sie als Verbesserungsverfahren bzw. lokale Suchverfahren, ausgehend von einer zulässigen Lösung, zur iterativen Verbesserung des Zielfunktionswertes angewendet werden (vgl. Fischäder et al., 2017).

- **Shifting-Bottleneck Verfahren:** Die Idee des Shifting-Bottleneck Verfahrens ist es, die Problem Instanz in viele Einmaschinenprobleme zu zerlegen, die dann jeweils mit einem optimierenden Verfahren gelöst werden. Dabei wird angenommen, dass sich die optimalen Reihenfolgepläne der einzelnen Maschinen mit denen der optimalen Gesamtlösung weitestgehend decken (vgl. Blazewicz et al., 2008). Das Verfahren arbeitet iterativ und wählt bei jedem Schritt eine weitere Maschine aus, deren Reihenfolgeplan berechnet wird. Es wird die Maschine selektiert, welche die auf ihr zu fertigenden Aufträge die Gesamtzykluszeit am meisten erhöhen. Dabei werden vorangegangene Entscheidungen als fixiert angenommen. Diese Maschine wird als Engpassmaschine (engl. Bottleneck) bezeichnet. In jedem Iterationsschritt wird der

für die ausgewählte Maschine berechnete Plan, unter Berücksichtigung der bereits zuvor festgelegten Auftragsfolgen, zum Gesamtplan ergänzt, bis sämtliche Maschinen integriert worden sind (vgl. Domschke et al., 1997).

- **Metaheuristiken:** Metaheuristiken sind Methoden zur Verbesserung von Ausgangslösungen auf Basis von problemunabhängigen Lösungsprinzipien. Charakteristisch für metaheuristische Verfahren ist eine übergeordnete Strategie, die einen problemspezifischen Ansatz so modifiziert, dass Lösungen gefunden werden, die allein mit dem untergeordneten Verfahren nicht möglich wären (vgl. Acker, 2011). Metaheuristiken stellen die Grundlage für die Entwicklung vieler KI-basierten Lösungsstrategien für JSSP dar. Beispielhafte Lösungsverfahren sind: Ant Colony Optimization (vgl. Xing et al., 2008), Artificial Bee Colony (vgl. Yin and Wang, 2016 und Wang et al., 2012), Artificial Immune System (vgl. Calis and Bulkan, 2015), Evolutionary Algorithms (vgl. Chaudhry and Khan, 2016), Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (vgl. Resende and Ribeiro, 2010), Integer / Linear Programming (vgl. Chaudhry and Khan, 2016), Neighbourhood Search (vgl. Heger, 2014), Particle Swarm Optimization (vgl. Eberhart and Kennedy, 1995), Simulated Annealing (vgl. Mokhtari and Dadgar, 2015), Tabu Search (vgl. Bernate Lara et al., 2013), sowie diverse hybride Lösungsverfahren.
- **Klassische Prioritätsregeln:** Prioritätsregelbasierte Heuristiken zeichnen sich dadurch aus, dass sie aufgrund ihrer Einfachheit auch bei komplexen Problemen als Eröffnungsverfahren innerhalb kurzer Zeit zulässige Lösungen finden, welche allerdings meist suboptimal sind. Ihr Einsatz erfolgt in zwei Schritten: Der erste Schritt besteht darin, dass jene Aufträge, die um die Kapazitäten einer Maschine konkurrieren, entsprechend eines Prioritätswertes nach Dringlichkeit gereiht werden, wobei auch eine Kombination von Prioritätsregeln eingesetzt werden kann. Im zweiten Schritt, wenn die Sortierreihenfolge bekannt ist, werden die Aufträge entsprechend eingeplant und somit die Auftragsfolge der relevanten Maschine bestimmt. Die Wahl der Prioritätsregel ist von den verfolgten Zielen der Produktionsplanung abhängig (vgl. Fischäder et al., 2017). Nachteilig erweist sich dabei allerdings der Verlust an Übersichtlichkeit und Einfachheit. Darüber hinaus lässt sich das Verhalten automatisch generierter Prioritätsregeln nicht mehr direkt nachvollziehen (vgl. Heger, 2014). Häufig eingesetzte Prioritätsregeln sind (vgl. Heger, 2014): Shortest Processing Time First, Earliest Due Date, First in System First Out, First in Buffer First Out, (Weighted) Modified Operation Due Date, ECR - Enhanced Critical Ratio, Least Remaining Slack, Apparent Tardiness Cost.

**Simulation zur Unterstützung der Reihenfolgeplanung:** Simulation wird bei kombinatorischen Optimierungsproblemen eingesetzt, die einen hohen Grad an Komplexität aufweisen, sodass sie allein durch analytische Methoden nicht lösbar sind bzw. nicht hinreichend genau abgebildet werden können. Hierbei wird das dynamische Verhalten eines Systems mittels Variation der Einflussgrößen analysiert. Auf diese Weise lassen sich Rückschlüsse auf das Realsystem ziehen (vgl. Heger, 2014).

Einsatzmöglichkeiten von Simulationen in der Reihenfolgeplanung sind (vgl. Fischäder et al., 2017):

- Erstellung von Belegungsplänen für kurze Planungshorizonte
- Bestimmung der für die Simulation geeigneten Parameter
- Simulationsbasierte Optimierung – Ermittlung und Bewertung verschiedener Belegungspläne
- Emulation und Evaluation – Bewertung der Leistungsfähigkeit des Algorithmus

Simulationen führen bei praktischen Fragestellungen der Belegungsplanung zu einer höheren Akzeptanz verglichen mit analytischen Optimierungsverfahren. Die Vorteile liegen vor allem in der besseren Anschaulichkeit der Ergebnisse und dem breiten Anwendungsspektrum. Des Weiteren lassen sich mit Hilfe von Simulationen auch höher komplexe Produktionssysteme abbilden, ohne dass der Anwender über fundierte mathematische Kenntnisse verfügen muss (vgl. Fischäder et al., 2017).

### 3.1.5 Werkzeuge zur Umsetzung von PPS

In der industriellen Praxis werden die Aufgaben der PPS in betrieblichen Informationssystemen und speziellen, dazu ausgelegten, Softwarelösungen umgesetzt. Üblicherweise sind die Aufgaben entweder in einem Enterprise Resource Planning (ERP), Manufacturing , PPS-System, Execution Systems (MES) oder einem Advanced Planning and Scheduling System (APS) umgesetzt. Dabei ist es in der Regel so, dass gewisse übergeordnete Aufgaben in einem ERP System durchgeführt werden, während operative Aufgaben wie die Reihenfolgeplanung oft in PPS, APS oder MES Lösungen umgesetzt werden (vgl. Schuh and Stich, 2017).

**ERP-System:** Das ERP-System umfasst die Verwaltung von allen Informationen, die für die Durchführung der Geschäftsprozesse erforderlich sind. Dies betrifft Informationen bezüglich Ressourcen, Material, Kapazitäten, über Personal, bis hin zu Finanzen und



Abbildung 3.4: Ablauf eines PPS-Systems (vgl. Schenk et al., 2013)

allgemeine Informationen. Ein wesentlicher Punkt dabei ist, dass die Integration verschiedener Funktionen, Aufgaben und Daten in einem Informationssystem erfolgt und somit die Basis einer gemeinsamen Datenhaltung gegeben ist (vgl. Gronau, 2012).

**PPS-System:** Bei einem PPS-System handelt es sich um ein computergestütztes System, welches die Planung und Steuerung der Produktionsabläufe abbildet. Der Ablauf eines PPS-Systems ist in Abbildung 3.4 dargestellt. Oft werden PPS-Systeme auch in ERP-Systeme integriert, um nicht nur die Produktion, sondern sämtliche Ressourcen eines Unternehmens zu integrieren und zu steuern.

**MES:** Während ERP-Lösungen nur wenig an der Steuerung der Fertigung teilhaben, sondern eher an der Planung interessiert sind, sehen MES gerade an der Steuerung der Planung ihre Aufgabe. Die Schwerpunkte eines MES liegen in einer zeitnahen Planung sowie der Steuerung der Fertigungsprozesse. Außerdem sind transparente Abbildungen des aktuellen Material- und Informationsflusses möglich. Die MES wurden als spezialisierte Systeme zur Fertigungssteuerung entwickelt, welche eigenständig oder als Add-On-Lösung für ERP-Systeme eingesetzt werden können. Außerdem umfassen die MES auch den Aspekt der Produktionsprozessauswertung. Sie verfügen über Funktionen zur Fertigungsüberwachung und -steuerung, somit kann der aktuelle Status der Aufträge grafisch dargestellt werden, was die Maschinenbelegung und die Kapazitätsplanung entlastet und vereinfacht (vgl. Niehues, 2017).

**APS-System:** Unter dem Begriff Advanced Planning and Scheduling sind Softwaresysteme zu verstehen, welche Optimierungsverfahren wie Heuristiken verwenden, um eine Optimierung der PPS zu erzielen. Solche Systeme wurden aufgrund von teilweisen mangelnden Möglichkeiten im Bereich der Material- und Ressourcenplanung der ERP- und PPS-Systeme entwickelt. Der vom APS-System erzeugte Produktionsplan ist jeweils für ein Intervall gültig, dieses variiert je nach Anwendungsfall zwischen einem Tag und mehreren Wochen (vgl. Stadler, 2015). APS-Systeme kommen im Unternehmen zur Unterstützung vorhandener Systeme im Bereich der Material- und Kapazitätsdeterminierung zum Einsatz. Sie umfassen in der Regel folgende typische Merkmale (vgl. Kittl, 2014):

- Berücksichtigung mehrerer Ressourcen (auch Personal, Werkzeuge, Vorrichtungen etc.), sowie unterschiedlicher Ressourcentypen (Einzelressourcen, Alternativressourcen etc.)
- Sequentielle Planung von Material und Ressourcen
- Optimierung von Termin- und Ressourcenzuordnung der Aufträge auf Basis von definierten Zielfunktionen
- CTP: Capable To Promise, eine Abfrage, ob ein Auftrag bis zum vorgegebenen Endtermin fertiggestellt werden kann. Außerdem wird der früheste mögliche Fertigstellungstermin ermittelt.

### 3.1.6 Cyberphysikalische Produktionssysteme

In Cyberphysikalischen Systemen (CPS) findet eine Verknüpfung von menschlicher Kreativität, Know-How und Erfahrung mit intelligenter Automatisierung statt. Maschinen, Lagersysteme und Betriebsmittel sollen dabei so vernetzt sein, dass diese Informationen eigenständig austauschen, Aktionen auslösen und sich wechselseitig selbständig steuern (vgl. Botthof and Hartmann, 2015). Cyberphysikalische Produktionssysteme (CPPS) sollen somit selbstständig auf ungeplante Ereignisse reagieren können und damit organisatorische Verluste in der Produktion sukzessive verringern (vgl. Monostori et al., 2016).

### 3.1.7 Autonomie im Bereich der Produktionssteuerung

Der griechische Begriff „Autonomie“ kann als „Selbstgesetzlichkeit“ übersetzt werden. Im Kern der Autonomie steht die freie Entscheidung und das freie Handeln des einzelnen Individuums, und damit verbunden, das Recht zur Selbstbestimmung und Selbststeuerung in einem vorgegebenen Rahmen (vgl. Lauer mann, 1994). Unter Selbststeuerung versteht



man dabei die Fähigkeit und Möglichkeit, innerhalb eines Systems miteinander in Interaktion stehender Individuen, autonom Entscheidungen treffen zu können. Eine Steigerung der Autonomie eines Systems zielt dabei auf eine erhöhte System-Robustheit sowie die Entwicklung neuer Eigenschaften und Strukturen durch die Interaktion der einzelnen Individuen (vgl. Schuh and Stich, 2012).

Unter der Autonomie von Produktionssystemen kann zusammengefasst die Fähigkeit verstanden werden, komplexe Prozesse im höchst möglichen Grad selbständig und langfristig zuverlässig und störungsfrei durchzuführen (vgl. Pfeifer and Schmitt, 2006). Dabei gibt es unterschiedliche Autonomie-Ebenen, welche in einem CPPS ausgeprägt sein können und von Ansari et al., 2018 wie folgt dargestellt werden: i) partielle Autonomie beschreibt die Fähigkeit eines CPPS, bestimmte Aufgaben selbständig, jedoch basierend auf einer menschlichen Entscheidung, auszuführen ; ii) bedingte Autonomie beschreibt die Fähigkeit eines CPPS, bestimmte Aufgaben selbständig und unabhängig von einer menschlichen Entscheidung auszuführen, solange bestimmte vorgegebene Rahmenbedingung erfüllt sind; iii) vollständige Autonomie beschreibt die Fähigkeit eines CPPS, Entscheidungen unabhängig von menschlichen Vorgaben zu treffen und Aufgaben selbständig auszuführen. Die vollständige Autonomie eines CPPS umfasst daher sowohl die Fähigkeit der Selbstverwaltung und -steuerung sowie die Fähigkeit des selbstbestimmten Lernens (vgl. Ansari et al., 2018).

Grundlegend existieren unterschiedliche Ansätze zur autonomen Produktionsplanung und -steuerung. Wesentliche Unterschiede gibt es darin, in welcher Form ein menschliches Eingreifen vorliegt. Neben der autonomen Produktionssteuerung existieren unter anderem folgende Ansätze zur autonomen PPS:

**Agentensysteme und Multiagentensysteme:** Im Bereich der PPS besteht im aktuellen Wandel der Industrie die Möglichkeit, den Grad der Automatisierung durch die Integration von Software-Agenten erheblich auszubauen und somit eine Autonomie zu erreichen (vgl. Biundo-Stephan, 2007). Der Nutzen der autonomen PPS entsteht, wie oben bereits erwähnt, durch das Zusammenspiel mehrerer Agenten ohne eine zentrale Steuerungsinstanz. Aus diesem Grund kommt sogenannten Multi-Agenten Systemen (MAS) eine besondere Relevanz zu. Die Umwelt der dezentral organisierten MAS bietet dabei eine komplette Infrastruktur an Kommunikationskanälen und Interaktionsprotokollen. Innerhalb des MAS können die Agenten nun als eine Art Blackbox verstanden werden, die die Umwelt über Sensoren wahrnehmen und über Aktoren darauf reagieren (vgl. Lima et al., 2006).

Technisch gibt es unterschiedliche Ausprägungen von Agenten. Die derzeit intelligenteste Variante eines Agenten stellen deliberative Agenten dar (vgl. Abbildung 3.5a). Die-

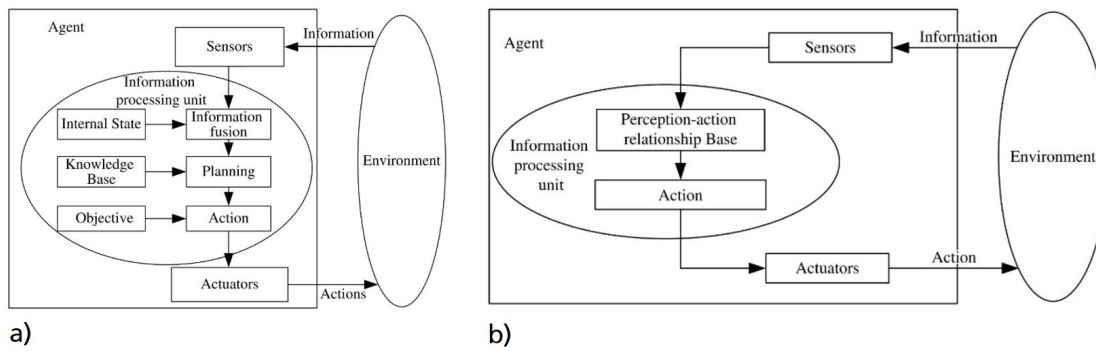


Abbildung 3.5: a) Deliberativer Agent; b) Reaktiver Agent (Zhang, 2017)

Aufgabenbereich	Agentenfunktion
Fertigungsplanung	Prioritätensteuerung
	Wahl der nächsten Bearbeitungsstation
	Monitoring (Status, ToDo, Tracing)
Spanende Bearbeitung	Ablaufsteuerung
	NC-Parameter-Steuerung
	Wahl des geeigneten Prozessmodells für sensorbasierte Eigendiagnose
Montage	Montagereihenfolge (Teile)
	Montagereihenfolge (Montageschritte)
	Austausch von Teilen zwischen Bestellungen

Tabelle 3.2: Aufgabenbereiche und Funktionen von Agenten (Uhlmann et al., 2013)

se verfügen prinzipiell über weitreichende Informationen bzgl. ihrer Umwelt und können durch rationale Argumentationen und Berechnungen logische Entscheidungen treffen (vgl. Zhang, 2017). Im Vergleich dazu existieren vergleichsweise einfach aufgebaute reaktive Agenten (vgl. Abbildung 3.5b). Diese können, beispielsweise durch ein festes Regelwerk, direkt auf Änderungen in ihrer Umgebung reagieren (vgl. Zhang, 2017). Die einfachste Form des Agenten ist der sogenannte Reflexagent. Aktionen werden basierend auf dem wahrgenommenen Zustand ausgeführt. Informationen werden hierbei lediglich gespeichert, der bisherige Wahrnehmungsverlauf wird außer Acht gelassen (vgl. Ickert, 2007). Tabelle 3.2 stellt unterschiedliche mögliche Einsatzgebiete und Aufgaben der Agenten dar.

Um zu verdeutlichen, wie Agentensysteme die bewährten horizontalen und vertikalen Strukturen aufzulösen wissen, eignet sich die Automatisierungspyramide als sehr passender Ansatz. Ausgehend von Sensoren und Aktoren auf Feldebene wird am Fuße der Pyramide die direkte Verbindung zu den Ein- und Ausgängen der „Speicherprogrammierung“ hergestellt.

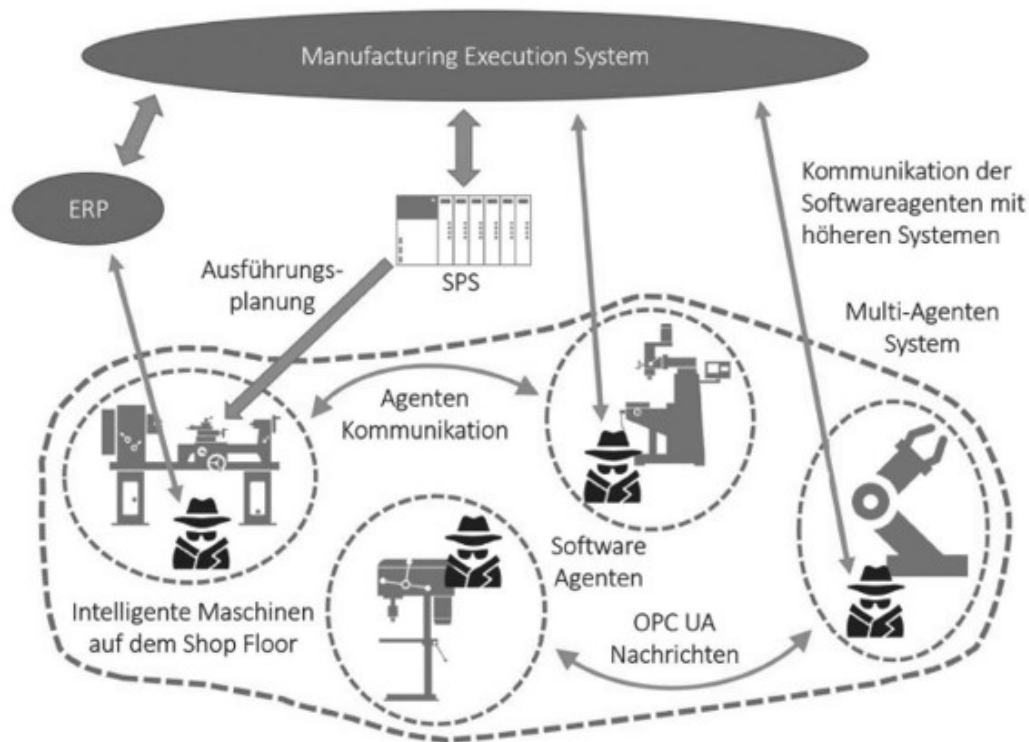


Abbildung 3.6: Beispielhafte Integration eines MAS in die Feldebene eines Produktionsprozesses (Hoffmann et al., 2016)

baren Steuerung“ (SPS) hergestellt. In den darüber angesiedelten Ebenen findet dann die eigentliche Produktionsplanung und -steuerung statt. Mittels „Supervisory Control and Data Acquisition“ (SCADA) auf Prozessebene, MES auf Betriebsebene und ERP auf Unternehmensebene werden dann sowohl strategische als auch operative Entscheidungen bezüglich der Planung und Steuerung der Produktion getroffen (vgl. Vogel-Heuser et al., 2016). Das klassische MES zeichnet sich durch statische Service- und Datenstrukturen aus, die nur mit relativ hohem Aufwand zu modifizieren sind. Im heutigen Wandel der Produktionsmodelle von der Massenproduktion zur individualisierten, kundenorientierten Produktion mit kleiner Losgröße entstehen deswegen, gerade für das MES, erhebliche Herausforderungen. Auch die Entwicklung von CPPS verstärkt in diesem Kontext die Anforderungen nach Änderungen in den Architekturen der MES (vgl. Cupek et al., 2016). Die oben veranschaulichte, altbewährte Automatisierungspyramide verliert also im Bereich der industriellen IT-Systeme immer mehr an Bedeutung und muss deswegen mit neuen Ideen und Lösungen bezüglich ihrer Architektur modifiziert werden.

Die Integration eines Multi-Agenten-Systems in die Feldebene eines Produktionsprozesses ist in Abbildung 3.6 schematisch dargestellt. Maschine und Software-Agent verbinden sich hierbei zu einem Konstrukt. Dieses Konstrukt ermöglicht auf diese Weise die autonome Kommunikation der selbstrepräsentativen Maschinen sowohl untereinander als auch

mit den Systemen der ursprünglichen Produktionsplanung und -steuerung (z.B. MES und ERP) (vgl. Hoffmann et al., 2016).

**Selbst-optimierende Produktionssysteme:** Unter Selbstoptimierung wird die Fähigkeit eines Systems verstanden, sein Verhalten gegenüber äußeren Einflüssen anzupassen, um die geforderten Ziele bestmöglich zu erreichen bzw. die geforderten Aufgaben optimal zu erfüllen. Self-Optimizing Productions Systems sind über drei Stufen aufgebaut. In der ersten Stufe wird durch eine Analyse die aktuelle Situation des Systems selbst und die seiner Umgebung erfasst. Die dazu notwendigen Informationen können durch integrierte Sensoren oder durch Kommunikation mit anderen Systemen gewonnen werden. Abgespeicherte, frühere Beobachtungen des Systems sind dabei essentiell für das Lernpotential des Systems. In der zweiten Stufe werden die systeminternen Ziele über eine Reihe von inhärenten und externen Zielen festgesetzt, und zusätzlich können bereits existierende Ziele adaptiert oder auch, völlig von bestehenden unabhängig, neu entwickelt werden. Die dritte und letzte Stufe verursacht die zwei zuvor beschriebenen Stufen als Reaktion auf sich selbst und vollendet somit den Kreisprozess zur Systemoptimierung. Kern dieser Stufe ist die Verhaltensanpassung des Systems, um die aktuellen Zielsetzungen zu erreichen. Für einen Strukturwandel dienen Rekonfiguration oder kompositorische Anpassung der anderen Stufen (vgl. Brettel et al., 2016).

**Autonome Produktionszellen:** Bei autonomen Produktionszellen handelt es sich um Produktionsanlagen, welche wesentliche Funktionalitäten komplexer Bearbeitungsfolgen weitgehend selbständig planen und durchführen können (vgl. Pfeifer and Schmitt, 2006). Autonome Produktionszellen vereinen daher Aufgaben der Planung, Bearbeitung und Auftragsüberwachung. Das Hauptziel dabei ist, die schnelle Möglichkeit zur Konfiguration und einen flüssigen Ablauf der Fertigung in und über die Zellen hinweg sicherzustellen. Hierzu ist zunächst ein Abgleich zwischen geforderten Produkten und den möglichen Funktionen und Dienstleistungen der Produktionszelle zu machen. Ein signifikanter Nachteil von autonomen Produktionszellen ist, dass diese sich lediglich selbst planen. Der Auftragsdurchlauf durch die einzelnen Produktionszellen muss weiterhin übergeordnet koordiniert sein, um eine gleichmäßige und effiziente Nutzung bzw. Auslastung der Ressourcen zu ermöglichen.

**Rekonfigurierbare Montagezellen:** Konfigurierbare Produktionssysteme bieten eine Möglichkeit sich bei der Produktion auf unterschiedliche Volumina oder Produktmixe einzustellen. Ermöglicht wird dies durch Anpassung der physikalischen Konfiguration, wobei standardisierte Systemelemente bzw. Module für bestimmte Operationen als Basis

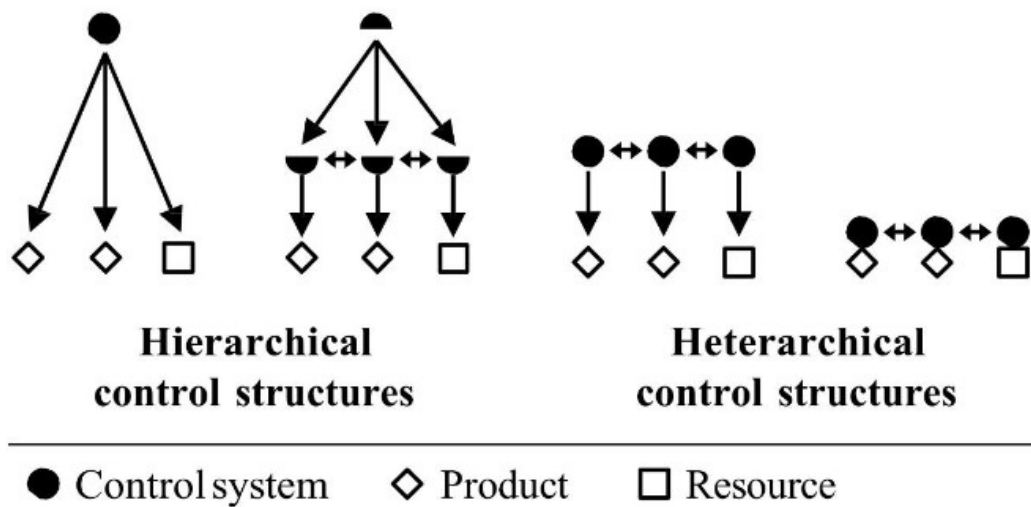


Abbildung 3.7: Hierarchische und heterarchische Steuerungsstruktur (Meissner et al., 2017)

dienen (vgl. Gyulai et al., 2016). Bei der Rekonfiguration werden Module entsprechend eines Produktionstyps ausgetauscht, hinzugefügt oder überflüssige entfernt. Eine autonome Konfiguration der Montagezellen ist beispielsweise mittels eines Digital Twin möglich. Dabei findet ein Informationstausch zwischen einem Simulationsmodell und dem Controller statt, bei dem Meldungen des Controllers Ereignisse im Simulationsmodell auslösen, welches wiederum, nach Ausführung dieser, Rückmeldung an den Controller gibt. Das Simulationsmodell hat dabei die Aufgabe, mögliche Konfigurationen zu bewerten und die Produktionsplanung durchzuführen (vgl. Gyulai et al., 2016).

**Autonome Produktionssteuerung:** Grundsätzlich unterscheidet man in der Produktionssteuerung zwischen hierarchischen und heterarchischen Strukturen (vgl. Meissner et al., 2017), welche in Abbildung 3.7 dargestellt sind. Im hierarchischen Konzept werden alle Steuerungsentscheidungen von einer zentralen Instanz getroffen, wobei im dezentralen, heterarchischen Ansatz alle Entscheidungsgewalt an die verschiedenen Parteien des Produktionsprozesses übertragen wird. Gerade im dynamischen Umfeld der heutigen Produktionsstrukturen kann anhand der dezentralen Steuerung flexibel und schnell auf unerwartete Änderungen reagiert werden. Hohe Reaktionsfähigkeit bedeutet dabei auch, dass die Ziele der Produktionsplanung weiterhin erreicht werden können und die Liefertreue ermöglicht wird. Von sehr großer Bedeutung ist dabei auch, dass die einzelnen Elemente im heterarchischen System nicht nur ihre individuellen Ziele verfolgen, sondern ihre Aktionen hauptsächlich am Gesamtziel des Produktionssystems ausrichten (vgl. Raileanu et al., 2018).

Bisher waren bzw. sind existierende Produktionssysteme meist stark hierarchisch und planorientiert. Das bedeutet, dass zuerst der Produktionsprozess im Detail geplant wird, um in weiterer Folge die einzelnen Schritte auszuführen. Ein derartig strikter Planungsprozess kann jedoch in der Praxis zu einer Diskrepanz zwischen Soll und Ist führen, denn oft verläuft die Produktion nicht wie geplant. Nur aus Sicht der lokalen Ebenen können Anpassungen erfolgen, denn die einzelnen Arbeitsschritte werden über die jeweiligen Ebenen der Hierarchie an die zuständigen Produktionsbereiche verteilt. Der planorientierte Steuerungsansatz impliziert demnach störanfällige Strukturen (vgl. Meissner et al., 2017).

Die autonome Produktionssteuerung stellt im Vergleich dazu einen heterarchischen Ansatz dar, welcher eine flexiblere Produktionssteuerung gewährleisten kann. Natürlich gibt es auch bei der autonomen Produktionssteuerung bestimmte Schritte, die Vorplanungen beinhalten und voraussetzen. Die eigentliche Prozessplanung jedoch wird dezentralisiert und in einzelne autonome Einheiten unterteilt, somit wird ein autonomes und kooperatives Steuerungssystem erzielt. Diese Dezentralisierung erfolgt dadurch, dass jeder physischen Produktionseinheit ein Agent zugeordnet wird. So soll der Produktionsprozess überwacht, gesteuert und optimiert werden (vgl. Wildemann, 2002).

Die autonome Produktionssteuerung bietet für produzierende Unternehmen vor allem zwei große Vorteile. Zum einen können Elemente eines Produktionssystems miteinander interagieren, dies geschieht mithilfe von Kommunikations- und Kooperationsmechanismen. Außerdem werden die Erweiterbarkeit sowie die Flexibilität gesteigert (vgl. Martins et al., 2018). Grundlegend existieren unterschiedliche Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung, welche in Kapitel 4.1 im Detail vorgestellt und verglichen werden.

## 3.2 Instandhaltung

Seit dem Beginn der maschinenunterstützten, industriellen Produktion ist der Mensch mit der Aufrechterhaltung einer möglichst hohen Verfügbarkeit der Produktionsanlagen beschäftigt (vgl. Biedermann, 2007). Von der ungeplanten Instandhaltung über den ersten Einsatz von Computern zur Instandhaltungsplanung und -steuerung entwickelte man immer bessere Verfahren zur Zustandsüberwachung sowie zur Analyse von Ausfallursachen und deren Auswirkung. Zum gegenwärtigen Zeitpunkt verfügt man über vorausschauende Instandhaltung, risikoorientierte Strategiewahl sowie einer zuverlässigkeits- und instandhaltungsorientierten Produktentwicklung (vgl. Matyas, 2018). Diese Maßnahmen zur Minimierung von Ausfällen haben einen hohen Stellenwert in industriellen Unternehmen. Aufgrund der zunehmenden Komplexität der einzelnen Elemente eines Produktionssystems gewinnt die Rolle der Instandhaltung immer mehr an Bedeutung.

### 3.2.1 Instandhaltung

Der Begriff der Instandhaltung (IH) umfasst die „Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen sowie Maßnahmen des Managements während des Lebenszyklus einer Einheit, die dem Erhalt oder der Wiederherstellung ihres funktionsfähigen Zustands dient, sodass sie die geforderte Funktion erfüllen kann“ (Deutsches Institut für Normung, 2017). Die Begriffe Instandhaltung, Instandsetzung, Inspektion, Wartung und Verbesserung sind im Rahmen der DIN 31051 - Grundlagen der Instandhaltung (vgl. Deutsches Institut für Normung, 2017) wie folgt definiert:

- Instandhaltung: „Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen sowie Maßnahmen des Managements während des Lebenszyklus einer Einheit, die dem Erhalt oder der Wiederherstellung ihres funktionsfähigen Zustands dient, sodass sie die geforderte Funktion erfüllen kann“
- Instandsetzung bzw. Reparatur: „Physische Maßnahme, die ausgeführt wird, um die Funktion einer fehlerhaften Einheit wiederherzustellen“
- Inspektion: „Maßnahmen zur Feststellung und Beurteilung des Istzustandes einer Einheit einschließlich der Bestimmung der Ursachen der Abnutzung und dem Ableiten der notwendigen Konsequenzen für eine künftige Nutzung“
- Wartung: „Maßnahmen zur Verzögerung des Abbaus des vorhandenen Abnutzungsvorrats“
- Verbesserung: „Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen sowie Maßnahmen des Managements zur Steigerung der Zuverlässigkeit und/oder Instandhaltbarkeit und/oder Sicherheit einer Einheit, ohne ihre ursprüngliche Funktion zu ändern“

### 3.2.2 Ziele der Instandhaltung

Übergreifendes Ziel der Instandhaltung ist es, die Minimierung der Gesamtkosten von Produktionsausfallkosten und Kosten für den Einsatz von Instandhaltungsressourcen zu erreichen und damit zur Erreichung eines positiven Geschäftsergebnisses beizutragen. Daraus lassen sich die operativen Ziele der Instandhaltung wie beispielsweise Maximierung der Anlagenverfügbarkeit und Zuverlässigkeit, Minimierung der Ausfallzeiten sowie Minimierung der direkten und indirekten Instandhaltungskosten ableiten. Dabei ist jedoch zu beachten, dass einzelne dieser Ziele untereinander konkurrieren (vgl. Biedermann, 2008a). Darüber hinaus können, je nach Unternehmenspolitik, noch eine Reihe

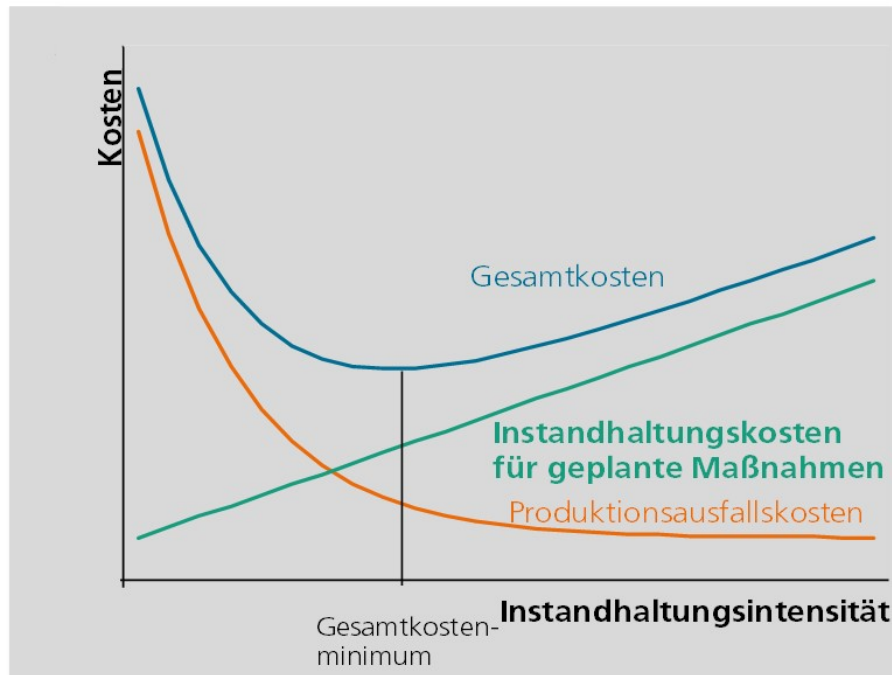


Abbildung 3.8: Einfluss der Instandhaltungsintensität auf die IH-Kosten (Matyas, 2018, S. 48)

weiterer Ziele, wie etwa die Reduzierung des Energie- bzw. Ressourcenverbrauchs, verfolgt werden (vgl. Pawellek, 2016).

Lange Zeit war das primäre Ziel der Instandhaltung die Instandhaltungskosten zu reduzieren. Jedoch bilden, bei auftretenden Störungen während der Nutzungsdauer, nicht die Ersatzteile und die Fehlerbehebung den Hauptteil der Kosten, sondern die Kosten für die Produktionsausfälle und die daraus resultierenden Kosten. Aus diesem Grund erfolgt in der letzten Zeit ein Umdenken, weg von dem veralteten Motto: „Welche Kosten verursacht die Instandhaltung?“ hin zu: „Welche Kosten verhindert Instandhaltung?“ (Matyas, 2018; Reichel et al., 2009). Der optimale Einsatz von Instandhaltungsressourcen ist, wie in Abbildung 3.8 zu sehen, dann erreicht, wenn die Gesamtkosten ein Minimum erreichen. Die Einsparungen durch vermiedene Ausfälle können im Unterschied zu den Kosten für geplante Instandhaltungsmaßnahmen jedoch nicht genau bestimmt werden. Dies führt dazu, dass die Stelle des Minimums nicht exakt berechnet werden kann.

Darüber hinaus werden die Instandhaltungskosten zu einem großen Teil bereits bei der Anschaffung der Anlagen festgelegt. Es ist daher zweckdienlich, nicht nur die operativen Instandhaltungskosten, sondern die gesamten Lebenszykluskosten, inklusive der Anschaffungskosten, zu betrachten (vgl. Pawellek, 2016).



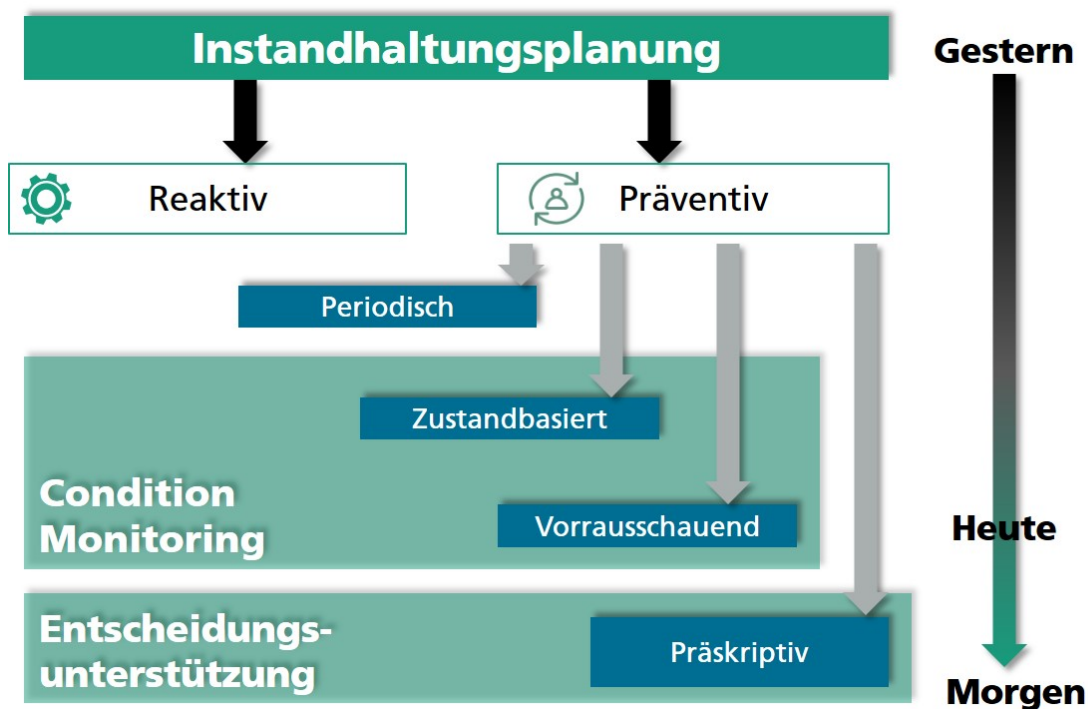


Abbildung 3.9: Entwicklung unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien

### 3.2.3 Instandhaltungsstrategien und Strategieauswahl

Um die oben beschriebenen Zielsetzungen zu erreichen, wurden im Laufe der Zeit immer komplexere Instandhaltungsstrategien entwickelt, um den optimalen Zeitpunkt für Instandhaltungstätigkeiten zu bestimmen. Grundsätzlich versteht man unter einer Instandhaltungsstrategie ein Regelwerk, welches festlegt, zu welchen Zeitpunkten und an welchen Elementen eines Produktionssystems Instandhaltungsmaßnahmen durchgeführt werden (vgl. Apel, 2018). Wurden die Maschinen und Anlagen zu Beginn der ersten industriellen Revolution ausschließlich nach einem Ausfall repariert, so nehmen seither die Ausfallkosten aufgrund steigender Komplexität und Abhängigkeit der Anlagen untereinander stetig zu. Aus diesem Grund steigt ebenso der Bedarf nach einer besseren Planbarkeit der Instandhaltung sowie neuen Strategien und Ansätzen, um die Anlagenverfügbarkeit zu erhöhen und die Ausfallkosten zu senken.

Grundlegend lassen sich fünf unterschiedliche Strategien unterscheiden (vgl. Abbildung 3.9). Die reaktive Instandhaltung (Corrective Maintenance CM) stellt die ursprünglichste Form der Instandhaltungsplanung dar und hat zum Ziel, Maschinen nach einem Ausfall wieder instandzusetzen. Sie wird eingesetzt, wenn ein Ausfall kein hohes Risiko darstellt oder andere Strategien nicht wirtschaftlich sind. Im Vergleich dazu verfolgt die präventive Instandhaltung (Preventive Maintenance PM) die Strategie proaktiv zu agieren,

bevor es zum Ausfall kommt. Die präventiven Instandhaltungsansätze lassen sich wiederum in periodische, zustandsorientierte, vorausschauende und präskriptive Instandhaltung unterteilen. Periodische Instandhaltung, bei der Instandhaltungsmaßnahmen in festgelegten Intervallen durchgeführt werden, stellt die ursprüngliche Form der präventiven Instandhaltung dar. Bei dieser Strategie können nun Ausfälle, für welche ein regelmäßiges Ausfallverhalten auftritt, vermieden werden. Jedoch wird der Abnutzungsvorrat in den meisten Fällen nur schlecht ausgenutzt. Die zustandsorientierte Instandhaltung (Condition Based Maintenance CBM) orientiert sich mittels Messungen direkt am Zustand der Maschine. So wird der Abnutzungsvorrat besser ausgenutzt und auch bei variierenden Ausfallzeiten ein Ausfall effektiv vermieden. Die vorausschauende Instandhaltung (Predictive Maintenance PdM) geht an dieser Stelle noch einen Schritt weiter, indem mit Hilfe von Daten der Zustandsmessungen, historischen Daten sowie Qualitäts- und weiteren Maschinendaten, das Ausfallverhalten der Maschine vorhergesehen wird. Da sowohl CBM als auch PdM auf Daten der Zustandsmessungen (Condition Monitoring) aufbauen, sind diese Instandhaltungsstrategien in der praktischen Anwendung oft eng miteinander verknüpft. Die aktuellste Entwicklung im Bereich der Instandhaltungsstrategien stellt die präskriptive bzw. antizipative Instandhaltung (Prescriptive Maintenance) dar (vgl. Ansari and Glawar, 2018). In diesem Fall zielt die Strategie auf eine Entscheidungsunterstützung, indem Instandhaltungsmaßnahmen vorgeschlagen bzw. im äußersten Fall der Autonomie eines Produktionssystems sogar vorgegeben bzw. „vorgeschrieben“ werden. Im Folgenden werden die unterschiedlichen Instandhaltungsstrategien im Detail beschrieben.

**Reaktive Instandhaltung (Corrective Maintenance):** Bei der reaktiven Instandhaltungsstrategie handelt es sich laut DIN EN 13306 um „Instandhaltung, ausgeführt nach der Fehlererkennung, um ein Objekt wieder in einen Zustand zu bringen, in dem es eine geforderte Funktion erfüllen kann“ (Deutsches Institut für Normung, 2018).

Instandhaltungsmaßnahmen werden also ausschließlich nach Eintreten eines Schadensfalles veranlasst. Da keinerlei Zustandsüberwachung oder sonstige Planung der Instandhaltungsmaßnahmen stattfindet, kann mit der Arbeitsvorbereitung und der Reparatur erst nach Eintritt des Schadens begonnen werden. Ersatzteile mit längeren Lieferzeiten und höherer Ausfallhäufigkeit müssen daher auf Lager gehalten werden, um den Stillstand der Maschine gering zu halten.

Reaktive Instandhaltung kommt hauptsächlich bei Anlagen zum Einsatz, die selten genutzt werden, deren Ausfall zu keiner Verzögerung der Lieferzeit führt, deren Ausfall keine sicherheitstechnische Relevanz hat und wenn eine redundante Anlage zur Verfügung steht (vgl. Pawellek, 2016).

**Periodische Instandhaltung (Preventive Maintenance):** Die DIN EN 13306 definiert die präventive Instandhaltung als „Instandhaltung zur Beurteilung und/oder Verminderung von Abbau und zur Reduzierung der Ausfallwahrscheinlichkeit eines Objekts“ (Deutsches Institut für Normung, 2018).

Periodische Instandhaltung ist dabei eine übliche Strategie, bei der nach einem vorab festgelegten Nutzungsintervall und unabhängig vom tatsächlichen Zustand bestimmte Komponenten präventiv ausgetauscht oder überholt werden. Das Nutzungsintervall kann zeit- oder ereignisbezogen festgelegt werden, z.B. nach Betriebsstunden, Kalenderzeit, Hubvorgängen oder produzierter Stückzahl. Dazu ist es notwendig, das Ausfallverhalten des entsprechenden Teils zu kennen. Typischerweise wird dazu die mittlere Zeit zwischen zwei Fehlern (Mean Time Between Failures, MTBF) herangezogen. Der Austausch der Komponenten ist damit planbar und kann in Zeiten, in denen keine Produktion stattfindet, durchgeführt werden. Es verringert sich auch die Dauer der Instandhaltungsmaßnahme, da benötigtes Personal und Ersatzteile schon vor der Durchführung bereitgestellt werden können (vgl. Schenk, 2010). Jedoch wird der Austausch meist zu früh durchgeführt, um keinen außerplanmäßigen Stillstand zu riskieren. Dadurch kann nicht der ganze Abnutzungsvorrat ausgeschöpft werden. Dies führt zu höheren Ersatzteil und Wartungskosten und letztlich zu einem negativen Effekt hinsichtlich industrieller Nachhaltigkeit. Darüber hinaus ist die MTBF bei den Komponenten einer Anlage oft sehr unterschiedlich, sodass die periodisch vorzunehmenden Instandhaltungstätigkeiten mit verschiedenen Intervallen durchgeführt werden müssen. Zu bedenken gilt es zudem, dass bei neueren Anlagen oft die statistische Erfahrung fehlt, um sichere Aussagen über die mittlere Ausfallzeit treffen zu können. Wegen all dieser Unsicherheiten werden Bauteile deutlich vor der Grenze der Funktionserfüllung getauscht.

**Zustandsorientierte Instandhaltung (Condition based Maintenance):** Bei der zustandsorientierten Instandhaltung handelt es sich laut DIN EN 13306 um „manuell oder automatisch ausgeführte Tätigkeit zur Messung der Merkmale und Parameter des physischen Ist-Zustands eines Objekts in bestimmten Zeitabständen“ (Deutsches Institut für Normung, 2018). Da Ausfälle in der Regel nicht ohne gewisse Warnsignale auftreten, versucht man, diese bei der zustandsorientierten Instandhaltung zu detektieren und vor Eintritt eines Ausfalls entsprechende Instandhaltungsmaßnahmen zu ergreifen. So kann die Sicherheit der Anlage durch Früherkennung von Ausfällen weitgehend sichergestellt werden. Dadurch ergeben sich Kostenvorteile bei den Betriebskosten durch Wirkungsgradüberwachung, bei den Anlagenkosten durch erhöhte Verfügbarkeit, bei den Reparaturkosten durch Vermeidung von Ausfällen, bei den Ausfallkosten durch Reduzierung der Wartungs- und Reparaturzeiten und bei den Qualitätskosten durch Verringerung von

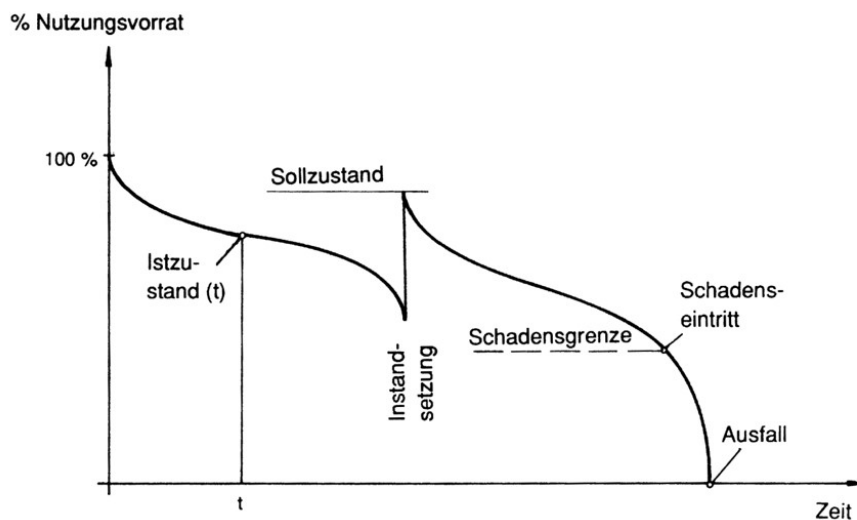


Abbildung 3.10: Modell des Abnutzungsvorrats (Matyas, 2018)

Nacharbeit und Ausschuss (vgl. Strunz, 2012). Dafür ist es allerdings notwendig, dass die Zeitspanne zwischen der eine signifikante Verschlechterung des Zustandes und dem Eintreten eines Ausfalles bekannt und lange genug ist, um entsprechende Gegenmaßnahmen setzen zu können. Weiters ist es essentiell, dass der Abnutzungsvorrat der Maschine überhaupt zuverlässig ermittelbar ist. Sind diese Voraussetzungen erfüllt, besteht der größte Aufwand bei der zustandsorientierten Instandhaltung darin, den optimalen Eingriffszeitpunkt zu finden, um auf Ausfälle frühzeitig reagieren zu können. Bei der zustandsorientierten Instandhaltung werden also Wartungs- und Instandhaltungstätigkeiten entsprechend dem durch CM ermittelten Abnutzungsvorrat durchgeführt. Dieser Abnutzungsvorrat wird durch die laufende Messung von Abnutzungssymptomen wie Temperatur, Druck, erhöhte Stomaufnahme oder Vibrationen bestimmt. Der Abnutzungsvorrat (vgl. Abbildung 3.10) ist nach DIN 31051 definiert als der „Vorrat der möglichen Funktionserfüllungen unter festgelegten Bedingungen, die einer Betrachtungseinheit aufgrund der Herstellung oder aufgrund der Wiederherstellung durch Instandsetzung inne wohnt“ (Deutsches Institut für Normung, 2017).

**Vorausschauende Instandhaltung (Predictive Maintenance):** Die vorausschauende Instandhaltung versucht die Frage zu beantworten, wann es zu einem Ausfall innerhalb eines Produktionssystems kommen wird. Dabei ist sowohl relevant, was passiert - also welches Bauteil betroffen ist - als auch zu erfahren, wann es zu solch einem Ausfall kommt. Die Herausforderung besteht nun darin, die Signale des Condition Monitoring, Informationen zu historischen Ausfällen, sowie Maschinen- und Qualitätsdaten so zu verknüpfen, dass daraus ein Ausfallverhalten vorhergesagt werden kann (vgl. Nemeth et al.,

2015). Um diese Frage zu beantworten, gibt es grundlegend unterschiedliche Ansätze:

- **Prognose des Remaining Useful Life (RUL) mittels Zuverlässigkeitsstatistik:** In diesem Fall werden Prognosen für die RUL mittels klassischer Methoden aus dem Zuverlässigkeitsmanagement ermittelt. Dies erfolgt beispielsweise durch die Ermittlung von Weibullparametern (vgl. Jeon and Sohn, 2015) oder der Berechnung einer Überlebensfunktion mittels Kaplan Meier Schätzer (vgl. Ragab et al., 2016). Basierend auf somit ermittelten Ausfallwahrscheinlichkeiten kann eine Prognose über den RUL erstellt werden. Da dieser Ansatz auf klassischen, statistischen Methoden basiert, ist er vor allem für die Planung vieler gleichartiger Bauteile, beispielsweise zur Prognose des Ersatzteilbedarfs oder zur Planung von Service-Personal, geeignet. Im Vergleich dazu ist die Aussagekraft solch eines Ansatzes für die Prognose eines spezifischen Bauteils eher gering.
- **Prognose des Abnutzungsvorrates:** Dieser Ansatz zielt auf die Prognose des zukünftigen Zustandes eines Bauteils. Dafür ist es notwendig, dass dieser Zustand auch bestimmt werden kann. Üblicherweise erfolgt dies über eine Condition Monitoring-Messung. Alternativ ist aber auch die Bestimmung des Zustandes durch Fachexperten möglich. Zur Prognose des Abnutzungsvorrates werden neben den Condition Monitoring-Messungen oftmals auch historische Ausfalldaten sowie weitere Sensor- und Prozessdaten genutzt. Somit werden deutlich aussagekräftigere Prognosen ermöglicht, welche auch für spezifische Bauteile gut anwendbar sind (vgl. Zhai and Reinhart, 2018).
- **Prognose der verbleibenden Zeit bis zum Ausfall:** In diesem Fall wird nicht der verbleibende Abnutzungsvorrat, sondern die verbleibende Zeit bis zum Auftreten eines Fehlers prognostiziert. Dieser Ansatz bietet sich vor allem dann an, wenn die Bestimmung des Zustandes eines Bauteiles nicht möglich ist. Die Prognose der verbleibenden Zeit bis zum Ausfall (Time to Failure TTF) basiert also in erster Linie auf den historischen Ausfalldaten sowie unterschiedlicher Prozess-, Maschinen- und Qualitätsdaten. Dabei ist allerdings zu beachten, dass gerade diese Dokumentation der historischen Ausfälle in der industriellen Praxis nicht systematisch bzw. in einer unzureichenden Datenqualität zur Verfügung stehen (vgl. Jalali et al., 2019).

In der industriellen Anwendung ist ein hybrides PdM-Modell sinnvoll, welches je nach Bauteil, unterschiedlichen Ansätze, mehr oder weniger stark ausgeprägt, miteinander kombinieren soll, um individuell auf die Anforderungen der vorausschauend instandzuhaltenden Bauteile einzugehen. Vorausschauende Instandhaltungsstrategien weisen den klaren

Nachteil auf, dass die Erstellung eines spezifischen PdM-Modells für den jeweiligen Anwendungsfall, verglichen zu den traditionellen Instandhaltungsstrategien, mit einem hohen Aufwand verbunden ist. Allerdings reichen die klassischen Instandhaltungsstrategien wie Ausfallbehebung, zeitgesteuerte periodische Instandhaltung und zustandsorientierte Instandhaltung nicht mehr aus, um die geforderte Zuverlässigkeit zu gewährleisten. Durch die steigende Komplexität moderner Produktionsanlagen und variabler Lastkollektive flexibler Fertigungssysteme ergeben sich keine konstanten MTBF Werte bzw. lassen sich Eingriffsgrenzen für den Abnutzungsvorrat, welche auf gleichmäßigen Lastkollektiven beruhen, nicht mehr einfach festlegen.

**Präskriptive Instandhaltung (Prescriptive Maintenance):** Die Strategie der präskriptiven Instandhaltung gibt sich nicht damit zufrieden zu ermitteln, wann es zu einem Ausfall kommt, sondern geht der Frage nach, wie das Auftreten eines spezifischen Ausfalls gesteuert werden kann (vgl. Ansari et al., 2019b). Präskriptive Instandhaltung verfolgt also das Ziel, Empfehlungen zur optimalen Durchführung von Instandhaltungsmaßnahmen vorzugeben, um somit den Ablauf des Entscheidungsprozesses zu optimieren (vgl. Ansari and Glawar, 2018). Damit zielt die Instandhaltungsstrategie auch auf die Verbesserung der Autonomie und Selbstorganisation von Produktionssystemen mit dem übergeordneten Ziel der Selbstdiagnose und autonomer Instandhaltungsplanung ab (vgl. Ansari et al., 2019a).

Im Vergleich zur PdM muss eine Prognose in diesem Fall mit komplexen Situationen wie den Wechselwirkungen zwischen Maßnahmen oder hypothetischen Effekten ohne verfügbare historische Daten fertig werden. Die Komplexität des Entscheidungsraumes nimmt durch Randbedingungen wie limitierte Instandhaltungsressourcen weiter zu. Aus diesem Grund ist ein wichtiger Aspekt der präskriptiven Analyse die Transparenz der Entscheidungsfindung. Ein Modell muss in der Lage sein zu begründen, warum eine bestimmte Maßnahme vorgeschrieben wird (vgl. Matyas et al., 2017). Mögliche erforderliche Eingriffe werden mit vergangenen Eingriffen unter der Annahme verglichen, dass die Reaktion darauf ähnlich sein wird. Daher werden nicht nur Zeitreihendaten als Input sondern auch die in der Vergangenheit durchgeführten Maßnahmen benötigt. Neben den Herausforderungen einer ausreichenden Datenqualität, gibt es weitere Herausforderungen bezüglich dem Vertrauen der Anwender. Wie bereits erwähnt, ist es wichtig, dass das System nachvollziehbare Entscheidungen trifft, um Vertrauen und Akzeptanz zu schaffen.

**Strategieauswahl:** Eine wesentliche Entscheidung der Instandhaltung ist die Auswahl der „richtigen“ Instandhaltungsstrategie für den jeweiligen Anwendungsfall. Grundlegend ist für jedes Produktionssystem ein Mix an unterschiedlichen Instandhaltungsstrategien

**Algorithmus 1** Ausfallrisiko einer Komponente

$$R = S * H \quad (3.1)$$

**Algorithmus 2** Bestimmung des Schadensausmaßes

$$S = W * t * L + K \quad (3.2)$$

vorzusehen, je nach Anforderungen an die Verfügbarkeit, technischen Möglichkeiten und Kosten für deren Umsetzung. In der Praxis erfolgt in den meisten Fällen eine risikobasierte Strategieauswahl (vgl. Matyas, 2018).

Das Risiko für einen Ausfall ( $R$ ) berechnet sich, wie in Formel 3.1 und 3.2 dargelegt, über das Schadensausmaß ( $S$ ) sowie die Eintrittshäufigkeit des Ausfalls ( $H$ ) (vgl. Pawellek, 2016), wobei sich das Schadensausmaß ( $S$ ) selbst über den Wert der Leistungseinschränkung pro Zeiteinheit ( $W$ ), die Reparaturdauerdauer der Komponente ( $t$ ), das Ausmaß der Leistungseinschränkung zwischen 0-1 ( $L$ ), sowie den Reparaturkosten ( $K$ ) zusammensetzt (vgl. Pawellek, 2016).

Sofern sich das Ausfallrisiko nicht eindeutig bestimmen lässt, ist es auch möglich, die Zuordnung qualitativ in einer Risikomatrix darzustellen (Abbildung 3.11) In dem Fall wird die Ausfallhäufigkeit und der Einfluss bei Auftreten eines Ausfalles in mehreren Klassen eingeteilt und entsprechend visualisiert (vgl. Leidinger, 2017).

Basierend auf dem ermittelten Risiko lässt sich eine adäquate Instandhaltungsstrategie ableiten. So sollten Maschinen, bei denen ein Ausfall keine weiteren Anlagen beeinflusst, keine sicherheits- oder umweltrelevanten Folgen und, wenn Ausfallkosten die Wiederinstandsetzungskosten nicht überschreitet, lediglich reaktiv instandgesetzt werden. Im Gegensatz dazu sollten Maschinen, bei denen ein Ausfall zum Stillstand größerer Anlagenteile führt bzw. der sicherheits- und umweltrelevante Folgen haben könnte, präventiv instandgehalten werden (vgl. Matyas, 2018).

### 3.2.4 Managementkonzepte

Neben den Instandhaltungsstrategien existieren unterschiedliche, gängige Managementkonzepte, welche das Ziel haben, Instandhaltungs- und Produktionsprozesse zu optimieren.

**Total Productive Management (TPM):** Das Konzept des TPM basiert auf der kontinuierlichen Optimierung der Instandhaltungs- und Produktionsprozesse während der ganzen

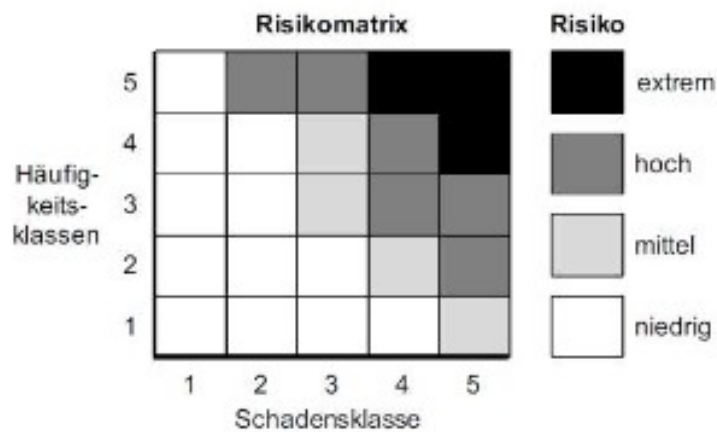


Abbildung 3.11: Risikomatrix (Pawellek, 2016, S. 181)

Lebensdauer der Anlagen mit der Teilnahme des operativen Personals. Durch die Zusammenarbeit des Unternehmens mit dem operativen Personal und dem Hersteller der Anlagen wird eine Maximierung der Gesamtanlageneffizienz (Overall Equipment Effectiveness, OEE) angestrebt (vgl. Biedermann, 2016).

Um Verluste und Verschwendungen zu erkennen und zu eliminieren, bedient man sich an einem Werkzeugkasten, welcher üblicherweise als TPM-Säulenmodell dargestellt wird. Das Fundament des Modells bilden Sauberkeit, Ordnung, Disziplin und eine kontinuierliche Verbesserung, die in kleinen Schritten von statten geht. Die fünf Säulen ruhen unter einem Dach, das die Zielvereinbarungen sowie das Zielverfolgungssystem beinhaltet. Die fünf Säulen des TPM werden hier wie folgt benannt: die Beseitigung von Schwerpunktproblemen, die autonome Instandhaltung, ein geplantes Instandhaltungsprogramm, die Instandhaltungsprävention und gezielte Schulungen und Trainings (vgl. Heller and Prasse, 2018).

**Reliability Centered Maintenance (RCM):** Unter RCM versteht man „ein Verfahren zur Bestimmung, was getan werden muss, um sicherzustellen, dass eine beliebige materielle Komponente weiterhin ihre vorgesehenen Funktionen erfüllt unter den gegebenen Betriebsbedingungen“ (Moubray and Kugler, 1996, S. 19).

In diesem Prozess werden Maßnahmen festgelegt, die die geforderte Funktion eines technischen Systems sichern sollen. Dazu müssen einige Punkte beachtet werden, wie die Funktion einer Anlage in ihrem Betriebskontext und dazugehörige Performance-Standards, die Art und Weise des Funktionsfehlers, das Vorhersagen und der genaue Ablauf der Fehlerinzidenz sowie Maßnahmen, die helfen, den Fehler vorherzusagen oder zu verhindern. Weiters soll festgelegt werden, was getan werden muss, falls eine proaktive Reaktion nicht



gefunden werden kann. Mit Hilfe dieser Punkte kann ein Prozess abgeleitet werden, den man RCM nennt. Damit die Systemkomponente ihren Zweck über die Lebenserwartung bis zu dem gewünschten Status erfüllen kann, ist das Vorhandensein der situativ angepassten und notwendigen Instandhaltungsstrategien unabdingbar. Diese liefert RCM bei gleichzeitig minimalen Kosten. Möglich wird dies, weil die Mittel für die Instandhaltung an den korrekten Stellen gebündelt und aufgrund von kritischer Versagensauswirkung Prioritäten vergeben werden. Der Analyseprozess kann je nach Einsatzzweck variieren. So kann ein Analyseprozess mit einer Fehlermöglichkeits- und Einflussanalyse (FMEA) beginnen. Diese liefert als Ergebnis eine Risikoprioritätszahl, welche sich als Produkt der Auftretenswahrscheinlichkeit mit der Entdeckungswahrscheinlichkeit und dem Schweregrad des Schadens berechnet. Die in der FMEA gefundenen Fehlermöglichkeiten werden anschließend mittels Failure Effect Categorisation (FEC) nach Versagensarten kategorisiert. Abschließend werden den Versagensarten entsprechende Instandhaltungsstrategien zugeteilt (vgl. Banghart et al., 2018).

**Lean Maintenance:** Lean Maintenance steht für eine verschwendungsfreie Instandhaltung. So wird versucht, ein Produkt mit einem Minimum an Einsatz von Material, Betriebsmittel, Platz, Teilen und Arbeitszeit zu fertigen. Alles was dieses Minimum überschreitet, wird als Verschwendung bezeichnet. Um eine verschwendungsfreie Instandhaltung zu erreichen, müssen die Effektivität als auch die Effizienz, die Aufgaben richtig zu erledigen, verbessert werden. Um dies zu bewerkstelligen, bedient man sich des Lean Maintenance Systems, das Tools und Ansätze beschreibt, die diese Verbesserungen möglich machen. „Lean“ bedeutet dabei wörtlich übersetzt „schlank“ und „mager“ und bezieht sich auf eine möglichst verschwendungsfreie Produktion. Interventionen für die Vermeidung einer Verschwendung stehen eng mit allen Produktionsbereichen, der Produktionentwicklung und auch der Zulieferkette in Verbindung. Eine Verschwendung soll dabei unter anderem durch Überproduktion, Wartezeiten, unnötige Transporte und Bewegungen, und fehlerhafte Produkte vermieden werden (vgl. Matyas, 2018).

Um die Effizienz und die Effektivität zu verbessern und Verschwendungspotentiale aufzuzeigen, ist es wichtig, alle betreffenden Prozesse in einem Kontext zu betrachten. Das sogenannte „Lean Business System“ rückt auch unterstützende Prozesse inklusive der Instandhaltung in den Fokus (vgl. Matyas, 2018). Zur Umsetzung der Lean Maintenance sind die fünf Prinzipien des „Lean Thinking“ notwendig: Kundenorientierung, bei der man sich mit den Anforderungen der Kunden an das Produkt beschäftigt, Wertstromorientierung, die versucht, die Verschwendung im Wertstrom zu eliminieren, das Fluss-Prinzip, das sich mit kontinuierlichen Instandhaltungsmaßnahmen beschäftigt, das Pull Prinzip, bei dem die Leistung für den Kunden im Mittelpunkt steht und das Streben nach

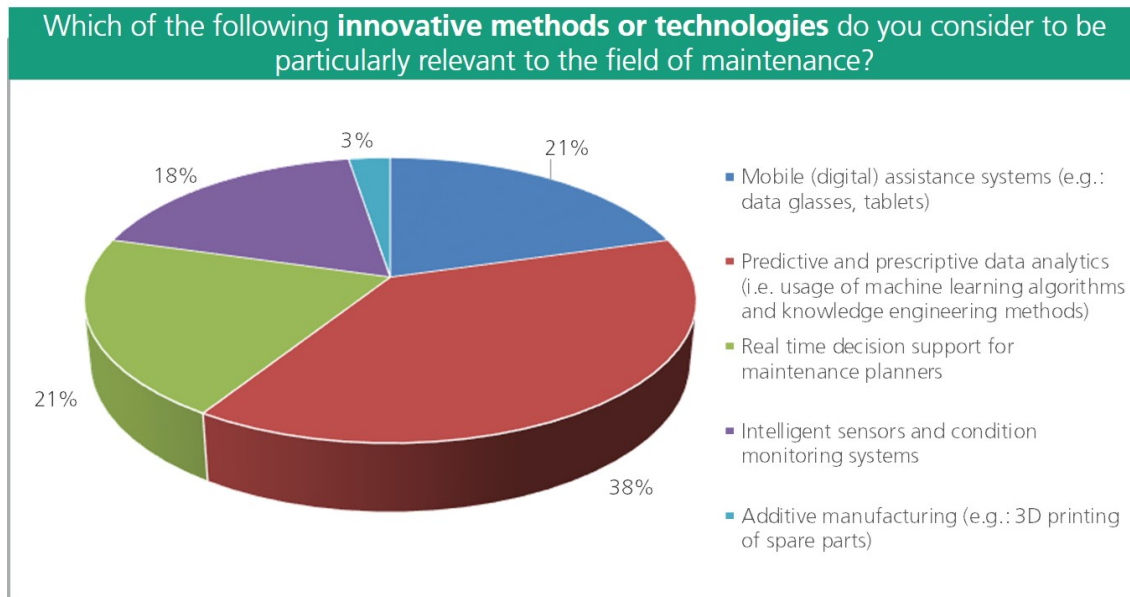


Abbildung 3.12: Ergebnisse der Expertenbefragung im Rahmen der Hannover Messe 2018 (Glawar and Nemeth, 2018, S. 300)

Perfektion, bei der nach Verbesserungsmöglichkeiten in der Instandhaltung gesucht wird (vgl. Matyas, 2018).

Darüber hinaus beschreibt das Lean Smart Maintenance Konzept (vgl. Biedermann and Kinz, 2019) die Kombination von Lean Maintenance mit Aspekten der Digitalisierung, um eine gleichermaßen wertschöpfende und effiziente als auch intelligente Instandhaltung zu ermöglichen.

### 3.2.5 Innovative Technologien und Methoden in der Instandhaltung

Die Instandhaltung verändert sich laufend, da die Produktion durch Umsetzung eines CPPS weiter automatisiert wird und die Informationen immer präziser für den Nutzer virtualisiert werden (vgl. Günter, 2014, 2015; Henke and Hegmanns, 2017). Daher führen gerade im Bereich der Instandhaltung aktuelle Technologien und Methoden zu einem großen Wandel. Die grundlegenden Ideen wie Industrial Internet of Things (IIoT), Virtual & Augmented Reality oder Digital Twins werden im Kontext der Instandhaltung kurz umrissen. Die Begriffe wissensbasierte bzw. datenbasierte Instandhaltung werden im Anschluss in Kapitel 3.2.6 im Detail dargestellt.

In Abbildung 3.12 sind die Ergebnisse einer Expertenbefragung zum Thema Smart Maintenance dargestellt, welche im Rahmen der Hannover Messe 2018 mit renommierten Fachexperten aus Industrie und Wissenschaft durchgeführt wurden. Dabei schätzen die Befragten das Thema von vorausschauender und präskriptiver Instandhaltung mit 38%

als besonders wichtig ein. Ebenfalls als sehr wichtig wird mit 21% der Trend zu „mobilen (digitalen) Assistenzsystemen“ und „Echtzeit-Entscheidungsunterstützung für die Instandhaltungsplanung“ geschätzt (vgl. Glawar and Nemeth, 2018). Aufgrund der geringen Anzahl an befragten Experten und keinem ausgeprägten Studiencharakter weisen die Ergebnisse dieser Expertenbefragung jedoch keine signifikant wissenschaftliche Evidenz auf.

**Internet of Things (IoT) :** Der Begriff Internet of Things (IoT) beschreibt die auf Informations- und Kommunikationstechnologie basierte Vernetzung eindeutig identifizierbarer Objekte innerhalb eines Systems (vgl. Wollschlaeger et al., 2017). Bei diesen Objekten handelt es sich sowohl um physische Dinge, Produkte, aber auch den Menschen selbst. Im industriellen Kontext wird diese Vernetzung zwischen physischer und digitaler Welt als Industrial Internet of Things (IIoT) bezeichnet (vgl. Jeschke et al., 2017).

Für die Instandhaltung stellen IIoT Lösungen einen wichtigen Enabler für folgende Aspekte dar (vgl. Glawar and Nemeth, 2018):

- Belastbare Basis für die Speicherung und Verarbeitung von Daten durch die Vernetzung unterschiedlicher Maschinen- und Anlagenteile zu einem homogenen System
- Integration von Daten aus inhomogenen Quellen über eine IIoT-Plattform Anbindung
- Weiterverarbeitung, Auswertung oder Visualisierung von Daten ohne zusätzliche Schnittstellen
- Effiziente Dokumentation von Störfällen
- Optimierte Störungsbehebung durch gezielte Bereitstellung von Information
- Umsetzung von datenbasierter Instandhaltungsplanung und PdM

In Abbildung 3.13 ist die Umsetzung einer PdM-Lösung in einer IIoT-Plattform dargestellt.

Dabei liefert die Anlage kontinuierlich Daten an ein IoT Gateway, welches die Kommunikation mit einer übergeordneten IIoT-Plattform übernimmt. Die relevanten Daten, wie beispielsweise Condition Monitoring-Daten, werden mittels einem Edge-Device lokal vorverarbeitet (Edge Computing), bevor sie der IIoT-Plattform zur Verfügung gestellt werden und dort in Streams weiterverarbeitet werden. Die Daten werden nun entweder zur Analyse oder Visualisierung genutzt oder alternativ für eine spätere Verwendung in

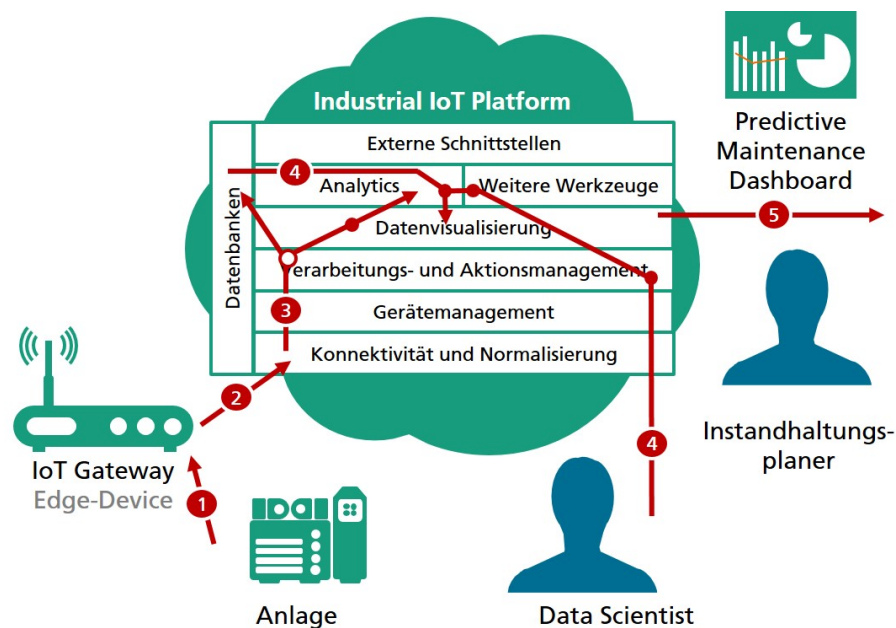


Abbildung 3.13: Umsetzung von PdM in einer IIoT-Plattform (vgl. Kovacs and Glawar, 2019)

einer zentralen Datenbank gespeichert. Mittels den zur Verfügung stehenden Daten und geeigneter Methoden wie beispielsweise Machine Learning können datenbasierte Modelle und PdM-Lösungen erstellt werden. Viele IIoT-Plattformen bieten dazu bereits integrierte Funktionen zur Entwicklung neuer Anwendungslösungen, welche vorkonfiguriert zur Verfügung gestellt werden. Die somit fertigen PdM-Applikationen können nun von der Instandhaltungsplanung genutzt werden (vgl. Glawar and Nemeth, 2018).

**Assistenzsysteme in der Instandhaltung:** Digitale und virtuelle Assistenzsysteme sowie mobile Lösungen wie beispielsweise Smartphones, Tablets oder Augmented Reality Brillen können zu wesentlichen Vorteilen bei der Durchführung von Instandhaltungstätigkeiten führen. Zum einen ermöglichen digitale und visuelle Assistenzsysteme die gezielte Bereitstellung von Informationen und somit eine schnelle und intuitive Behebung von Störungen, zum anderen wird dadurch eine strukturierte und zeitnahe Dokumentation von Störfällen ermöglicht (vgl. Glawar and Nemeth, 2018). Dies ist besonders deswegen relevant, da die steigende Komplexität der Produktionssysteme die Instandhaltungsplanung vor die Herausforderung stellt, verschiedenste Tätigkeiten an unterschiedlichsten, hochkomplexen Anlagen durchzuführen und gleichzeitig einem hohen Kosten und Effizienzdruck ausgesetzt zu sein (vgl. Kovacs et al., 2019). Einerseits ist das implizite Wissen des erfahrenden Personals entscheidend, andererseits kommt es aufgrund eines dynamischen Umfeldes aktuell zu einem Mangel an erfahrem Instandhaltungspersonal (vgl. Kernchen et al., 2016). Mittels dem Einsatz von Assistenzsystemen in der Instandhaltung

wird ein innovatives Arbeitsumfeld geschaffen, innerhalb welchem Technologielösungen das Personal bei der Durchführung kognitiv komplexen Aufgaben unterstützen. Assistenzsysteme können sowohl unterstützen, um Informationen zielgerichtet bereitzustellen und Störungsdokumentationen durchzuführen (vgl. Neges et al., 2015), als auch dazu dienen mit Fachexperten über Remote-Support zu kommunizieren (vgl. Mourtzis et al., 2017). Laut Studienergebnissen von Hao and Helo, 2017 ist somit eine Produktivitätssteigerung im Bereich der Instandhaltung von 8,5 % möglich. Aktuell stellen dabei für die Industrieanwendung optimierte Tablets, Smartphones sowie Head Mounted Displays die am meisten verbreiteten Technologielösungen dar (vgl. Palmarini et al., 2018).

**Digital Twin in der Instandhaltung:** Grundlegend beschreibt der Begriff des Digital Twins das virtuelle, rechnergestützte Abbild eines physischen Systems, welches mit dem Produktionssystem durch eine Synchronisation mit Echtzeitdaten gekoppelt ist (vgl. Uhlemann et al., 2017).

Der Digital Twin wird aktuell als einer der zentralen Enabler der digitalen Transformation betrachtet, da beispielsweise durch Simulation unterschiedlicher Entscheidungsalternativen und einer entsprechenden Echtzeitrückkopplung in das Produktionssystem eine Erhöhung der Effizienz und entsprechende Steigerung der Wirtschaftlichkeit des Produktionssystems erwartet wird. Vor allem in unterschiedlichen Anwendungsfällen wie beispielsweise Produktionsplanung, Instandhaltung oder Fabrikplanung findet sich aktuell allerdings noch kein einheitliches Verständnis des Begriffs. Eine mögliche Einteilung je nach Ausprägung des Integrationsgrades wird von Kritzinger et al., 2018 vorgeschlagen:

- Ein digitales Modell (Digital Model) beschreibt eine digitale Abbildung eines physikalischen Objektes. In diesem Fall kommt es zu keinem automatisierten Datenaustausch zwischen physikalischer und digitaler Welt.
- Ein digitaler Schatten (Digital Shadow) ist charakterisiert durch einen unidirektionalen Datenfluss zwischen physikalischer und digitaler Welt. In diesem Fall führt eine Änderung in der physikalischen Welt automatisch zu einer Änderung im digitalen Abbild.
- Der digitaler Zwilling (Digital Twin) verfügt über einen bidirektionalen Datenfluss zwischen physikalischer und digitaler Welt. Das digitale Abbild dient hier also auch als Steuerungsinstanz für Elemente in der physikalischen Welt.

Für den Bereich der Instandhaltung ist darüber hinaus zu unterscheiden, ob der Fokus der Anwendung auf der Komponentenebene (Part Twin), der Produktebene (Product Twin)

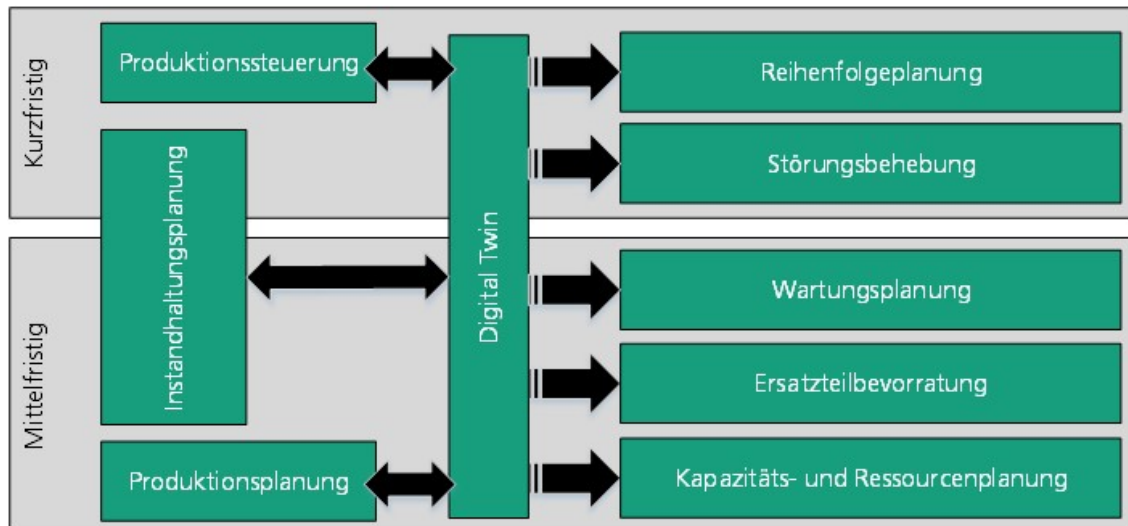


Abbildung 3.14: Digital Twin zur Integration von Instandhaltung und PPS (vgl. Glawar and Nemeth, 2018)

oder der Systemebene (System Twin) liegt. Während im Fall des Part Twin der Betrachtungsfokus auf dem Verhalten der einzelnen Komponente (beispielsweise mittels Finite-Elemente Simulation) liegt, ist der Betrachtungsfokus beim Product Twin beispielsweise auf der Ableitung des Ausfallverhaltens einer ganzen Anlage oder Maschine. Im Bereich des System Twins liegt der Fokus auf der Betrachtung des Produktionssystems und beispielsweise der Frage, wie sich das Ausfallverhalten des Anlagenparks auf die PPS und entsprechender KPIs auswirkt (vgl. Glawar and Nemeth, 2018). Abbildung 3.14 beschreibt eine mögliche Integration von Instandhaltungsplanung und PPS mittels eines Digital Twins.

Dabei wird über eine bidirektionale Verbindung zwischen dem Digital Twin und PPS der aktuelle Reihenfolgeplan sowie Informationen zu Kapazitäten und Ressourcen übergeben. Des Weiteren werden ebenfalls über eine bidirektionale Verbindung zwischen dem Digital Twin und Instandhaltungsplanung Informationen zu geplanten Wartungen und Anlagenzuständen übergeben. Basierend auf diesen Informationen kann der Digital Twin, beispielsweise durch Simulation, eine optimierte Reihenfolge- und Wartungsplanung vornehmen, sowie Handlungsempfehlungen für präskriptive Instandhaltungsmaßnahmen vorschlagen. Die laufenden Rückmeldungen vom Shop-Floor werden beispielsweise über Echtzeit-Schnittstellen zur Betriebsdatenerfassung (BDE) oder Maschinendatenerfassung (MDE) wieder an den Digital Twin rückgespielt (vgl. Glawar and Nemeth, 2018).

Das in Kapitel 5 beschriebene Modell stellt im wesentlichen einen Digital Twin zur integrativen Berücksichtigung von Instandhaltungsplanung und autonomer Produktionssteuerung dar.

### 3.2.6 Daten- und wissensbasierte Instandhaltung

Der Begriff der wissensbasierten Instandhaltung (Knowledge Based Maintenance KBM) wird von Ansari et al., 2019a dazu verwendet, das Ausmaß an funktionalen Möglichkeiten und Charakteristiken der Instandhaltung ganzheitlich zu beschreiben. Das bedeutet, dass KBM unterschiedliche Instandhaltungsansätze im Rahmen einer übergreifenden Strategie zusammenfasst, um ganzheitlich alle relevanten Aspekte der Instandhaltung zu betrachten. Vor diesem Hintergrund zielt KBM auf: i) ein konstantes Generieren, Nutzen und Erhalten des kollektiven instandhaltungsrelevanten Wissens und somit auf ii) eine Unterstützung zur Erhöhung der Wertschöpfung in einem Produktionssystem (vgl. Ansari et al., 2019a).

Die Instandhaltung stellt einen hochgradig vernetzten Teilbereich des Produktionssystems dar, welcher die Wertschöpfung eines Produktionssystems maßgeblich beeinflusst (vgl. Pawellek, 2016). Aus einer wissensbasierten Sicht repräsentiert dieser Teilbereich der Instandhaltung für sich eine lernfähige Organisation (vgl. Biedermann, 2014). Innerhalb dieser Organisation wird Wissen generiert, indem berücksichtigt wird, inwieweit sich Instandhaltungsmaßnahmen, der Zustand des Produktionssystems, sowie die Prozesse des Systems langfristig auf die Leistung des Systems auswirken. Dieses Wissen wird generiert, indem Maschinen-, Prozess und Produktdaten gesammelt und verarbeitet werden. Zu diesem Zweck wendet KBM eine Vielzahl an Methoden wie beispielsweise höhere Statistik, Stochastik, Machine-Learning Algorithmen, regelbasierte Modelle sowie semantische Modellierung an (vgl. Nemeth et al., 2019). Basierend auf diesen Analysen kann sowohl auf strategischer, taktischer und operationaler Ebene eine übergreifende Instandhaltungsstrategie ermöglicht und konkrete Maßnahmen abgeleitet werden (vgl. Pawellek, 2016).

Die unterschiedlichen Ausprägungen von KBM lassen sich abhängig von Reifegrad bzw. Komplexitätslevel wie folgt beschreiben (vgl. Ansari et al., 2019a):

- Die deskriptive Instandhaltung geht der Frage nach: „Was ist passiert?“. Diese Frage wird durch die Sammlung von Daten und der Analyse der zur Verfügung stehenden Informationen über historische Instandhaltungsmaßnahmen beantwortet. Deskriptive Instandhaltung weist somit eine geringe Komplexität und einen geringen Reifegrad auf.
- Die diagnostische Instandhaltung geht der Frage nach: „Warum ist es passiert?“. Der Fokus ist dabei die Generierung von Wissen und Erhöhung der Transparenz durch die gezielte Analyse von Ursache-Wirkungsbeziehungen, um auf Schlussfolgerungen hinsichtlich historischer Instandhaltungsmaßnahmen zu schließen. Dia-

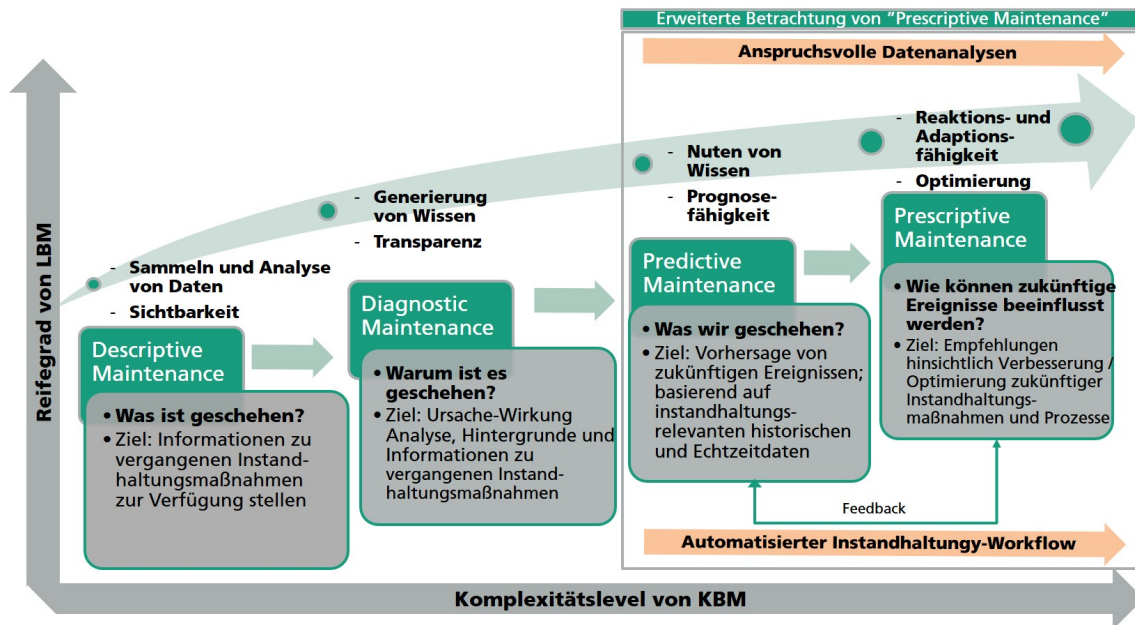


Abbildung 3.15: Ausprägungen der wissensbasierten Instandhaltung (Ansari et al., 2019a)

gnostische Instandhaltung weist somit eine mittlere Komplexität bei einem relativ geringen Reifegrad auf.

- Die prädiktive Instandhaltung geht der Frage nach: „Was wird wann passieren?“. Basierend auf gezielten Prognosemodellen, welche in der Regel aus historischen Daten lernen, wird Wissen hinsichtlich dem Auftreten von zukünftigen Ereignissen erzeugt. Somit weist die prädiktive Instandhaltung eine hohe Komplexität bei einem mittleren Reifegrad auf.
- Die präskriptive Instandhaltung geht der Frage nach: „Wie soll es passieren?“. Das bedeutet, dass das Auftreten eines spezifischen Ausfalls, durch zur Verfügung gestellten Empfehlungen und Instandhaltungsmaßnahmen, gesteuert wird. Dadurch wird eine Selbstorganisation eines Produktionssystems ermöglicht, welches idealerweise die Selbstdiagnose von Maschinen und deren eigenständige Instandhaltungsplanung zum Ziel hat. Präskriptive Instandhaltung weist somit sowohl eine hohe Komplexität als auch einen hohen Reifegrad auf.

Um den höchsten Reifegrad von KBM zu erreichen, sind jedoch noch eine Vielzahl von Herausforderungen zu bewältigen (vgl. Ansari and Glawar, 2018): Einerseits ist dies die Entwicklung von autonomen Entscheidungsmodellen sowie deren Integration in die PPS. Um das Potential von präskriptiver Instandhaltung zu heben, ist eine Integration von Echtzeitdaten im Sinne eines Digital Twin erforderlich. Darüber hinaus ist für die Sicherstellung des generierten Wissens die Entwicklung von Modellen zur Datenanalyse mit hoher



Datensicherheit notwendig.

**Datenbasierte Instandhaltungsplanung:** Der Begriff der datenbasierten Instandhaltungsplanung ist im wissenschaftlichen Kontext noch nicht klar definiert. Daher lässt er sich auch nicht eindeutig von den oben genannten Ansätzen sowie aktuellen Trendwörtern wie „Smart Maintenance“ oder „Instandhaltung 4.0“ abgrenzen. Zum Zweck der vorliegenden Arbeit werden unter dem Begriff datenbasierter Instandhaltungsplanung alle Instandhaltungsstrategien und Ansätze verstanden, welche basierend auf strukturiert vorliegenden Inputdaten und entsprechender Computertechnologie die Planung von Instandhaltungsmaßnahmen durchführt - also datenbasiert agiert. Dazu zählen die meisten CBM und PdM-Ansätze sowie jegliche präskriptiven Instandhaltungsansätze. Ansätze für datenbasierte Instandhaltung teilen mehr oder weniger stark ausgeprägt die folgenden Eigenschaften (vgl. Ansari and Glawar, 2018):

- Optimierung aktueller und zukünftiger Wartungspläne (Optimierungsfähigkeit)
- Adaptierung von Instandhaltungsaufträgen und Rekonfiguration (Adaptierungsfähigkeit)
- Prognose von Mustern und Ereignissen (Prognosefähigkeit)
- Kontinuierliches Lernen von Ausfällen und getroffenen Entscheidungen (Lernfähigkeit)
- Automatisierte Systeme zur Entscheidungsunterstützung (Autonomie)

Datenbasierten Instandhaltungsansätzen wird ein hoher Stellenwert beigemessen, wenn es darum geht, mit den Herausforderungen der digitalen Transformation – Automatisierung, Digitalisierung und Vernetzung – umzugehen (vgl. Bokrantz et al., 2017). Denn mittels datenbasierter Instandhaltung können trotz zunehmender Komplexität instandhaltungsrelevante Entscheidungen optimiert werden (vgl. Glawar, 2018). Dies resultiert in einer erhöhten Planungssicherheit bei gleichzeitig hoher Anlagenproduktivität (vgl. Glawar et al., 2016b). Aktuelle Studien prognostizieren eine jährliche Wachstumsrate im Bereich datenbasierter Instandhaltung von 39% für den Zeitraum von 2016-2022 (vgl. IoT Analytics, 2017).

Im Zusammenhang mit der Anwendung von datenbasierter Instandhaltungsplanung im Rahmen der Methodenentwicklung zur integrativen Berücksichtigung von Instandhaltungsplanung in der autonomen Produktionssteuerung ist es relevant, die folgenden Aspekte kurz zu diskutieren:

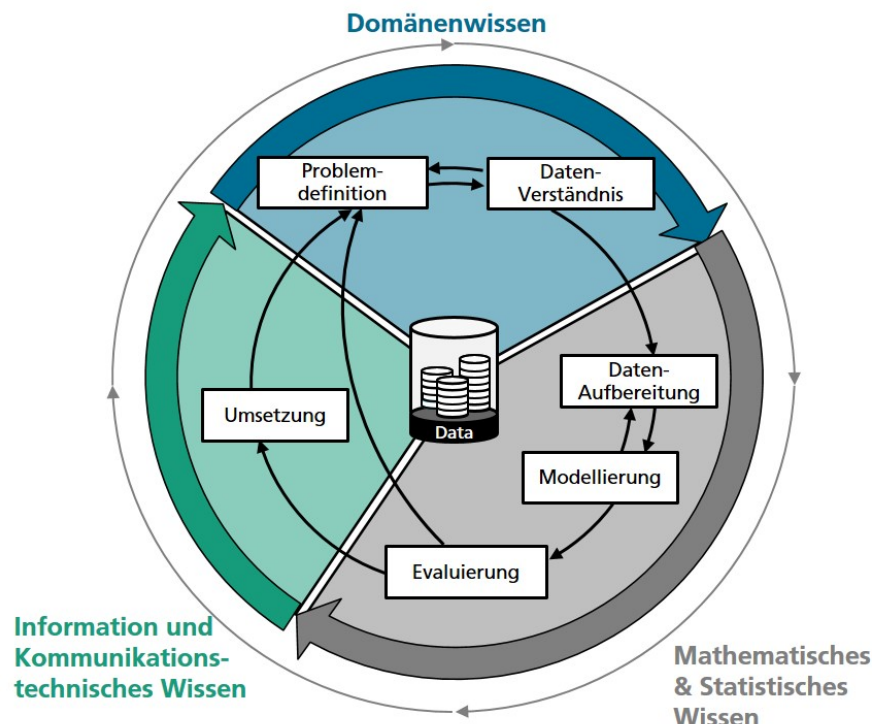


Abbildung 3.16: Cross Industry Standard Process for Data Mining (vgl. Chapman et al., 2000)

**Cross Industry Standard Process for Data Mining :** Eine Anwendung datenbasierter Instandhaltungsplanung, besonders im Fall von PdM und präskriptiven Ansätzen, durchläuft in der Regel sechs wesentliche Phasen, welche im „Cross Industry Standard Process for Data Mining“ (CRISP-DM) definiert sind (vgl. Chapman et al., 2000). Die Anwendung des CRISP-DM, welche in Abbildung 3.16 dargestellt ist, wird des Weiteren oftmals als Industrial Data Science (IDS) bezeichnet (vgl. Stockert et al., 2019). Der CRISP-DM besteht aus den Phasen a) Problemdefinition, b) Datenverständnis, c) Datenaufbereitung, d) Modellierung, e) Evaluierung und f) Umsetzung.

Für die Modellierung, beispielsweise eines Prognosemodells, werden in Phase d) oft Machine-Learning Algorithmen (ML) eingesetzt. ML ist definiert als automatisierter Prozess um Muster aus einem vorgegebenen Set an Daten zu extrahieren (vgl. Kelleher et al., 2015). Dabei unterscheidet man grundlegend zwischen zwei unterschiedlichen Ansätzen: i) Beim „Supervised Learning“ geht man davon aus, dass eine Beziehung zwischen Zielvariable und Inputparametern (Features) besteht, welche ein Modell erlernen kann, da ihm eindeutig klassifizierte (gelabelte) Trainingsdaten zur Verfügung stehen. ii) Im Vergleich dazu geht man im „Unsupervised Learning“ davon aus, dass ein Modell Zusammenhänge in unklassifizierten Beispielen extrahieren kann. Außerdem existieren weitere Methoden wie semi-supervised oder Reinforcement Learning (vgl. Ansari and Glawar, 2018).

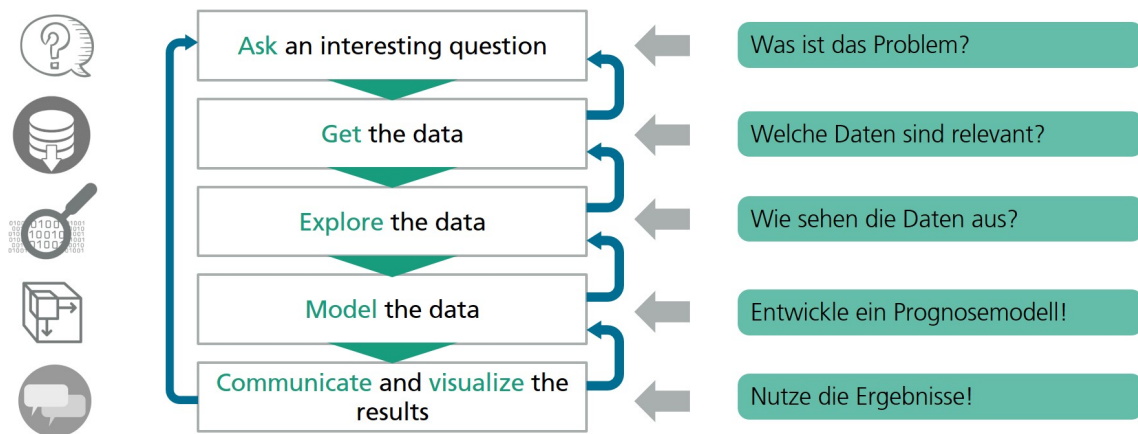


Abbildung 3.17: Anwendung des generischen Data-Science Prozess (vgl. Pfister and Blitzstein, 2014)

**Vorgehensweise für die Anwendung von datenbasierter Instandhaltungsplanung in der industriellen Praxis:** Der generische Data-Science Prozess, welcher in Abbildung 3.17 dargestellt ist, wurde von der Harvard Universität entwickelt, um die einzelnen Phasen des CRISP-DM in einer leicht verständlichen Art und Weise darzustellen und entsprechend in der industriellen Praxis zu implementieren. Die einzelnen Phasen zur Anwendung des generischen Data-Science Prozess sind im folgenden kurz beschrieben (vgl. Glawar and Nemeth, 2018):

1. Definition des Prognoseproblems: Im ersten Schritt erfolgt die Definition des Prognosemodells und das Ableiten einer relevanten Fragestellung. In diesem Zusammenhang ist es wichtig, ein Verständnis für das jeweilige Produktionsumfeld zu erlangen, um das Problem definieren zu können und, basierend darauf, eine wirtschaftlich relevante Fragestellung zu formulieren. Basierend darauf sind auch die jeweiligen Ziele und Anforderungen an die datenbasierte Instandhaltungsplanung abzuleiten. Mögliche Fragestellungen könnten an dieser Stelle beispielsweise lauten: „Ist es möglich, den Zustand einer Anlage zu einem bestimmten Zeitpunkt (t) zu prognostizieren?“ oder „Wann wird eine präventive Instandhaltungsmaßnahme benötigt?“. Je nach konkreter Aufgabenstellung wird im weiteren eine grobe Vorgehensweise festgelegt.
2. Bereitstellung der Daten: Nachdem die Problemdefinition abgeschlossen ist, gilt es als nächstes festzulegen, welche Daten zur Beantwortung der jeweiligen Fragestellung relevant sind. Sowohl Daten auf der operativen Ebene (z.B.: Sensordaten), taktischen Ebene (z.B.: Kostensätze) und strategischen Ebene (z.B.: KPIs) können zur Beantwortung der Fragestellung relevant sein. Typische Datenquellen für die datenbasierter Instandhaltungsplanung sind beispielsweise Dokumentation der durch-

geführten Instandhaltungsmaßnahmen, Condition Monitoring-Daten, LOG-Events der SPS, Qualitätsdaten der Produktion sowie Informationen zum Produktionsprogramm. Die in dieser Phase bereitgestellten Daten dienen später als Inputparameter (Features) für die Modellerstellung. Bevor die Daten jedoch im nächsten Schritt analysiert werden können, erfolgt üblicherweise eine Harmonisierung der Daten, um unvollständige Input-Daten zu bereinigen, Messfehler zu bereinigen bzw. fehlende Rückgabewerte auszuscheiden.

3. Explorative Datenanalyse: Im dritten Schritt versucht man die Frage zu beantworten, welche der verwendeten Features einen signifikanten Zusammenhang mit der Fragestellung aufweisen. Im Rahmen der explorativen Datenanalyse wird ein Verständnis für die vorhandenen Features, Korrelationen sowie Ursache- Wirkzusammenhänge erlangt. Eine Visualisierung dieser Zusammenhänge beispielsweise mittels Scatter Plots, Box-Plots oder Heatmaps helfen an dieser Stelle dabei, Zusammenhänge schneller zu erfassen und mit Experten zu diskutieren, zu plausibilisieren und zu validieren. Sofern Features eine besonders hohe Korrelation untereinander aufweisen können redundante Features zum Zwecke der Dimensionalitätsreduktion entfernt werden. Ebenso sollten wenig aussagekräftige Features entfernt werden, um einerseits den Aufwand für die Modellerstellung zu reduzieren und andererseits die Gefahr zu reduzieren, aufgrund einer hohen Anzahl an Features ein weniger aussagekräftiges Ergebnis zu erhalten („Curse of Dimensionality“). Abschließend wird eine (erste) Auswahl an relevanten Features festgelegt und eine gemeinsame Datenbasis für die Modellerstellung (Ground-Truth) definiert.
4. Modellerstellung und Evaluierung: Im nachfolgenden Schritt wird das eigentliche Prognosemodell entwickelt. Da ein Prognosemodell immer auf die definierten Fragestellung ausgerichtet werden soll, ist vorab zu klären, welche Prognosegenauigkeit ausreichend ist, um diese Fragestellung zu beantworten. Basierend auf dem Ground-Truth Datenset wird ein Prognosemodell definiert. Hierfür ist erforderlich festzulegen, welche Art des Modells (z.B. Regression oder Klassifikation) für die Problemlösung angemessen ist und welche Algorithmen angewandt werden sollen. Für die meisten industriellen Anwendungsfälle können dazu existierende Algorithmen angewendet werden und müssen „lediglich“ für den jeweiligen Anwendungsfall parametrisiert werden. Diese Modelle werden mit einem Teil der historischen Daten trainiert bzw. gefittet. Anschließend werden die Modelle mit einem anderen Teil der historischen Daten (welche die Modelle vorab nicht zu sehen bekommen) validiert. Mittels standardisierter Kennwerte, wie bspw. nRMSE,  $R^2$  oder F1-Score wird die Prognosegenauigkeit berechnet. Je nach Anwendungsfall kann ein ande-

rer Algorithmus die besten Ergebnisse liefern. Abschließend wird das am besten geeignete Modell für die Implementierung ausgewählt.

5. Kommunikation und Visualisierung der Ergebnisse: Im abschließenden Schritt wird das entwickelte Modell implementiert. Dazu werden dem Modell laufend neue Daten zugeführt und können in späterer Folge das Prognosemodell modifizieren. Während es üblicherweise relativ aufwändig und rechenintensiv ist, die Modelle zu trainieren, ist die tatsächliche Anwendung des Prognosemodells typischerweise in kurzer Rechenzeit erledigt. Um jedoch einen Nutzen aus den Ergebnissen erzielen zu können, müssen diese erst in der Instandhaltungsplanung umgesetzt werden. Die durch das Modell generierten Ergebnisse werden nun in geeigneter Form auf operativer, taktischer und/oder strategischer Ebene kommuniziert und visualisiert. Dabei können die Ergebnisse entweder als Grundlage zur Entscheidungsunterstützung für die Instandhaltungsplanung dienen, im Rahmen einer Analyseplattform visualisiert oder in KPIs überführt werden, oder, im idealen Fall, direkt im Rahmen der PPS berücksichtigt werden.

## 4 Einbettung in die Forschung und theoretisch konzeptionelle Ansätze für das vorliegende Problem

Um die Einbettung der Problemstellung in die aktuelle Forschung und theoretisch konzeptionelle Ansätze darzustellen, wurde eine systematische Literaturanalyse durchgeführt. Dabei wurden im speziellen auf folgende Fragestellungen eingegangen: i) *Welche Ansätze existieren zur autonomem Produktionssteuerung?* ii) *Inwieweit berücksichtigen Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung den Bereich der Instandhaltung?* und iii) *„Welche Ansätze für eine integrierte Produktions- und Instandhaltungsplanung gibt es?“*

Zu diesem Zweck wurde im ersten Schritt eine Liste mit Suchbegriffen und Suchbegriffkombinationen für die Literaturanalyse erstellt. Diese Begrifflichkeiten wurden unter Berücksichtigung einer zeitlichen Abgrenzung in geeigneten Literatur-Datenbanken analysiert. In Tabelle 4.1 ist dargestellt, welche Datenbanken, Suchbegriffe und zeitliche Abgrenzung für die Literatuanalyse herangezogen wurden. Sofern die identifizierten Quellen nach einer ersten Sichtung von Titel, Zusammenfassung und Schlüsselwörtern als geeignet erachtet wurden, wurden die Quellen im Detail analysiert. Die daraus resultierenden Ergebnisse sind im folgenden Kapitel strukturiert zusammengefasst.

Fokus	Suchbegriffe	Zeitliche Abgrenzung	Datenbanken
Integrative Produktions- und Instandhaltungsplanung	"production control" UND "maintenance"	2012 - 2018	-scopus.com -sciencedirect.com -link.springer.com -ieeexplore.ieee.org emerald.com/insight
	"production control" UND "condition monitoring"		
	"production control" UND "predictive analytics"		
	"production planning" UND "maintenance"		
	"scheduling" UND "maintenance"		
	"scheduling" UND "condition monitoring"		
	"scheduling" UND "predictive analytics"		
	"sequencing" UND "maintenance"		
	"sequencing" UND "condition monitoring"		
	"sequencing" UND "predictive analytics"		
Autonome Produktionssteuerung	autonomous production control	2016 - 2019	
	adaptive production control		
	decentral production control		
	agent-based production control		
	"production control" UND "cyber-physical production system"		
	"production control" UND "smart manufacturing"		
	"production control" UND "Industry 4.0"		

Tabelle 4.1: Abgrenzung der Literaturanalyse

## 4.1 Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung

Aktuell verfügbare Planungssysteme zur Unterstützung des Menschen besitzen Defizite in der Reaktionsfähigkeit auf unvorhergesehene Ereignisse. So führen beispielsweise ungeplante Stillstände zu kurzfristigen und zeitaufwändigen Planungsänderungen. Diese Änderungen erlauben aufgrund ihrer Dringlichkeit lediglich eine eingeschränkte Handlungsfähigkeit. Entsprechend leidet die Entscheidungsqualität und ineffizienter Ressourcen- und Energieeinsatz sind oftmals die Folge (vgl. Gallina et al., 2019). Diese Defizite sind unter anderem darauf zurückzuführen, dass das aktuelle Referenzmodell für die PPS (Aachener PPS-Modell) aus dem Jahr 2006 stammt und daher auf wissenschaftlichen Erkenntnissen um die Jahrtausendwende basiert. Aus diesem Grund sind Anforderungen vor dem Hintergrund von Digitalisierung, Industrie 4.0 und Cyber-Physischen Produktionssystemen, welche zu dieser Zeit kaum bis überhaupt nicht erforscht waren, nicht ausreichend berücksichtigt (vgl. Gallina et al., 2019).

Vor diesem Hintergrund spielen Dezentralisierung, Autonomie und Selbststeuerung eine wesentliche Rolle (vgl. Henke and Hegmanns, 2017). Aktuell gibt es eine hohe Anzahl von Forschungsaktivitäten im Bereich „Autonomie“ und im Speziellen in der autonomen Produktionssteuerung (vgl. Ye et al., 2017 und Martins et al., 2018). In diesem Zusammenhang beschreibt autonome Produktionssteuerung die Fähigkeit einzelner Elemente eines Produktionssystems, eigenständig Entscheidungen in Bezug auf die Steuerung eines Produktionssystems zu treffen (vgl. Schuh and Stich, 2012).

Da in den meisten Fällen nicht alle Entscheidungen in einem Produktionssystem autonom getroffen werden, umfasst ein CPPS typischerweise eine Kombination aus hierarchischen und heterarchischen Mechanismen zur Steuerung (vgl. Glawar et al., 2019). Da Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung in der Lage sind, rasch und flexibel mit ungeplanten Änderungen innerhalb des Produktionssystems umzugehen, werden sie im Rahmen von CPPS genutzt, um Entscheidungsprozesse abzubilden, welche eine hohe Reaktionsfähigkeit erfordern (vgl. Meissner et al., 2017).

Die gegenwärtigen Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung beschäftigen sich mit der Beschreibung der Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Teilen eines Produktionssystems aus unterschiedlichen Perspektiven. Ein typische Aufgabe dabei ist es, einem wartenden Werkstück, welches im Rahmen eines Produktionsauftrages bearbeitet werden soll, eine Maschine oder einen Arbeitsplatz zur Bearbeitung, unter Berücksichtigung von verfügbaren Ressourcen, logistischer Parametern sowie der Glättung der Auftragslast, zuzuordnen. Dabei greifen existierende Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung entweder auf ereignisgesteuerte Reihenfolgeplanung (vgl. Kasakow et al., 2016) oder agentenbasierte Reihenfolgeplanung (vgl. Mantravadi et al., 2019) zurück. Im Rahmen der

agentenbasierten Reihenfolgeplanung kommen dabei unterschiedliche Algorithmen zur Terminierung der Aufträge zum Einsatz. Insbesondere genetische und evolutionäre Algorithmen (vgl. Rocholl and Moench, 2017; Mayer and Endisch, 2019), Schwarm basierte Algorithmen (vgl. Jamrus et al., 2018) und Markt-Modelle (vgl. Regulin and Vogel-Heuser, 2016) werden erfolgreich zur autonomen Produktionssteuerung verwendet. Darüber hinaus setzen viele aktuelle Ansätze zur PPS auf die Anwendung von Methoden der künstlichen Intelligenz. Oftmals wird ML angewendet, um beispielsweise Durchlaufzeiten zu prognostizieren und die Ressourcenauslastung zu optimieren (vgl. Lingitz et al., 2018; Gyulai et al., 2016). Außerdem kommt Reinforcement Learning zum Einsatz, um beispielsweise eine autonomen Auftragsdispositionssystem zu ermöglichen (vgl. Kuhnle et al., 2019).

#### 4.1.1 Event-driven Scheduling

Ansätze zur ereignisgesteuerten Reihenfolgeplanung (event-driven scheduling) zeichnen sich durch die Besonderheit aus, dass definierte Aktivitäten dann selbstständig ausgelöst werden, sobald ein bestimmtes Ereignis auftritt. Beispielsweise kann ein PPS-System selbstständig eingreifen, sobald eine der PPS-Stellgrößen wie Bestände oder Durchlaufzeit eine zu große Abweichung von einem gegebenen Sollwert aufweisen. Somit lassen sich Herausforderungen für produzierende Unternehmen auf individuelle Kundenaufträge orientieren und meistern, da die ereignisgesteuerte PPS selbstständig Aktionen, basierend auf einer kundenindividuellen Stückliste (bill of material - BOM), auslöst und somit kurze Reaktionszeiten bei Veränderungen ermöglicht (vgl. Kasakow et al., 2016). Solche Ansätze werden in der Produktionssteuerung angewendet, um die Einstellqualität der PPS-Stellgrößen zu dokumentieren, indem das PPS-System bei Fertigungsproblemen automatisch eingreift und laufend eine Rückmeldung erfolgt (vgl. Dittrich et al., 2009).

Ausschlaggebend für die Dauer einer manuellen Reihenfolgeplanung und somit des gesamten Produktionsprozesses sind unter anderem Informationsfluss und -erfassung. Basierend auf konkreten Kundenaufträgen, der dafür notwendigen Ressourcen und Produktionsabläufe, wird gehandelt und reagiert. Während sich die meisten Systeme mit der Optimierung der Bereitstellung von Informationen für diejenigen, welche die Entscheidungen treffen müssen beschäftigen, ist das Ziel der ereignisgesteuerten PPS den Produktionsprozess autonom, auf Kundenbestellungen individuell angepasst und ohne menschliches Eingreifen durchlaufen zu lassen.

Ein solcher Prozess der ereignisgesteuerten PPS ist in Abbildung 4.1 beispielhaft dargestellt. In diesem Prozess ist die BOM direkt mit dem Arbeitsplan und den damit verknüpften Informationen verbunden. Das erste Ereignis - das Auftreten eines definierten



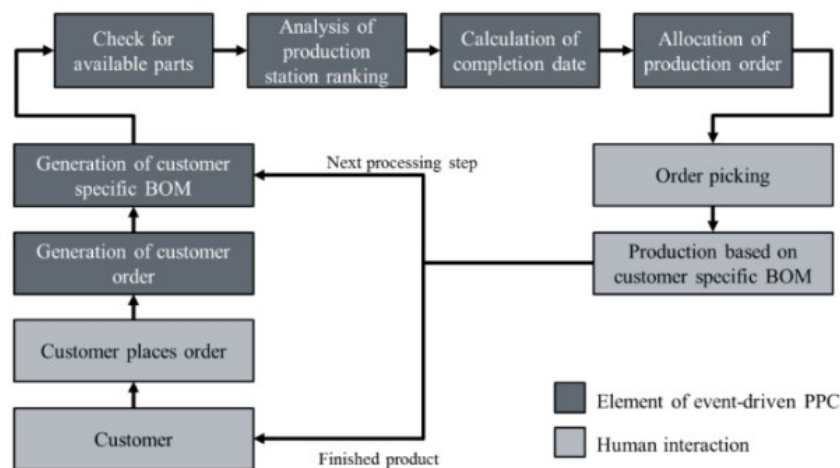


Abbildung 4.1: Prozess einer ereignisgesteuerten PPS (Kasakow et al., 2016)

Zustands – stellt die Kundenbestellung dar. Es definiert, welches Produkt produziert werden soll und löst eine Folgeaktivität aus, nämlich die Generierung der BOM. Auf Basis dieser wird überprüft, welches Material für die Produktion benötigt wird, sowie welche Zukaufteile benötigt werden. Sobald das für die Produktion benötigte Material zur Verfügung gestellt wird, startet die Produktion. Dabei stellt die Fertigstellung eines Teils jenes Ereignis dar, welches die Produktion des Folgeteils auslöst (vgl. Kasakow et al., 2016).

#### 4.1.2 Agent-based Scheduling

Die wesentliche Eigenschaft der agentenbasierten Reihenfolgeplanung (agent-based Scheduling) ist es, dynamisch und flexibel Produktionsprozesse zu planen und aufgrund der autonomen Koordination einzelner Agenten schnell auf individuelle Anforderungen seitens der Kunden zu reagieren (vgl. Shen, 2002). Während klassische Steuerungssysteme von statistischen Verhältnissen ausgehen, sind agentenbasierte Systeme zur Reihenfolgeplanung in der Lage, auf dynamische Einflüsse, wie unsichere Bearbeitungszeiten oder ungeplante Maschinenausfälle, zu reagieren, indem vorhandene Daten mithilfe künstlicher Intelligenz verwendet und geteilt werden. Damit wird es produzierenden Unternehmen ermöglicht, Flexibilität in der Planung zu fördern und auf unerwartete Störungen zu reagieren, ohne dabei die Produktivität und Qualität des Produktionssystem negativ zu beeinflussen (vgl. Waschneck et al., 2016).

Im folgenden wird die Methode der Particle Swarm Optimization als Methode für die Umsetzung einer agentenbasierte Reihenfolgeplanung im Detail beschrieben.

Particle Swarm Optimization (PSO) ist motiviert durch das soziale Verhalten von Organismen, wie beispielsweise von Vogel- oder Fischeschwärmen. Die Partikel „fliegen“ durch

**Algorithmus 3** Beschreibung eines Objektes in der PSO (Li et al., 2007)

$$X'_{id} = X_{id} + V'_{id} \quad (4.1)$$

$$V'_{id} = \omega V_{id} + \eta_1 \text{rand}() (P_{id} - X_{id}) + \eta_2 \text{rand}() (P_{gd} - X_{id}) \quad (4.2)$$

den Suchraum, indem sie der vorherigen Position ihres Nachbarn folgen. Jedes Objekt ist dabei durch eine Position und eine Geschwindigkeit dargestellt (vgl. Li et al., 2007). Diese kann wie in Formel 4.1 und Formel 4.2 beschrieben, folgendermaßen dargestellt werden:

Wobei  $X'_{id}$  und  $X_{id}$  die aktuelle und die vorherige Position des  $id$ -Objektes darstellen,  $V_{id}$  und  $V'_{id}$  dessen vorherige und dessen aktuelle Geschwindigkeit.  $P_{id}$  und  $P_{gd}$  stellen die beste Position des Objektes und die beste Position, die bisher im gesamten Schwarm gefunden wurde, dar.  $0 \leq \omega < 1$  ist ein Trägheitsgewicht, das bestimmt, wie sehr die Geschwindigkeit erhalten bleibt,  $\eta_1$  und  $\eta_2$  sind Beschleunigungskonstanten,  $\text{rand}()$  generiert zufällige Nummern vom Intervall  $(0,1)$ . Bei der PSO teilt jedes Objekt die Information mit seinen Nachbarn. Die Aktualisierung der Gleichungen (4.1) und (4.2) zeigen, dass PSO die Kognitionskomponente jedes Objektes mit der sozialen Komponente aller Teilchen in einer Gruppe kombiniert. Diese schlägt vor, dass Individuen ihre eigenen Erfahrungen ignorieren und ihr Verhalten entsprechend dem vorherigen Objekt in der Nachbarschaft der Gruppe anpassen (vgl. Zou et al., 2019). Obwohl die Konvergenzgeschwindigkeit sehr schnell ist, haben Experimente gezeigt, dass, sobald PSO in ein lokales Optimum fällt, es schwierig ist, daraus herauszukommen. Die Zugabe von Mutationsoperatoren zur PSO kann seine globale Suchkapazität und damit die Performanz verbessern (vgl. Ratnaweera et al., 2004). Die Umsetzung von PSO auf bestehende Module und Systeme von PPS und ERP zeigt, dass effizientere und eine robuste Zielerreichungen im produzierenden Unternehmen erreicht werden können (vgl. Jamrus et al., 2018).

#### 4.1.3 Agentenbasierte Simulation zur autonomen Produktionssteuerung

Die agentenbasierte Simulation stellt eine Möglichkeit zur Umsetzung von Agent-based Scheduling dar. Durch die zunehmende Rechnerleistung werden derartige aufwendige Simulationen möglich und dynamische Modelle können berechnet werden. Bisher oftmals theoretische Ansätze der autonomen Produktionsplanung könne dadurch tatsächlich realisiert werden. Erste Beispiele, dass die agentenbasierte Simulation eine geeignete Möglichkeit darstellt, um unter Einsatz von Multiagenten-Systemen eine autonome PPS zu realisieren, zeigen sowohl Pantförder et al., 2017, als auch Regulin and Vogel-Heuser, 2016. Die Schaffung und Gestaltung einer funktionierenden Kommunikation zwischen

den Agenten bzw. den beteiligten Systemen stellt dabei aktuell eines der Hauptprobleme bei der Umsetzung von agentenbasierter Simulation dar. Die gegenwärtige Problematik besteht darin, dass verwendete Produktionssysteme in der Regel über proprietäre Schnittstellen verfügen und damit „unterschiedliche Sprachen“ sprechen, die entweder hersteller-spezifisch oder auch unternehmensindividuell gestaltet sind. Was für die Kommunikation gilt, gilt natürlich auch für den Austausch von Daten. Das Thema Datensicherheit und Datenschutz spielt dabei eine wesentliche Rolle (vgl. Thames and Schaefer, 2017).

Bei der agentenbasierten Simulation werden aktuell in erster Linie metaheuristische Verfahren verwendet. Hierbei zählen vor allem Particle Swarm Optimization, Tabu Search und genetische Algorithmen zu den am häufigsten eingesetzten Verfahren. Ein für alle Szenarien ideal geeignetes Verfahren existiert dabei nicht, vielmehr hängt die Anwendung des jeweiligen Verfahren stark vom individuellen Anwendungsfall ab. Dabei sind laut einer Studie von Calis and Bulkan, 2015 folgende Zusammenhänge bekannt:

- Mit genetischen Algorithmen generierte Reihenfolgepläne führen zu kürzeren Produktionszeiten und höherer Stabilität verglichen mit lokalen Suchverfahren
- Mit zunehmender Problemgröße verringern sich die Fähigkeiten genetischer Algorithmen, eine optimale Lösung effizient, in vertretbarer Zeit zu finden
- Performancevergleiche in Hinblick auf Produktionszeitminimierung für stochastische JSSP mit zufälliger Aufteilung führten dazu, dass genetische Algorithmen bessere Ergebnisse als Simulated Annealing und PSO liefern
- Hybride genetische Algorithmen, basierend auf genetischen Algorithmen und heuristischen Regeln, zeigen bei rechnergestützten Analysen bessere Ergebnisse als sonstige Algorithmen bei der Lösung desselben Problems
- Wenn das einzige Optimierungsproblem darin liegt, die Produktionsdauer zu minimieren, zeigt der Variable Neighbourhood Search Algorithmus bessere Performance beim Lösen von FJSP als andere Algorithmen
- Anhand mehrerer Beispiele konnte gezeigt werden, dass Artificial Bee Colony Algorithmus bessere Resultate liefert als PSO

#### 4.1.4 Anwendung des Marktprinzips zur autonomen Produktionssteuerung

Zur Bestimmung der Produktionsreihenfolge kann die Vergabe eines Auftrages an die jeweilige Produktionsanlage mittels eines Koordinator-Agenten (KA) entsprechend des Marktprinzips erfolgen (vgl. Regulin and Vogel-Heuser, 2016). Dieses Vorgehen ist in

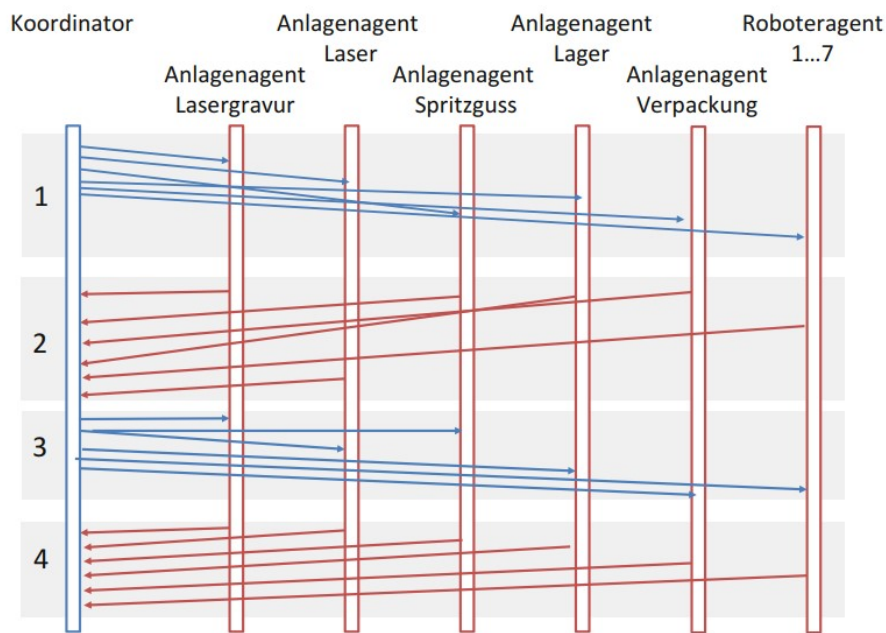


Abbildung 4.2: Marktprinzip der Auftragsvergabe (Regulin and Vogel-Heuser, 2016)

Abbildung 4.2 dargestellt. In diesem Fall fordert ein KA das Angebot der Produktionsanlagen (Phase 1) an und vergleicht dieses, sobald er diese erhalten hat (Phase 2), mit der Nachfrage an durchzuführenden Aufgaben. Basierend auf einer Kostenfunktion wird die Vergabe der Aufträge festgelegt und an die Anlagen kommuniziert (Phase 3). Abschließend bestätigen diese den Auftrag (Phase 4).

Damit ein bestimmter Produktionsauftrag optimal vergeben werden kann, berechnet der KA zum einen die Priorität  $P$  des Auftrags. Über die Differenz aus Produktionsbeginn  $t_{ist}$  und Auftragseingang  $t_{Auftragseingang}$  multipliziert mit dem Bruch aus Prioritätsfaktor  $p$  und gewünschter Fertigungsdauer  $t_{Wunsch}$  erlangt der Agent den Wert für den Vorrang des Auftrags. Zum anderen nutzt der Koordinator-Agent die Durchlaufzeit  $t_{DLZ}$ , den Schedulingrang  $N$ , die Zeitdifferenz bis zum nächsten Chargenstart  $t_c$  und die Chargenanzahl  $c$ , um den Fertigstellungszeitpunkt  $t_{produced}$  des Produkts zu berechnen. Der Schedulingrang wird dabei von der Reihenfolgeplanung festgelegt und beschreibt, an welcher Stelle die betrachtete Produktionsaufgabe im zeitlichen Ablauf eingeordnet ist (vgl. Regulin and Vogel-Heuser, 2016).

#### 4.1.5 Kommunikation in der autonomen Produktionssteuerung

In Abbildung 4.3 wird dargestellt, wie die Kommunikation zwischen mehreren Agenten zur autonomen Produktionssteuerung in einem CPPS gestaltet sein kann (vgl. Pantförder et al., 2017). Wie in der dargestellten Kommunikationsarchitektur zu erkennen ist, kom-

**Algorithmus 4** Priorisierung eines Auftrages durch das Marktprinzip (Regulin and Vogel-Heuser, 2016)

$$P = \frac{1}{t_{Wunsch}} * (t_{ist} - t_{Auftragseingang}) * p \quad (4.3)$$

$$t_{produced} = t_{DLZ} + \frac{N}{c} t_c \quad (4.4)$$

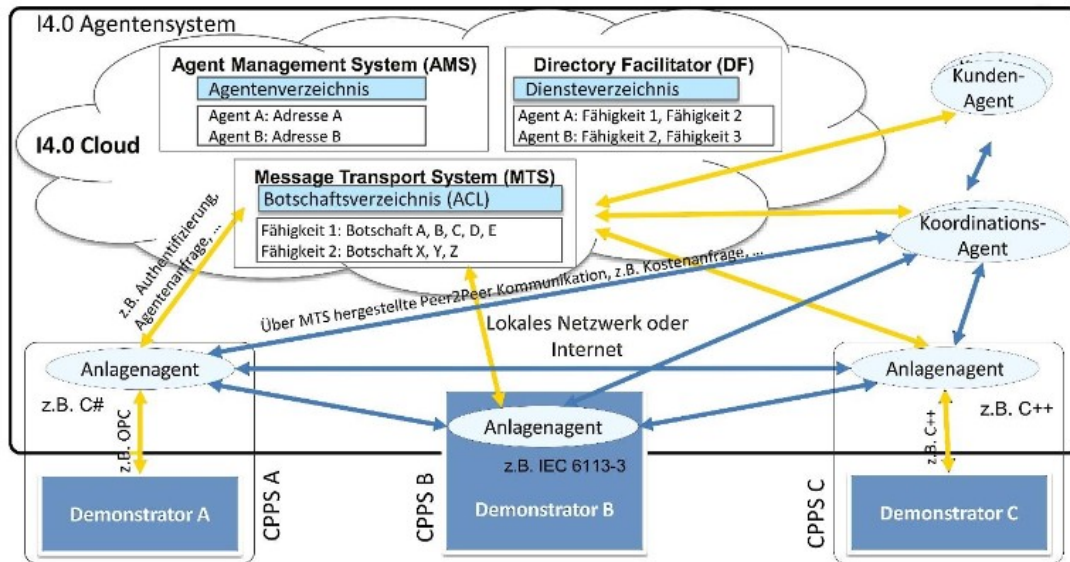


Abbildung 4.3: Architektur der Kommunikation in einem Agentensystem (Pantförder et al., 2017)

munizieren die Agenten nicht nur untereinander, sondern stehen auch in Verbindung mit verschiedenen Verzeichnissen und Verzeichnisdiensten. Im sogenannten „Agent Management System“ (AMS) werden zuerst alle Adressen der Agenten hinterlegt, um die jeweiligen Agentennamen der Hardware bzw. der IP-Adresse zuzuordnen. Damit ermöglicht das AMS, dass beispielsweise auf Grundlage des Namens festgestellt werden kann, wo sich der Anlagen-Agent im Netzwerk befindet. Der „Directory Facilitator“ (DF) beschreibt die zu jedem Agenten zugehörigen Fähigkeiten, so dass effizient nach Teilnehmern für eine bestimmte Aufgabe der Produktion gesucht werden kann. Des Weiteren werden die Spezifikationen zu den bestimmten Fähigkeiten der Agenten im „Message Transport System“ (MTS) als Botschaften abgespeichert (vgl. Pantförder et al., 2017).

All diese Informationen stehen durch eine gemeinsame Verbindung, beispielsweise über die Cloud, prinzipiell in Echtzeit zur Verfügung und helfen dabei, das Produktionssystem effizient und schnell zu gestalten. Vor dem Beginn der Kommunikation untereinander müssen die Agenten sich immer erst in dem zentralen Netzwerk anmelden und registrie-

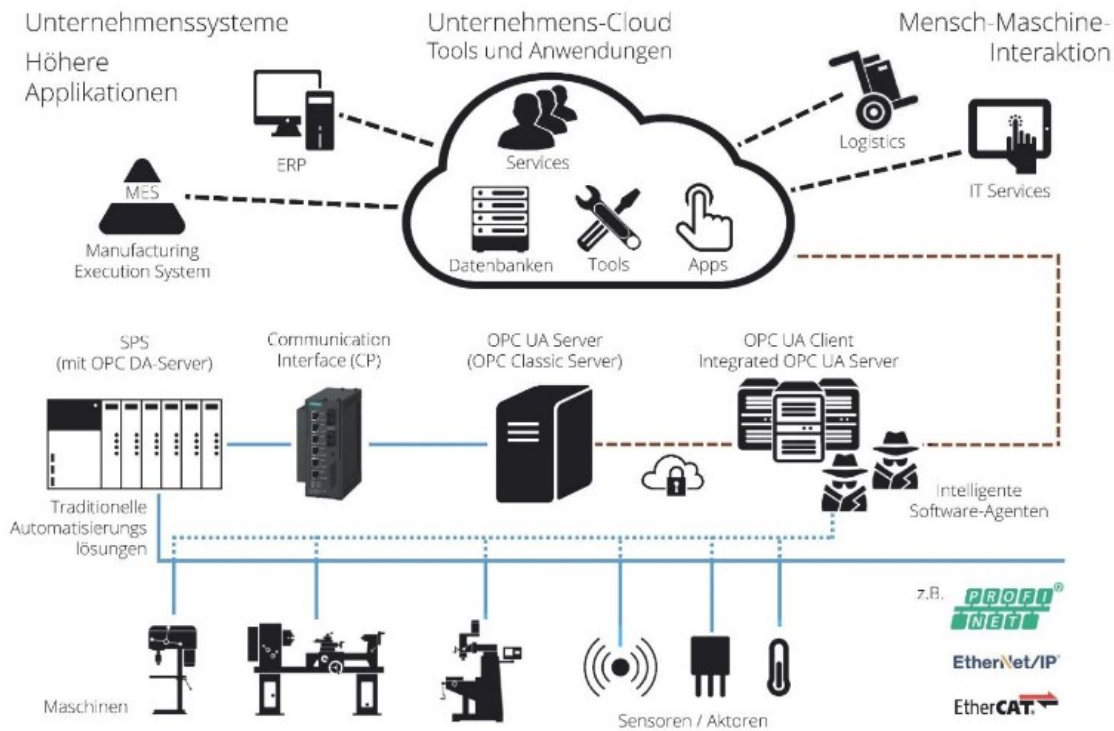


Abbildung 4.4: Integration der Agenten in ein Produktionssystem (Hoffmann et al., 2016)

ren. Für den Fall, dass diese Verbindung über eine Neurotechnologie umgesetzt wird und ein Anlagenagent A eine Kostenanfrage an den Koordinationsagent stellen will, dann erfolgt dies immer über eine Anfrage an die Cloud selbst. Die Cloud, genauer gesagt das MTS, stellt dann eine Peer2Peer Verbindung zwischen den zwei besagten Agenten her und ermöglicht somit den direkten Kontakt und Informationsaustausch. Abgeschlossen wird dieser Kommunikationsvorgang wiederum mit der Abmeldung bei der Cloud (vgl. Pantförder et al., 2017).

Aktuell ist unser industrielles Umfeld geprägt durch Industrieanlagen, welche bereits seit vielen Jahren Betrieb sind. Aus diesem Grund ist es wesentlich, neben dem Einsatz von innovativen Informations- und Kommunikationstechnologien, ebenso dafür zu sorgen, dass die vorliegenden Schnittstellenstandards in existierenden Produktionsanlagen genutzt und vernetzt werden können (vgl. Hoffmann et al., 2016). Vor diesem Hintergrund stellt der mittlerweile weit verbreitete Schnittstellenstandard OPC-UA eine wesentliche Enabler-Technologie zur Umsetzung von autonomer Produktionssteuerung dar (vgl. Pauker et al., 2016). Ein wesentlicher Erfolgsfaktor für eine autonome Interaktion ist dabei die Gestaltung eines robusten Systems (vgl. Graessler and Poehler, 2017).

In Abbildung 4.4 ist die Integration von Agenten in einem Produktionssystem auf Basis des OPC-UA Standards dargestellt (vgl. Hoffmann et al., 2016). In diesem Beispiel

wurden die notwendigen Software-Module auf einfachen Raspberry Pi-Endgeräten umgesetzt. Die Implementierung eines Multi-Agenten-Systems auf Basis dieser Standards und Technologien bringt verschiedene Vorteile mit sich. Einerseits kann die Agentenintegration, wie bereits kurz angesprochen, durch die starke Durchdringung installierter Produktionsanlagen mit den OPC-UA Schnittstellen vereinfacht werden. Die bestehende Kommunikationsinfrastruktur wird dabei genutzt und muss nicht weiter angepasst werden. Des Weiteren können die Raspberry Pi-Geräte auf Basis einfacher Netzwerkverbindungen an bereits implementierte Systeme, wie z.B. die SPS der Produktionsanlagen, angeschlossen werden. Dadurch verwirklicht man den sogenannten „Plug and Produce“-Ansatz, der den Migrationsaufwand bei Anbindung des Software-Agenten spürbar beschränkt. Schließlich lassen sich damit auch reale Komponenten wie Maschinen, Sensoren, Aktoren, Transportanlagen usw. auf einfache Art anbinden (vgl. Hoffmann et al., 2016).

#### 4.1.6 Stand der Forschung: Autonome Produktionssteuerung

Autonome Produktionssteuerung hat das Potenzial, bessere Ergebnisse als konventionelle, zentralisierte Entscheidungssysteme zu liefern (vgl. Fernandes et al., 2018). Durch eine adaptive, dezentrale Produktionssteuerung können Aufwände für die Planung reduziert (vgl. Zhang, 2017), kürzere Reaktionszeiten in der Planung (vgl. Kasakow et al., 2016) ermöglicht und eine erhöhte Planungsflexibilität (Cupek et al., 2016) geschaffen werden. Allerdings sind diese Ansätze weitgehend noch nicht reif für die industrielle Anwendung (Vogel-Heuser et al., 2016). Denn die meisten der gegenwärtigen Ansätze gehen von idealisierten Annahmen aus, beziehungsweise berücksichtigen viele entscheidende Faktoren sowie die Interaktion mit der übergeordneten Produktionsplanung nicht (vgl. Grundstein et al., 2017). Ein wesentlicher Nachteil aktueller Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung ist darüber hinaus die sogenannte „Planungsnervosität“, welche den kognitiven Druck auf das Planungspersonal erhöht (vgl. Ouelhadj and Petrovic, 2009). Das bedeutet, dass die meisten Änderungen innerhalb eines Produktionssystems, mögen sie noch so unbedeutend sein, zu einer Planungsaktion des autonomen Modells führen kann. Daraus können sich mitunter laufend signifikante Änderungen an der Produktionsreihenfolge ergeben. Daher ist es besonders wichtig, dass das zugrunde liegende Modell alle relevanten Faktoren des Produktionssystems berücksichtigt und entsprechend robuste Entscheidungen trifft, welche zu einer hohen Akzeptanz bei dem operativen Planungspersonal führt (vgl. Grundstein et al., 2013).

Aktuelle Studien zeigen, dass sich eine Vielzahl an Forschungsaktivitäten mit der Entwicklung von Ansätzen zur autonomen Produktionssteuerung beschäftigen (vgl. Ye et al.,

Autoren	Titel	Fokus auf:							
		Instandhaltung	Multi-Agentensysteme	Menschliche Faktoren	Architektur	Internet of Things	Digital Twin	Künstliche Intelligenz	Weitere
Cupek et al.	Agent-based manufacturing execution systems for short-series production scheduling		+						
Erol and Sihn	Intelligent Production Planning and Control in the Cloud - Towards a Scalable Software Architecture	+			+	+			
Fernandes et al.	Improving materials flow through autonomous production control						+		
Hoffmann et al.	Intelligente Produktionssteuerung und Automatisierung		+		+	+			
Graessler and Poehler	Intelligent Devices in a Decentralized Production System Concept			+			+		
Grundstein et al.	A new method for autonomous control of complex job shops – Integrating order release, sequencing and capacity control to meet due dates						+		
Gyulai et al.	Online lead time prediction supporting situation-aware production control						+	+	
Kuhnle et al.	Autonomous order dispatching in the semiconductor industry using reinforcement learning							+	
Kasakow et al.	Event-driven production planning and control based on individual customer orders								x
Mantravadi et al.	Multi-agent Manufacturing Execution System (MES): Concept, architecture & ML algorithm for a smart factory case.		+		+			+	
Martins et al.	Autonomous production control: A literature review								+
Mayer and Endisch	Adaptive Production Control in a Modular Assembly System Based on Partial Look-Ahead Scheduling. P							+	
Meissner et al.	Analysis of Control Architectures in the Context of Industry 4.0				+	+			
Pantförder et al.	Agentenbasierte dynamische Rekonfiguration von vernetzten intelligenten Produktionsanlagen		+		+	+			
Regulin and Vogel-Heuser	Agentenorientierte Verknüpfung existierender heterogener automatisierter Produktionsanlagen durch mobile Roboter zu einem Industrie-4.0-System		x						
Vallhagen et al.	Advanced use of Data as an Enabler for Adaptive Production Control using Mathematical Optimization – An Application of Industry 4.0 Principles		x		+				
Wang et al.	Condition-based Real-time Production Control for Smart Manufacturing Systems		x		+		+		
Zhang et al.	Multi-Agent-Based Production Planning and Control		+						
Zou et al.	Resilient adaptive control based on renewal particle swarm optimization							+	

Tabelle 4.2: Relevante Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung

2017 und Martins et al., 2018). In Tabelle 4.2 sind die Ergebnisse der durchgeführten Literaturanalyse dargestellt, indem die relevanten identifizierten theoretisch-konzeptionelle Ansätze aufgelistet sind und nach dem Fokus des Ansatzes klassifiziert wurden. Dabei wird klar, dass sich wenige Ansätze mit der Integration von Instandhaltungsstrategien in autonomen PPS Systemen beschäftigen.

In der Arbeit von Erol and Sihn, 2017 wird eine cloud basierte Architektur für intelligente PPS unter Berücksichtigung von Instandhaltung vorgestellt (vgl. Erol and Sihn, 2017). Vallhagen et al., 2017 stellt in seiner Arbeit eine System- und Informationsinfrastruktur vor, um eine optimierte adaptive Produktionssteuerung zu ermöglichen (vgl. Vallhagen et al., 2017). Beide Ansätze führen jedoch nicht aus, welche Teilespalte der Instandhaltung berücksichtigt und wie diese konkret implementiert werden sollen.

In dem von Wang et al., 2018 vorgestellten Ansatz zu zustandsorientierten Echtzeit-Produktionssteuerung wird der Zustand von Produktionsanlagen automatisch bewertet und somit die Produktionsabfolge intelligent angepasst. Die Systemleistung wird verbessert, indem der Zustand der Produktionssysteme automatisch bewertet und die Verarbei-



tungswege für intelligente Produkte und Teile dynamisch konfiguriert wird. Während dabei die Umsetzung als dezentrale Produktionssteuerung vorgeschlagen wird, wird in der Arbeit im Detail auf ein Dreimaschinen-Problem eingegangen und die Abhängigkeit zu einer übergeordneten Produktionsplanung vernachlässigt (vgl. Wang et al., 2018).

Zusammenfassend lässt sich also folgern, dass keiner der identifizierten Ansätze eine systematische Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in die autonomen Produktionssteuerung umfasst. Wird dieser Aspekt jedoch nicht berücksichtigt, bleiben diese Ansätze weitgehend ungeeignet für die industrielle Anwendung, da im Falle ungeplanter Ausfälle oder geplanter Wartungen keine validen Entscheidungen getroffen werden können und dadurch letztlich die Akzeptanz solcher Ansätze bei dem operativen Planungspersonal nicht gegeben ist.

## 4.2 Ansätze zur integrierten Produktions- und Instandhaltungsplanung

Da in Kapitel 4.1 gezeigt wurde, dass kaum Ansätze zur autonomem PPS existieren, welche den Bereich der Instandhaltung berücksichtigen, wird im nächsten Schritt evaluiert, welche Ansätze generell zur integrierten Produktions- und Instandhaltungsplanung existieren.

Im Zuge des Produktionsprozesses kommt es immer wieder zu mehr oder weniger gut vorhersehbaren Ereignissen, welche die Produktionsreihenfolge beeinflussen. Beispielsweise macht ein Maschinenausfall das Weiterarbeiten unmöglich. Ebenso haben präventiv geplante Instandhaltungsmaßnahmen ebenso wie unterschiedliche Rüstzeiten einen Einfluss auf die Produktionsreihenfolge und erhöhen daher die Komplexität der Reihenfolgeplanung. Es wird versucht, die Ausfallzeiten und die Instandhaltungsarbeiten während der Produktion zu verringern, um Ausfallkosten und Lieferterminverschiebungen zu vermeiden. Basierend auf ermittelten Ausfallwahrscheinlichkeiten werden die Instandhaltungs- und Wartungsintervalle so abgestimmt, dass die Kapazitäten optimal ausgenutzt werden. Als Randbedingungen werden dabei die Unternehmensziele und Instandhaltungsstrategien berücksichtigt (vgl. Kaluzny, 2014).

Falsch gewählte Instandhaltungszeitpunkte beeinflussen die Produktivität eines Produktionssystems erheblich. Dabei ist es schwierig, eine optimale Balance zwischen instandhaltungs- und produktionsbezogenen Kosten zu finden. Neben falsch gewählter Zeitpunkte geplanter Instandhaltungsmaßnahmen sind kurzfristige Planungsänderungen in der Produktion eine der Hauptursachen für Turbulenzen. Beispielsweise beträgt bei mittelständischen Unternehmen des Maschinenbaus die Planungszuverlässigkeit, bezogen auf den Planungshorizont, nur etwa 50 % (vgl. Kaluzny, 2014).

rizont, schon nach drei Tagen nur noch 25% (vgl. Schuh and Fuß, 2015). Ein großer Anteil dieser Planungsänderungen entsteht aufgrund von ungeplanten Anlagenstillständen. Speziell in hoch automatisierten und verketteten Produktionslinien, wie beispielsweise in der Automobilindustrie, kann ein einzelner Anlagenausfall dazu führen, dass die gesamte Linie stillsteht. Es entstehen entsprechende Folgekosten aufgrund von Rückständen, schlechte Produktqualität und vermeidbare Überstunden. Des Weiteren ist das Personal in seiner Handlungs- und Reaktionsfähigkeit auf solche unvorhergesehenen Ereignisse oftmals eingeschränkt: Es werden zwangsläufig keine optimalen Entscheidungen getroffen und unkoordinierte manuelle Prozesseingriffe durchgeführt, die zu undefinierten, oft nicht beherrschten Prozessen führen. Dies führt in Summe dazu, dass die Zahl an Eilaufträgen zunimmt und die Durchlaufzeit großen Streuungen unterliegt. Steigt beispielsweise der Anteil an Eilaufträgen um 35%, so erhöht sich die Durchlaufzeit der normalen Aufträge je nach Bestandslevel um bis zu 40% (vgl. Trzyna, 2015). Auf Dauer resultiert dies in einer deutlichen Verschlechterung der Liefertermintreue. Häufig wird versucht, solche Störungen mit Hilfe einer früherer Auftragsfreigabe auszugleichen. Jedoch steigen durch diese vermeintliche Gegenmaßnahme die Bestände an, die Ressourcenkapazitäten werden überlastet und die Durchlaufzeit wird durch längere Warteschlangen vor den Maschinen erhöht. Die interne Dynamik steigt und der Effekt nicht beherrschter Prozesse verstärkt sich zusätzlich. Einer schlechter werdenden Liefertermintreue wird dementsprechend nicht entgegengewirkt, sondern dieser Trend sogar verstärkt (vgl. Nyhuis and Wiendahl, 2016). Die Produktionsleistung verschlechtert sich somit signifikant.

Grundlegend existieren, wie in Abbildung 4.5 dargestellt, drei unterschiedliche Möglichkeiten der integrierten Planung von Instandhaltungsplanung und Produktionssteuerung auf der operationalen, kurzfristigen Ebene (vgl. Karner et al., 2018):

1. Eine integrierte Planungsmethode kann im Rahmen eines MES bzw. PPS-Systems umgesetzt werden, wobei auf einer einheitlichen hierarchischen Struktur beide individuellen Planungsaufgaben ausgeführt werden.
2. Im Gegensatz zu der Implementierung in einem hierarchischen MES bzw. PPS-System kann eine integrierte Planungsmethode auch im Rahmen eines heterarchischen autonomen Produktionssystem umgesetzt werden. In der vorliegenden Arbeit wird eine solche Methode zur integrativen Berücksichtigung von Instandhaltungsplanung in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt.
3. Natürlich kann die Implementierung einer integrierten Planungsmethode auch auf Funktionalitäten zur Auswertung bzw. Analyse beschränkt werden und im Rahmen eines entsprechenden Auswerte- bzw. Analysesystems erfolgen. In diesem Fall wer-

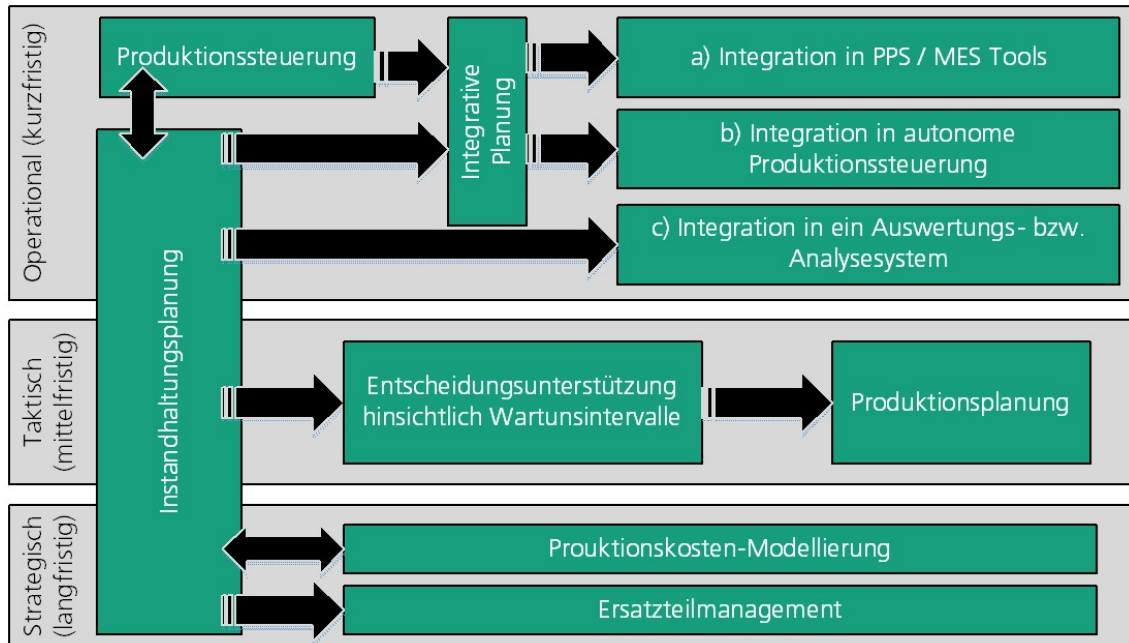


Abbildung 4.5: Unterschiedliche Möglichkeiten der integrierten Planung (vgl. Ansari et al., 2019a)

den die Ergebnisse der integrierten Planung als Grundlage für die Entscheidungsunterstützung des Planungspersonals, welches für die unterschiedlichen Planungsaufgaben zuständig ist, genutzt.

Darüber hinaus können die Ergebnisse der Instandhaltungsplanung in der taktischen Ebene, im Speziellen eine Entscheidungsunterstützung, um optimale Wartungsplanung festzulegen, als Grundlage für die mittelfristige Produktionsplanung herangezogen werden, um Produktionskapazitäten aus Gesamtkostensicht optimal auf die Anforderungen hinsichtlich Ausfallrisiko und Verfügbarkeit anzupassen.

Ebenso bildet die Instandhaltungsplanung auf der strategischen Ebene eine wesentliche Grundlage für die langfristige Produktionsplanung. Einerseits wird dadurch die Ersatzteilplanung maßgeblich beeinflusst, andererseits liefert die Instandhaltungsplanung wichtige Faktoren zur Modellierung der Produktions- bzw. Herstellkosten.

In Kapitel 4.2 wird, basierend auf einer detaillierten Literaturanalyse darauf eingegangen, welche dieser realen Umstände in Ansätzen zur Reihenfolgeplanung berücksichtigt werden.

Darüber hinaus wird thematisiert, auf welche Art und Weise die identifizierten Ansätze mit den Herausforderungen der Reihenfolgeplanung umgehen. Im Besonderen wird jedoch darauf eingegangen, welche Ansätze zur integrativen Produktions- und Instandhaltungsplanung identifiziert werden konnten und in welcher Form diese Ansätze den

Bereich der Instandhaltung in der Produktionsreihenfolgeplanung berücksichtigen.

#### 4.2.1 Klassifikation der identifizierten Ansätze

Im Rahmen einer Literaturanalyse wurden Ansätze identifiziert und für die Reihenfolgeplanung hinsichtlich Problemklasse (Flow-Shop oder Job-Shop), Berücksichtigungen realer Produktionsumstände, Zielgröße des Ansatzes und verwendeten Lösungsalgorithmus analysiert. Dabei wurde der für die Analyse herangezogene Zeitraum auf die Jahre 2013-2018 eingeschränkt. Als relevante Produktionsumstände wurden folgende Aspekte identifiziert:

- **Prioritäten:** In einem realen Produktionsumfeld werde Aufträgen oftmals unterschiedliche Prioritäten zugeordnet. Dies wird auch in manchen Ansätzen insofern berücksichtigt, als dass den Aufträgen verschiedene Gewichtungen (engl. job weights) zugewiesen werden.
- **Fälligkeitsdatum:** Es ist naheliegend, dass in einem Produktionsumfeld bestimmte Fertigstellungstermine eingehalten werden müssen, um Kundenzufriedenheit bzw. die interne Materialversorgung sicherzustellen und etwaige Pönalzahlungen zu vermeiden. Daher berücksichtigen viele Ansätze das Fälligkeitsdatum (engl. due dates) der Aufträge.
- **Rüstzeiten:** In einem realen Produktionsumfeld wird davon ausgegangen, dass nicht jeder Umrüstvorgang dieselbe Zeit beansprucht. im Rahmen der Produktionsplanung berücksichtigen einige Modelle daher sequenzabhängige Rüstzeiten (engl. set-up times), da durch die Festlegung der Produktionsreihenfolge sich eine bessere oder weniger gute Ausnutzung der Anlage ergeben kann.
- **Pufferbestände:** Die Notwendigkeit, Pufferbestände in der Produktion so gering wie möglich zu halten, ergibt sich einerseits aufgrund möglicher Platzrestriktionen sowie den mit den Pufferbeständen einhergehenden Lagerkosten. Diese Umstände werden in einigen Ansätzen als begrenzte Puffer (engl. limited buffer) abgebildet. Im extremen Fall ergibt sich ein begrenzter Puffer der Größe 0, sofern keine Zwischenlagerung zwischen zwei Bearbeitungsschritten zugelassen wird.
- **Lerneffekte:** Unter Lerneffekten (engl. Learning effects) versteht man die Berücksichtigung einer Verkürzung der benötigten Bearbeitungszeit für aufeinanderfolgende, ähnliche Arbeitsschritte. Somit soll im Rahmen der Reihenfolgeplanung abgebildet werden, dass eine Routine erlangt werden kann und somit für denselben Bearbeitungsvorgang von Mal zu Mal eine kürzere Zeitspanne benötigt wird.

**Berücksichtigung der Instandhaltung:** Da die Instandhaltung und vor allem die Anlagenverfügbarkeit eine wesentliche Rolle für eine erfolgreiche und effiziente Produktion darstellt, stellt diese einen besonders wichtigen Produktionsumstand dar. Das Produktionsprogramm beeinflusst den Zustand des Produktionssystems maßgeblich (vgl. Karner and Sihn, 2018). Für die Berücksichtigung in der Reihenfolgeplanung haben sich dabei mehrere, unterschiedlich komplexe Ansätze entwickelt. Im Rahmen der Literaturanalyse wurde eine Unterscheidung nach folgenden Ausprägungen vorgenommen:

- **Stochastische Kapazitäten:** In einigen Ansätzen werden Instandhaltungsmaßnahmen so berücksichtigt, dass sie sich als stochastische Maschinenkapazitäten in den Modellen niederschlagen. Dabei wird nicht näher auf die Instandhaltung selbst eingegangen, sondern diese lediglich als Grund dafür angeführt, dass nicht zu jedem Zeitpunkt die maximale Maschinenkapazität verfügbar ist.
- **Präventive Instandhaltung:** Darunter fallen Ansätze in denen bereits im Vorhinein bekannt war, wann und auch zu wie vielen Instandhaltungsmaßnahmen es kommen wird. Dabei wird oftmals entweder ein fixer Zeitpunkt oder ein fixes Zeitfenster vor der Reihenfolgeplanung festgelegt, in dem die Instandhaltungsmaßnahme stattfinden muss. In diesem Zeitraum ist die Maschine durch die Instandhaltungsmaßnahmen belegt, und kann keine Aufträge bearbeiten.
- **Condition Based Maintenance:** Unter CBM versteht man Ansätze, welche berücksichtigen, dass durch die Überwachung von verschiedenen Komponenten einer Maschine auf deren möglichen bevorstehenden Ausfall geschlossen werden kann. Für diesen Fall soll dann im Rahmen der Reihenfolgeplanung auf einen günstiger Zeitpunkt für die Instandhaltung geschlossen werden.
- **Predictive Maintenance:** Im Fall von PdM wird versucht, die verbleibende Lebensdauer der Maschinen zu ermitteln und diese als Entscheidungsgrundlage zu benutzen. Im Rahmen der Reihenfolgeplanung wird, basierend auf dieser Basis, ermittelt, ob eine Instandhaltungsmaßnahme in einem bestimmten Zeitintervall notwendig ist.

**Zielgrößen der Reihenfolgeplanung:** Die gängigsten Zielgrößen beziehungsweise Zielfunktionen der verwendeten Lösungsalgorithmen in der Reihenfolgeplanung sind:

- **Bearbeitungsdauer:** Unter der Bearbeitungsdauer (engl. makespan) versteht man die Zeitspanne von Beginn der Bearbeitung des ersten verplanten Arbeitsganges eines Auftrages bis zur Fertigstellung des letzten verplanten Arbeitsganges. Wird

die Bearbeitungsdauer als Zielgröße der Reihenfolgeplanung verwendet, wird somit in der Regel eine gute Maschinenauslastung erzielt.

- **Gewichtete Fertigstellungszeiten:** Die Summe der gewichteten Fertigstellungspunkte der verplanten Aufträge (engl. total weighted completion time, oft auch total weighted flow time) wird in der Regel als Maß für Lagerkosten betrachtet.
- **Rückstand:** Der maximale Rückstand (engl. maximum tardiness) misst die größte Überschreitung der Fälligkeitszeitpunkte der verplanten Aufträge. Der gewichtete Rückstand der Aufträge (engl. total weighted tardiness) wird oftmals als Maß für die möglichen Pönalzahlungen herangezogen.
- **Anzahl verspäteter Aufträge:** Die Zielfunktion beschreibt die Anzahl der (in der Regel gewichteten) Anzahl an verspätet fertiggestellten Aufträgen (engl. number of tardy jobs).

#### **4.2.2 Erkenntnisse hinsichtlich integrativer Ansätze zur Produktions- und Instandhaltungsplanung**

Insgesamt wurden im Rahmen einer umfassenden Literaturanalyse 154 wissenschaftliche Arbeiten identifiziert, welche nach den oben angeführten Kategorien klassifiziert werden konnten. Die detaillierten Ergebnisse dieser Analyse finden sich im Anhang A.1 dargestellt.

Eine Unterscheidung nach Problemklasse zeigt eine relativ ungleiche Verteilung. Wie in Abbildung 4.6 ersichtlich, wurden 99 Ansätze identifiziert, welche sich mit Flow-Shop Problemen beschäftigen. Im Vergleich dazu wurden 54 Ansätze identifiziert, welche sich mit Job-Shop beschäftigen und lediglich ein Ansatz, welcher ein Einmaschinenproblem behandelt. Von den 154 identifizierten Ansätzen beschäftigen sich darüber hinaus 137 Ansätze mit Multi-Maschinenproblemen, während 17 Ansätze lediglich für eine definierte Anzahl an Maschinen (1, 2, 4, 6 oder 8 Maschinen) entwickelt wurden.

Darüber hinaus wurde ebenso analysiert, wie die Verteilung der Zielsetzungen der unterschiedlichen Ansätze ausfällt.

Dabei wurde am häufigsten die Minimierung der Bearbeitungsdauer als Kriterium ausgewählt (49,6% der Ansätze), gefolgt von der Minimierung der Fertigstellungszeiten (15,8% der Ansätze) und der Minimierung der gewichteten Rückstände (10,8% der Ansätze), gefolgt von weiteren Zielsetzungen. Außerdem optimieren mit 26 der 154 identifizierten Ansätze immerhin 16,9 % nicht nur eine Zielgröße, sondern verwenden Lösungsalgorithmen, welche mehrdimensionale Optimierungen durchführen (vgl. Li and Ma, 2017).

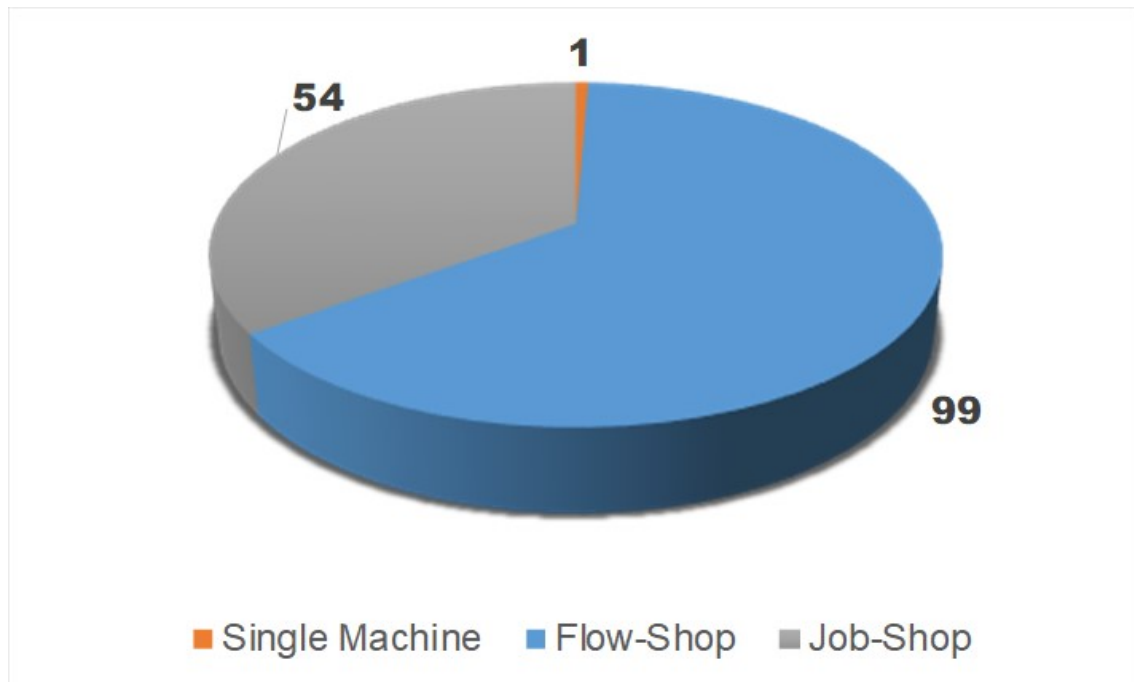


Abbildung 4.6: Verteilung der identifizierten Ansätze nach Problemklasse

Generell werden zur Lösungsfindung hauptsächlich Heuristiken verwendet. Mit 122 der identifizierten Ansätze wurden in knapp 80% aller Ansätze Heuristiken zur Reihenfolgeplanung herangezogen. Darauf folgen Prioritätsregeln mit 10,4% der identifizierten Ansätze) und die exakten Lösungsalgorithmen mit 7,1% der identifizierten Ansätze. Ansätze, welche die Instandhaltung berücksichtigen, sind so gut wie alle mittels heuristischer und metaheuristischer Methoden entwickelt worden. Das ist darauf zurückzuführen, dass diese Probleme mathematisch gesehen als NP-hart (engl. non polynomial) eingestuft werden.

Abbildung 4.7 stellt die Verteilung der identifizierten Ansätze nach den berücksichtigten Produktionsumständen dar. Dabei ist zu bedenken, dass die Ansätze zur Reihenfolgeplanung oftmals mehr als eine der relevanten Produktionsumstände berücksichtigen. Es zeigt sich, dass das Fälligkeitsdatum und sequenzabhängige Rüstzeiten deutlich die am öftesten berücksichtigten Produktionsumstände sind. Im Vergleich dazu berücksichtigen mit 30 von 154 Ansätzen gerade einmal 19,5% der Ansätze das Thema Instandhaltung. 28 Ansätze berücksichtigen begrenzte Puffer, 22 Ansätze berücksichtigen Prioritäten und lediglich 12 Ansätze berücksichtigen auch Lerneffekte.

Dabei unterscheidet sich die Verteilung zwischen den unterschiedlichen Problemklassen teilweise doch deutlich. Aus diesem Grund wird in Abbildung 4.8 die relative Verteilung der berücksichtigten Produktionsumstände im Vergleich von FSSP und JSSP dargestellt. Dabei treten begrenzte Puffer und Lerneffekte vor allem bei FSSP auf. Die Berücksichtigung von sequenzabhängigen Rüstzeiten tritt ebenso etwas häufiger bei FSSP auf. Die

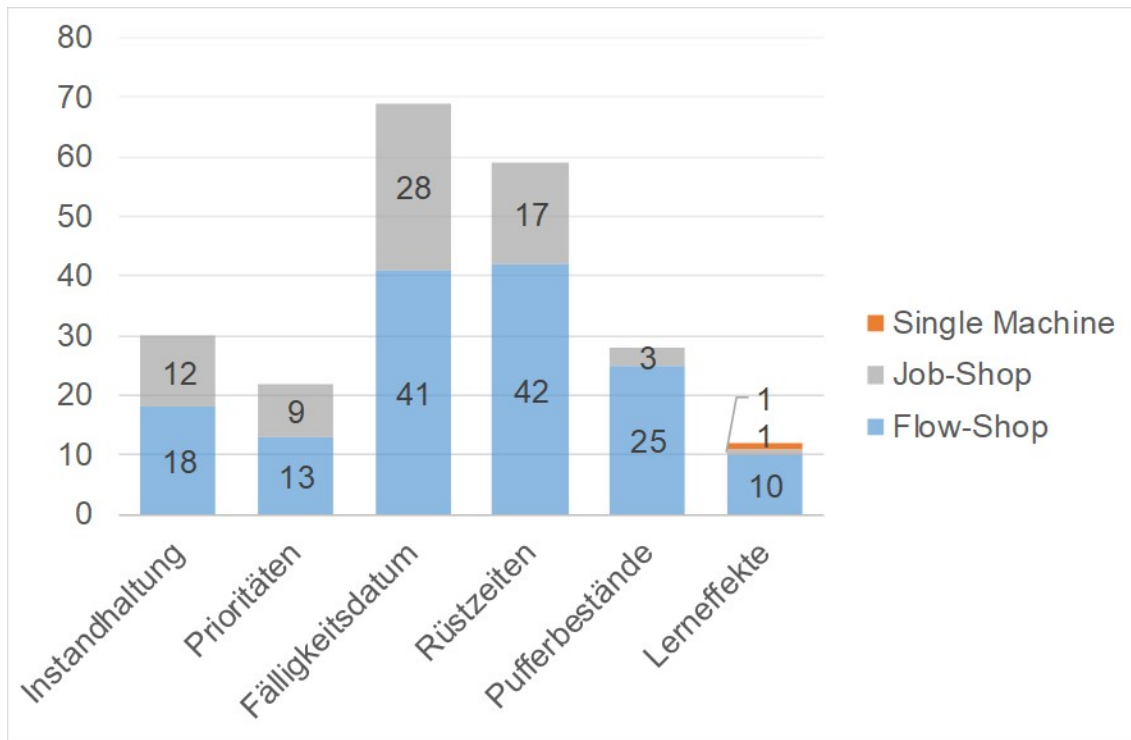


Abbildung 4.7: Verteilung der identifizierten Ansätze nach berücksichtigten Produktionsumständen

Integration von Instandhaltung verhält sich ebenso wie Prioritäten innerhalb der Problemklassen relativ ähnlich, wobei eine leichte Tendenz seitens JSSP zu sehen ist. Vor allem die Berücksichtigung des Fälligkeitsdatum ist bei JSSP deutlich häufiger berücksichtigt als bei FSSP.

In Abbildung 4.9 ist die Verteilung der Integration von Instandhaltung der 30 identifizierten Ansätzen zur Reihenfolgeplanung dargestellt, welche Instandhaltung überhaupt berücksichtigen. Dabei fielen die meisten Arbeiten in den Bereich der vorausbestimmten präventiven Instandhaltung (vgl. Benbouzid-Si Tayeb et al., 2015; Lee and Wang, 2017; Kumar and Lad, 2016; Gopalakrishnan et al., 2014; Feng et al., 2016; Gara-Ali and Espinouse, 2015; Benbouzid-Si Tayeb and Belkaaloul, 2014; Liao and Wang, 2018; Li et al., 2014; Li and Pan, 2013; El Khoukhi et al., 2017; Mosheiov et al., 2018; Bentaleb et al., 2016; Fnaiech et al., 2015; Mokhtari and Hasani, 2017; Huang and Yu, 2016; Hnaïen and Yalaoui, 2013; und Zahedi and Yusriski, 2017). Nur einige wenige Ansätze berücksichtigen Predictive Maintenance (vgl. Mokhtari and Dadgar, 2015; Fitouri et al., 2016; Cui et al., 2018 und Yu and Seif, 2016), Condition Based Maintenance (vgl. Zandieh et al., 2017; Zheng et al., 2013 und Rahmati et al., 2018) sowie stochastischen Kapazitäten (vgl. Lin et al., 2016a; Lin et al., 2016c; Lin et al., 2016b und Ramezani and Saidi-Mehrabad, 2013).



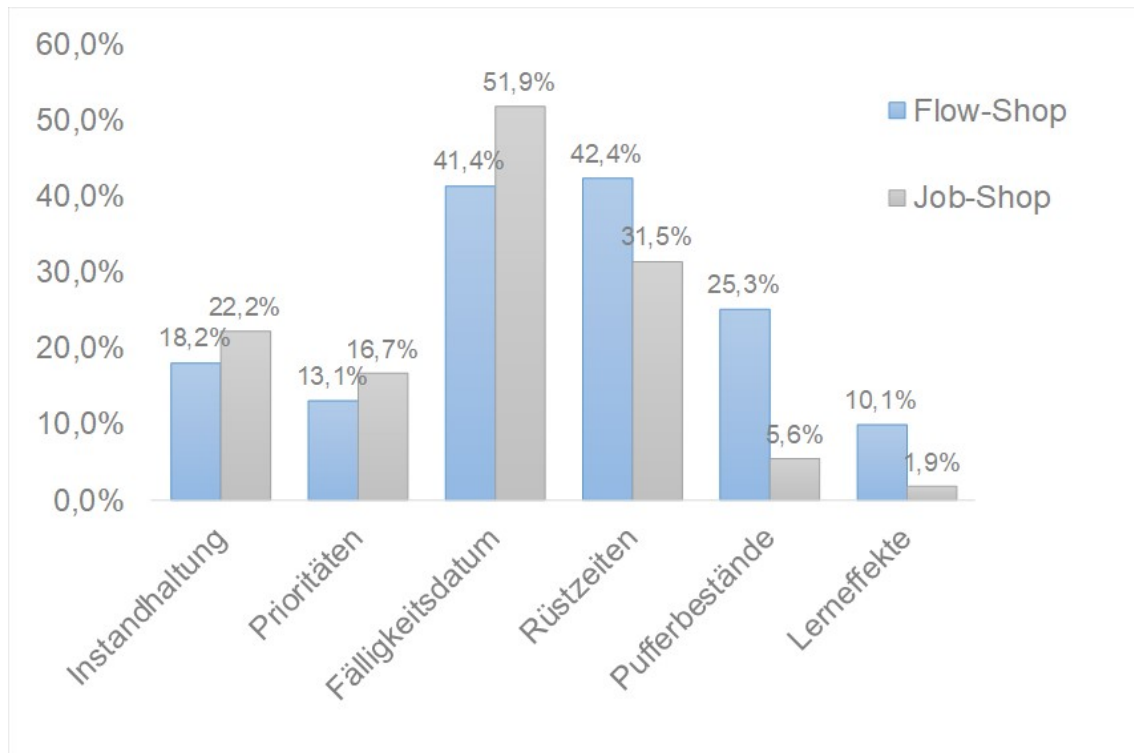


Abbildung 4.8: Relative Verteilung der berücksichtigten Produktionsumstände

El Khoukhi et al., 2017 berücksichtigen beispielsweise Instandhaltungsmaßnahmen bei einem JSSP. Sie beziehen präventive Instandhaltungsmaßnahmen mit in ihr Modell ein. Dabei hat jede Anlage ein Zeitintervall, in dem sie auf Grund von Instandhaltungsmaßnahmen nicht produktiv ist. Wann und wie lange das Zeitintervall auftritt, ist dabei bereits im Vorhinein definiert. Das draus resultierende Optimierungsproblem wird mittels eines Ameisenalgorithmus gelöst.

Mosheiov et al., 2018 berücksichtigen Instandhaltungsmaßnahmen in einem FSSP mittels vorgegebenen Zeitintervallen, in denen eine von zwei Maschinen präventiv gewartet wird. Abhängig von der Anzahl der Aufträge ist es dabei möglich, dass alle Aufträge fertig sind, bevor das Zeitintervall beginnt, in dem die Anlagen präventiv gewartet werden soll. Zur Lösung des Optimierungsproblems wird ein sogenannter Algorithmus von Christofides verwendet.

Man sieht also eindeutig, dass wenige Ansätze existieren, welche innovative Instandhaltungsansätze wie CBM oder PdM im Rahmen der Reihenfolgeplanung berücksichtigen. Mit 7 von 154 Ansätzen werden lediglich 4,5% der identifizierten Ansätze den Herausforderungen einer modernen Produktions- und Instandhaltungsplanung gerecht. In Tabelle 4.3 sind diese 7 Ansätze in der Übersicht dargestellt. Dabei ist auffällig, dass die meisten dieser Ansätze neben der Instandhaltung kaum weitere relevante Produktionsumstände für die Reihenfolgeplanung berücksichtigen. Daraus lässt sich schließen, dass diese

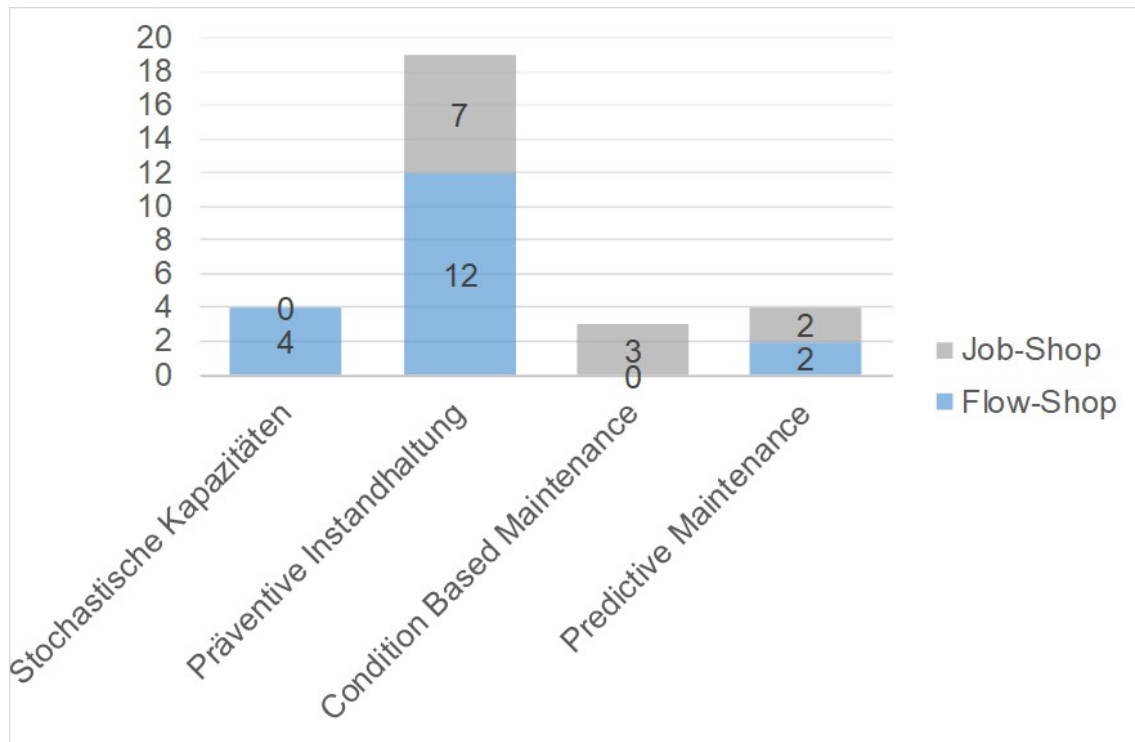


Abbildung 4.9: Verteilung der identifizierten Ansätze nach Integration von Instandhaltung

Ansätze auf ein sehr spezifisches Problem zielen und nicht den Anspruch erheben, eine ganzheitliche Planung in einem komplexen Produktionsumfeld zu ermöglichen. Darüber hinaus sieht man, dass lediglich 2 der 7 Ansätze auf FSSP zielen, während die meisten der Ansätze auf JSSP ausgerichtet sind.

Zheng et al., 2013 berücksichtigen zustandsorientierte Instandhaltung in ihrem JSSP, um die Verfügbarkeit von Maschinen im Rahmen der Reihenfolgeplanung zu erhöhen. Zur Lösung des Optimierungsproblems wird auf einen kombinierten Ansatz aus genetischem Algorithmus und einem sogenannten Inserting-Algorithmus zurückgegriffen, welcher von den Zustandsinformationen der Maschine abgeleitet, präventive Wartungsmaßnahmen in die Produktionsplanung optimal einplant. Das Ergebnis sind optimale Belegungspläne von Maschinen bei gleichzeitig hoher Verfügbarkeit der Maschinen.

Zandieh et al., 2017 berücksichtigen Instandhaltungsmaßnahmen in einem FSSP. Die Instandhaltung wird anhand einer Funktion, welche die Wahrscheinlichkeit für den Ausfall einer Anlage angibt, modelliert. Fehler- und Reparaturrate werden konstant gesetzt. Aufgrund ihrer zwei Zielfunktionen, der Minimierung der Bearbeitungsdauer und der Minimierung der Nichtverfügbarkeit der Maschinen, wählen sie einen meta-heuristischen Hybridansatz aus „Improved imperialist competitive Algorithmus“ und „Simulated annealing“ zur Lösung des Optimierungsproblems.

Im Vergleich dazu berücksichtigen Cui et al., 2018 bei ihren FSSP Instandhaltungsmaß-

Autoren	Titel	Problemklasse	Berücksichtigung der Instandhaltung	Prioritäten	Fälligkeitsdatum	Rüstzeiten	Pufferbestände	Lerneffekte
Hadi Mokhtari, Mehrdad Dadgar	Scheduling optimization of a stochastic flexible job-shop system with time-varying machine failure rate	Job Shop	Predictive Maintenance		+			
M. Zandieh, A.R. Khatami, Seyed Habib A. Rahmati	Flexible job shop scheduling under condition-based maintenance: Improved version of imperialist competitive algorithm	Job-Shop	Condition Based Maintenance					
Yahong ZHENG, Khaled MESGHOUNI, Simon COLLART DUTILLEUL	Condition based Maintenance applied to Reduce Unavailability of Machines in Flexible Job Shop Scheduling Problem	Job-Shop	Condition Based Maintenance					
C. Fitouri, N. Fnaiech, C. Vamier, F. Fnaiech, N. Zerhouni	A Decision-Making Approach for Job Shop Scheduling with Job Depending Degradation and Predictive Maintenance	Job-Shop	Predictive Maintenance					
Weimei Cui, Zhiqiang Lu, Chen Li, Xiaole Han	A proactive approach to solve integrated production scheduling and maintenance planning problem in flow shops	Flow-Shop	Predictive Maintenance					
Seyed Habib A. Rahmati, Abbas Ahmadi, Behrooz Karimi	Multi-objective evolutionary simulation based optimization mechanism for a novel stochastic reliability centered maintenance problem	Job-Shop	Condition Based Maintenance					
Andrew Junfang Yu, Javad Seif	Minimizing tardiness and maintenance costs in flow shop scheduling by a lower-bound-based GA	Flow-Shop	Predictive Maintenance		+		+	

Tabelle 4.3: Auswahl Ansätze zur integrativen Instandhaltungs- und Reihenfolgeplanung

nahmen mittels eines stochastischen Ansatzes, um diese zu modellieren. Wenn eine Anlage ausfällt, wird sie nur so weit instandgesetzt, dass sie wieder produzieren kann. Die Ausfallwahrscheinlichkeit wird mittels der Weibullverteilung modelliert. Als Lösungsmethode wird ein Zwei-Schleifen-Algorithmus angewendet.

### 4.2.3 Stand der Forschung: Instandhaltung in der Reihenfolgeplanung

Sofern der Bereich der Instandhaltung in der Reihenfolgeplanung berücksichtigt ist, werden Instandhaltungsmaßnahmen in der Regel entweder mit fixen und vordefinierten Zeitintervallen oder mittels einer Verfügbarkeitswahrscheinlichkeit modelliert. Die meisten der identifizierten Ansätze berücksichtigen vorgegebene Wartungsintervalle, welche in der Regel basierend auf einer Weibull-Verteilung ermittelt werden. Dieses Vorgehen bietet den Vorteil, dass somit relativ einfach gleichzeitig Produktions- und Wartungspläne erstellt werden können (vgl. Li et al., 2010). Im Vergleich dazu lässt sich unter Berücksichtigung von CBM und PdM die Produktion noch einmal besser optimieren (vgl. Jafari and Makis, 2015). Jedoch ist dabei die Verbindung mit dem Produktionsplan relativ komplex. Werden Wartungsmaßnahmen nicht präventiv eingeplant, sondern erst dann durchgeführt, wenn die Zustandsinformationen der Maschine bzw. entsprechende Prognosen den Bedarf dafür melden, muss der Produktionsplan immer dynamisch angepasst werden. Dabei kann eine nötige Instandhaltungsmaßnahme auch während eines dringenden

Auftrags auftreten, und so die Fertigstellung verzögern (vgl. Bouzidi-Hassini et al., 2015; Peng and van Houtum, 2016). In vielen der Arbeiten wird darauf hingewiesen, dass sie die ersten Ansätze sind, die sich mit jeweils spezifischen Rahmenbedingungen unter Einbeziehung von Instandhaltungsmaßnahmen befassen (vgl. Mosheiov et al., 2018; Zandieh et al., 2017; Cui et al., 2018 und El Khoukhi et al., 2017).

Darüber hinaus existieren einige Ansätze, bei denen die Instandhaltung bei der mittelfristigen Produktionsplanung berücksichtigt wird, indem die Verfügbarkeit der Anlagen bzw. notwendige Instandhaltungsmaßnahmen als Planungsparameter berücksichtigt werden (vgl. Aguirre and Papageorgiou, 2018; Niu et al., 2015; Liao et al., 2017 und Wong et al., 2013). Beispielsweise existieren Ansätze, welche es ermöglichen, Losgrößenentscheidungen zu treffen und gleichzeitig wirtschaftliche Produktionsmengen und zustandsorientierte Instandhaltung gemeinsam zu optimieren (vgl. Peng and van Houtum, 2016). Dabei werden optimale Losgrößen und Wartungszeiten, eines sich mit der Zeit verschlechternden Produktionssystems, basierend auf den Zustandsinformationen einer Maschine, berechnet (vgl. Jafari and Makis, 2015).

Ebenso existieren einige Ansätze zur Wartungs- und Instandhaltungsplanung unter Berücksichtigung der PPS, welche jedoch in erste Linie auf die Erstellung von Instandhaltungsplänen zielen. Beispielsweise präsentieren Beheshti Fakher et al., 2016 ein Modell für eine gemeinsame Produktions- und Instandhaltungsplanung mit Qualitätsvorgaben. Dabei werden Instandhaltungsmaßnahmen in mehrere Ebenen mit unterschiedlichen Kosten je nach Maschinenzustand unterschieden. Liu et al., 2018 modellieren in einem Ansatz eine Optimierung des Instandhaltungsplans unter Berücksichtigung des Produktionsplans für eine einzelne Maschine. Dabei wird der Maschinenzustand durch verschiedene „health states“ dargestellt.

Bouslah et al., 2018 stellen in ihrem Ansatz die Erstellung des optimalen Instandhaltungsplans, Inspektionsplans und die Optimierung der Produktionsrate für eine zweistufige Fließfertigungsanlage dar. Dabei werden sowohl Maschinenebene, Belastungsebene als auch Qualitätsebene in die Entscheidungsfindung mit eingebunden.

Die Berücksichtigung der Instandhaltung in der Reihenfolgeplanung ist darüber hinaus abhängig von der Komplexität der Produktionsumgebung. Komplexe Umgebungen werden dabei seltener unter der Berücksichtigung von Instandhaltungsmaßnahmen modelliert. In der Realität hängt ein Produktionsablauf von vielen Ressourcen, wie z.B. Maschinen, Werkzeuge und Personal, ab. Die meisten identifizierten Ansätze für eine gemeinsame Optimierung von Produktions- und Instandhaltungsplanung berücksichtigen jedoch nur Maschinen als Ressource (vgl. Wang and Liu, 2015). Aufgrund fehlender Entscheidungskriterien für die Reihenfolgeplanung sind einige der aktuell verfügbaren Ansätze

weitgehend ungeeignet für die praktische Anwendung (vgl. Chen et al., 2017). In vielen der identifizierten Ansätze sind die betrachteten Optimierungsmodelle sehr stark vereinfacht. Man kann daher nicht von einer realitätsnahen Betrachtung sprechen. Ausfallfaktoren werden meist nicht erläutert und die auftretende Degradierung oder Rückmeldungen von Messsysteme werden oftmals nicht im Detail beschrieben. Bei den vorhandenen Ansätzen wird darüber hinaus immer davon ausgegangen, dass Instandhaltungsmaßnahmen den Zustand der Maschinen auf einen „so gut wie neu“ Zustand bringen. In einer realen Produktionsumgebung wird der Zustand einer Maschine jedoch in vielen Fällen nach einer Instandhaltungsmaßnahme nicht bei 100% liegen.

In Abbildung 4.10 ist der Erfüllungsgrad der Anforderungen hinsichtlich einer integrativen Produktions- und Instandhaltungsplanung dargestellt. Im Rahmen der Analyse der aktuellen Ansätze konnten folgende Schwachpunkte identifiziert werden:

- Die Allgemeingültigkeit der Modelle ist nicht gegeben. Es wird oftmals von sehr spezifischen Rahmenbedingungen und Szenarien ausgegangen, die nicht für andere Umgebungen generalisiert werden können.
- Viele Ansätze gehen von idealisierten Annahmen aus, die in realen Produktionsbetrieben so nicht vorherrschen (bspw. „perfekte“ Instandhaltungsmaßnahmen). Dementsprechend wird ein Großteil der Modelle nur mit numerischen Beispielen validiert. Praktische Beispiele, die den Nutzen für Unternehmen klar quantifizieren, fehlen zumeist.
- Derzeit existierende Planungslogiken errechnen Instandhaltungszeitpunkte bzw. -intervalle zumeist auf Basis stochastischer, theoretischer Methoden (bspw. Weibullverteilung). Dem derzeitigen Stand des Wissens im Bereich CBM und PdM wird in den wenigsten Ansätzen Rechnung getragen. Der tatsächliche Anlagen- bzw. Komponentenzustand, welcher für eine möglichst effektive Planung erforderlich ist, wird somit nicht berücksichtigt.
- Das Zusammenspiel der Bereiche PPS, Instandhaltung und Qualitätsmanagement und deren gesamtheitliche Optimierung wird in derzeit existierenden Modellen meist nicht umfassend berücksichtigt.
- Der Großteil der wissenschaftlichen Arbeiten weist auf die hohe Rechenleistung der entwickelten Modelle hin, die für eine Integration in ERP-, PPS- und MES-Systeme eine große Herausforderung darstellt, da neue Planungsergebnisse lediglich mit einer Zeitverzögerung vorliegen und daher nicht unmittelbar auf veränderte Bedingungen reagiert werden kann.

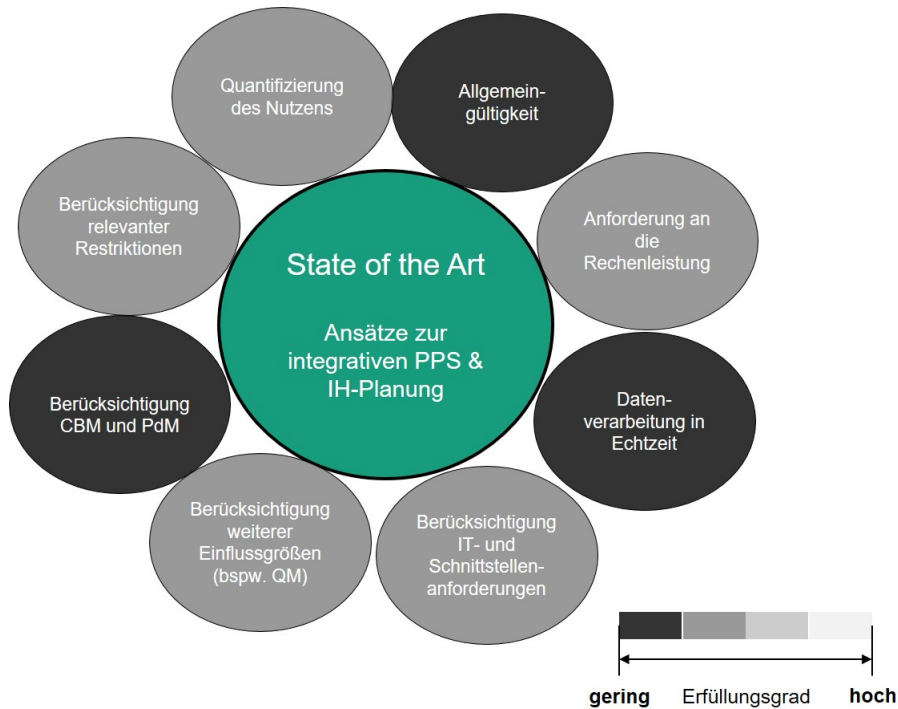


Abbildung 4.10: Erfüllungsgrad der Anforderungen von Ansätzen zur integrativen Instandhaltungs- und PPS

- Die Thematik der Datenakquisition und -verarbeitung über geeignete Schnittstellen wird nicht betrachtet, obwohl dies, aufgrund mangelnder Datenqualität, heterogenen Datenstrukturen und autarken, nicht vernetzten Systemen, eine wesentliche Herausforderung in der betrieblichen Praxis darstellt.

### 4.3 Zusammenfassung der aktuellen Forschung und theoretisch konzeptionelle Ansätze

Obwohl aktuelle Studien zeigen, dass sich eine Vielzahl an Forschungsaktivitäten mit der Entwicklung von Ansätzen zur autonomen Produktionssteuerung beschäftigen (vgl. Ye et al., 2017 und Martins et al., 2018), ist eine Integration von IH-Strategien in der autonomen Produktionssteuerung nicht gegeben (vgl. Förster et al., 2019). Insbesondere wurden keine Arbeiten identifiziert, welche sich mit der Integration von modernen Instandhaltungsansätzen wie prescriptive Maintenance in autonomen PPS Systemen beschäftigen. Wird der Aspekt der Instandhaltung jedoch nicht berücksichtigt, können im Falle ungeplanter Ausfälle oder geplanter Wartungen keine validen Entscheidungen getroffen werden und die Akzeptanz des operativen Personals ist somit nicht gegeben. Somit bleiben Ansätze der autonomen Produktionssteuerung ohne diese Integration weitgehend

ungeeignet für die industrielle Anwendung.

Darüber hinaus kann geschlussfolgert werden, dass Instandhaltungsplanung und PPS traditionell getrennt voneinander durchgeführt werden. Dabei verwundert es, warum fast keine Literatur oder Forschung über die gemeinsame Optimierung von zustandsorientierter Instandhaltung und Produktionsplanung zu finden ist. Dies ist insoweit verwunderlich, als sich unter Berücksichtigung von CBM und PdM die Produktion besser optimieren lässt (vgl. Jafari and Makis, 2015; Zhai and Reinhart, 2018) und eine zustandsabhängige Produktionssteuerung zu einem realistischeren Planungsergebnis führt (vgl. Karner et al., 2019).

Aktuell werden unterschiedliche Planungsmodelle und entsprechende IT-Systeme für die Instandhaltungsplanung und die PPS verwendet (vgl. Glawar et al., 2018). Diese individuellen Systeme sind in der Regel für einen relativ langen Nutzungszeitraum ausgelegt. Daher ist es nicht möglich, die notwendige Flexibilität eines Produktionssystems während der gesamten Laufzeit bereits bei der Entwicklungsphase der Systeme zu berücksichtigen. Ansätze für eine integrative Produktions- und Instandhaltungsplanung können diese Flexibilität in einem wirtschaftlichen Rahmen zur Verfügung stellen (vgl. Glawar et al., 2019).

Jedoch ist dabei die Verbindung mit dem Produktionsplan relativ komplex. Werden Wartungsmaßnahmen nicht präventiv eingeplant, sondern erst dann durchgeführt, wenn die Zustandsinformationen der Maschine bzw. entsprechende Prognosen den Bedarf dafür melden, muss der Produktionsplan immer dynamisch angepasst werden. Dabei kann eine nötige Instandhaltungsmaßnahme auch während eines dringenden Auftrags auftreten und so die Fertigstellung verzögern (vgl. Bouzidi-Hassini et al., 2015; Peng and van Houtum, 2016). Dies ist bei autonomer PPS nicht der Fall, da hier abhängig von Auftragslast und Ausfallrisiko der Produktionsanlagen selbstständig ein Produktionsplan festgelegt wird, ohne dabei manuelle Planungseingriffe zu erfordern (vgl. Glawar et al., 2019).

Die identifizierten Forschungslücken und abgeleitete Anforderungen an die Modellentwicklung sind in Abbildung 4.11 dargestellt. Zusammenfassend lässt sich aus dem aktuellen Stand der Forschung ein Bedarf an der Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung ableiten. Im Detail besteht also der Bedarf, ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in die autonome Produktionssteuerung zu erforschen und zu evaluieren, ein geeignetes Instandhaltungsmodell zur erfolgreichen Integration zu entwickeln und die Integration solch eines innovativen Modells in die autonome Produktionssteuerung zu demonstrieren. Dieser Bedarf wird in der vorliegenden Arbeit durch die, in Kapitel 2.2 formulierten, Forschungsfragen adressiert.

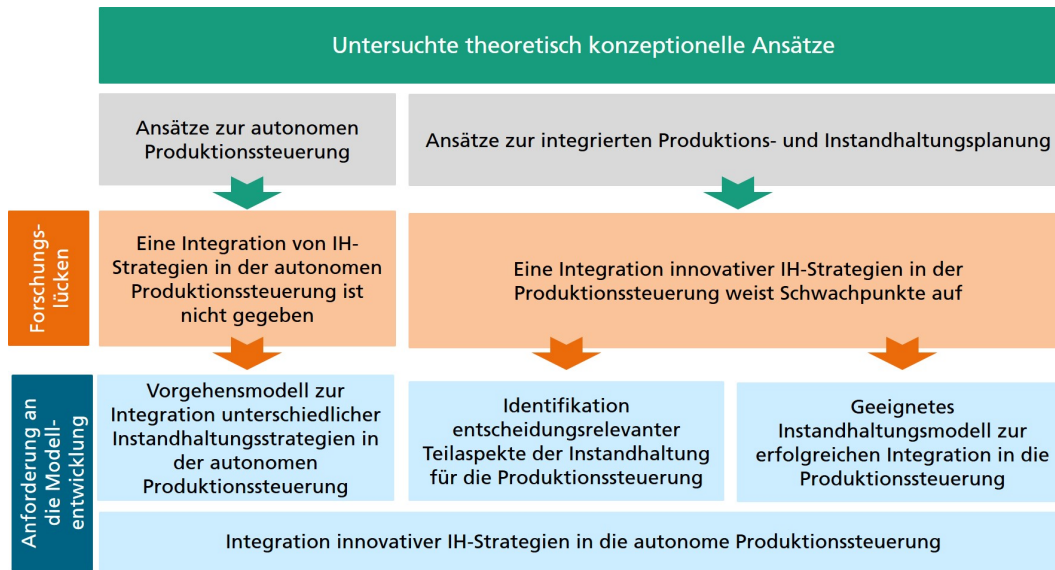


Abbildung 4.11: Identifizierte Forschungslücken und abgeleitete Anforderungen an die Modellentwicklung

#### 4.4 Spezifische Zielsetzung der Arbeit

Berücksichtigt man den identifizierten Forschungsbedarf sowie die allgemeine Zielsetzung der Arbeit, ergeben sich folgende spezifische Zielsetzungen für die vorliegende Arbeit:

- Identifikation entscheidungsrelevanter Teilaspekte der Instandhaltung für die Integration in die Produktionssteuerung
- Entwicklung einer Kostenfunktion, um diese Aspekte für unterschiedliche IH-Strategien in der autonome Produktionssteuerung abzubilden
- Entwicklung eines geeigneten Instandhaltungsmodell zur erfolgreichen Integration in die Produktionssteuerung
- Darstellen ,wie solch ein innovatives Instandhaltungsmodell in die autonome Produktionssteuerung integriert werden kann
- Ableiten der Rahmenbedingung für eine erfolgreiche Umsetzung
- Quantifizierung des Nutzens der Integration von Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung



## 5 Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung

Um die in Kapitel 4.3 dargestellte Forschungslücke zu schließen, wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt. Zu diesem Zweck wird in Kapitel 5.1 ein Modell entwickelt, um unterschiedliche Instandhaltungsstrategien in die autonome Produktionssteuerung zu integrieren und anschließend in Kapitel 5.2 ein Modell zur präskriptiven Instandhaltung (PriMa) vorgestellt und an dessen Beispiel demonstriert, wie die Integration innovativer Instandhaltungsansätze in der autonomen Produktionssteuerung erfolgen kann.

### 5.1 Entwicklung des Vorgehensmodells

Zur Entwicklung des Vorgehensmodells zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung werden im ersten Schritt in Kapitel 5.1.1 relevante Entscheidungsfaktoren für die Integration diskutiert. Basierend auf diesen Faktoren werden daraufhin in Kapitel 5.1.2 Kostenfunktionen für unterschiedliche Instandhaltungsstrategien entwickelt, mit deren Hilfe die Priorisierung bzw. Festlegung der Produktionsreihenfolge erfolgen kann. Diese Funktionen werden im nächsten Schritt gemeinsam mit den identifizierten Entscheidungsfaktoren in Kapitel 5.1.3 in ein integriertes Planungsmodell überführt. Abschließend wird in Kapitel 5.1.4 ein Ausblick auf die Integration dieses Modells in die Produktionsplanung sowie dem Kostencontrolling gegeben.

#### 5.1.1 Relevante Aspekte für die Integration

Für die Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionsplanung muss im ersten Schritt der Modellentwicklung die Frage geklärt werden, welche Teilaspekte der Instandhaltung für die Integration entscheidungsrelevant sind. Zu diesem Zweck wurde eine Expertenbefragung mit Experten aus unterschiedlichen Industriebereichen wie der Halbleiterfertigung, der metallverarbeitenden Industrie, dem Bereich Condition Monitoring und der Automobilindustrie, sowie Experten aus der nationalen und internationalen Forschung durchgeführt. Ziel dieser Erhebung war es, folgende Frage mit den Experten zu diskutieren: „*Wie bewerten Sie die einzelnen Aspekte der Instandhaltung in Hinblick auf deren Relevanz bezüglich einer Integration in die Produktionsplanung und -steuerung ?*“

Im ersten Schritt wurde dazu diskutiert, welche Aspekte der Instandhaltung generell eine Bedeutung für die PPS haben und für welchen Bereich der PPS der Aspekt relevant ist. Mittels der Methode des paarweisen Vergleiches wurde abschließend bestimmt, wie relevant die einzelnen Aspekte für die Integration in die PPS sind. Bei einzelnen Expertenbefragungen wurde die Relevanz der einzelnen Aspekte qualitativ ermittelt und die Relevanz von sehr niedrig bis sehr hoch bewertet. Details zu der durchgeführten Befragung finden sich im Anhang in Tabelle A.2.

Die Ergebnisse dieser Expertenbefragung sind in Tabelle 5.1 dargestellt. Die wesentlichen Aspekte der Instandhaltung sind aufgeführt und hinsichtlich ihrer Entscheidungsrelevanz bewertet. Ein wesentliches Ergebnis dabei ist, dass die Relevanz für die Berücksichtigen der einzelnen Aspekte für die PPS stark von den betrieblichen Rahmenbedingungen insbesondere Automatisierungsgrad, Fertigungstyp und Flexibilität im Fall eines Anlagenausfalls abhängen. Die Details der Ergebnisse der Expertenbefragung sind im Anhang in Tabelle A.1 dargestellt.

Ein Blick auf konsolidierte Bewertung in Tabelle 5.1 zeigt, dass einige Aspekte besonders relevant für eine Integration in die autonome Produktionssteuerung sind, während andere Aspekte zwar die Entscheidungsqualität positiv beeinflussen können, jedoch nicht zwingend für die Integration erforderlich sind. Darüber hinaus existieren weitere Aspekte der Instandhaltung, welche vor allem für eine Integration in die mittel- und langfristige Produktionsplanung entscheidend sind.

- **Stillstandszeit &-kosten:** Die Zeit für einen Stillstand, im Falle eines auftretenden Ausfalls der Anlage, lässt sich entweder aufgrund von Erfahrungswissen abschätzen, oder aber aufgrund von historischen Stillständen berechnen. Wichtig dabei ist, dass sich die auftretenden Stillstandszeiten üblicherweise signifikant unterscheiden, je nachdem, ob es sich um einen geplanten oder ungeplanten Stillstand handelt. Da die Stillstandskosten mit der Auftragslage korrelieren wird zur Berechnung der Stillstandskosten üblicherweise der entgangene Deckungsbeitrag im Fall eines Ausfalls herangezogen. Sofern vorhanden werden außerdem Pönalen für verspätete Auftragsfertigstellung berücksichtigt. Gemeinsam mit der Ausfallwahrscheinlichkeit stellen die Stillstandskosten eine wesentliche Entscheidungsgrundlage für die Produktionssteuerung dar.
- **Reparatur- und Wartungszeit &-kosten:** Die Zeit für eine Reparatur lässt sich entweder aufgrund von Herstellerinformationen und Erfahrungswissen abschätzen oder aufgrund von historischen Daten berechnen (z.B. MTTR). Üblicherweise unterscheidet man bei der Berechnung der Reparaturkosten zwischen internen und externen Reparaturkosten, welche üblicherweise durch Fremdleistungen verursacht

Überblick der Ergebnisse der Expertenbewertung									
Grad der Relevanz	Symbol	Experte Industrie Halbleiterfertigung	Experte Industrie Metallverarbeitung	Experte Industrie Automotive	Experte Industrie Condition Monitoring	Experte Forschung National	Experte Forschung National	Experte Forschung International	Konsolidierte Bewertung
sehr niedrige Relevanz	○								
niedrige Relevanz	◐								
mittlere Relevanz	◑								
hohe Relevanz	◒								
sehr hohe Relevanz	◓								
Stillstandszeit &-kosten	Produktionssteuerung	●	●	●	●	●	●	●	Sehr Hoch
Reparaturzeit &-kosten	Produktionssteuerung	◐	◑	●	●	●	●	●	Hoch
Wartungszeit &-kosten	Produktionssteuerung	◑	●	●	●	●	●	●	Hoch
Ersatzteilverfügbarkeit	Produktionssteuerung	◐	◐	◐	●	●	●	●	Hoch
Verfügbarkeit Instandhaltungspersonal	Produktionssteuerung	◐	◐	◐	◐	●	●	●	Hoch
Verfügbarkeit Qualifikation	Produktionssteuerung	●	◐	◐	●	●	●	●	Hoch
Geplante Instandhaltungsaufträge	Produktionssteuerung / Produktionsplanung	●	●	●	●	●	◐	●	Sehr Hoch
Ausfallwahrscheinlichkeit	Produktionssteuerung / Produktionsplanung	●	●	●	◐	●	○	◐	Hoch
Zustand der Anlagenkomponenten	Produktionssteuerung / Produktionsplanung	●	●	●	●	●	◐	◐	Hoch
Wartungsintervalle	Produktionsplanung	●	●	●	●	●	◐	◐	Hoch
Technische Anlagenverfügbarkeit	Produktionsplanung	●	●	●	●	●	◐	◐	Hoch
instandhaltungsquote	Produktionsplanung / Produktionscontrolling	◐	○	○	◐	◐	◐	◐	Niedrig
Geplante Ersatzteilverfügbarkeit	Strategisches Ersatzteilmanagement	●	◐	◐	●	◐	○	●	Mittel
Instandhaltungsintensität	Strategisches Produktionscontrolling	◐	○	○	◐	◐	◐	◐	Niedrig
Fremdleistungsanteil	Strategisches Produktionscontrolling	◐	○	◐	●	◐	○	◐	Niedrig
Lohnkostenanteil	Strategisches Produktionscontrolling	◐	○	◐	◐	○	○	◐	Niedrig
Materialkostenanteil	Strategisches Produktionscontrolling	◐	○	○	◐	○	○	○	Sehr Niedrig

Tabelle 5.1: Relevante Entscheidungsfaktoren für die Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung

werden. Der zugrunde liegende Fremdleistungsanteil bestimmt dabei maßgeblich die Reparaturzeit und -kosten. Im Fall der internen Reparaturkosten werden in der Regel die Reparaturzeit unter Berücksichtigung der Stundensätze der, je nach Qualifikation, für die Reparatur notwendigen Personalaufwände herangezogen und um die Materialkosten für die notwendigen Ersatzteile ergänzt. Dies gilt analog für die auftretenden Wartungszeiten &-kosten. Die somit berechneten Reparatur- und Wartungskosten stellen im Rahmen der Produktionssteuerung wichtige Faktoren dar um zu entscheiden, ob eine Wartung durchgeführt oder sogar vorgezogen wird oder doch das Risiko eines Ausfalls mit anschließender Reparatur eingegangen wird.

- Ersatzteilverfügbarkeit: Für die Entscheidung im Rahmen der Produktionssteuerung, ob eine Wartung ausgelöst wird bzw. ein Auftrag an einer Anlage mit einem bestimmen Ausfallrisiko produziert wird, ist die Information, ob die für Reparatur und Wartung notwendigen Ersatzteile grundsätzlich verfügbar sind, entscheidend. Je nach Anlagentyp und -komplexität sowie Organisationsform der Instandhaltung stellt die Ersatzteilverfügbarkeit einen mehr oder weniger wichtigen Entscheidungsaspekt dar. Für den Fall, dass mechanische Ersatzteile relativ aufwandsarm selbstständig hergestellt werden können oder per Servicevertrag an einen Dienstleister ausgelagert sind, ist es ggf. nicht notwendig, diesen Entscheidungsaspekt in

die Produktionssteuerung zu integrieren.

- **Verfügbarkeit Instandhaltungskapazität:** Die Information, ob die Kapazität der Instandhaltung für eine Reparatur bzw. Wartung verfügbar ist, ist im Rahmen der Produktionssteuerung wesentlich, um die Entscheidung zu treffen, ob eine solche ausgelöst werden soll. Kapazitäten können dabei sowohl interne Personalressourcen als auch externe Fremdleistungen darstellen, welche in der Regel nicht unbegrenzt zur Verfügung stehen. Je nach Art der Instandhaltungsorganisation ist dieser Entscheidungsaspekt ebenso mehr oder weniger von Bedeutung. Während bei einer dezentralen Instandhaltungsorganisation, welche mit einer eng begrenzten Kapazität auszukommen hat, eine Kapazitätsprüfung sehr wichtig sein kann, ist es in einer Organisation, welche zentral ausreichend Ressourcen zur Verfügung stellt, weniger von Bedeutung.
- **Verfügbarkeit Qualifikation:** Die notwendige Qualifikation für die Durchführung einer bestimmten Reparatur- bzw. Wartungsaufgabe kann bei der Entscheidung im Rahmen der Produktionssteuerung ebenso eine relevante Rolle spielen. Die Bedeutung dieses Entscheidungsaspektes hängt jedoch maßgeblich von der Komplexität der Anlagen sowie den zur Verfügung stehenden Qualifikationen der internen Personalressourcen ab. Während bei hochkomplexen Anlagenteilen wie beispielsweise bionischen Komponenten in der Regel nur eine geringe Anzahl an qualifizierten Personalressourcen zur Verfügung steht, sinkt die Bedeutung bei einfachen mechanischen Anlagenteilen, für welche ein Großteil der zur Verfügung stehenden Personalressourcen qualifiziert ist.
- **Geplante Instandhaltungsaufträge und geplante Wartungsintervalle:** Aufträge, welche zur Durchführung einer Instandhaltung eingeplant sind, sind für die PPS sehr relevant, da diese Kapazitäten binden. Während interne Instandhaltungsmaßnahmen lediglich die Kapazität innerhalb einer Periode reduzieren, hinsichtlich der Reihenfolgeplanung jedoch eine gewisse Flexibilität zulassen, stellen extern durchgeführte Maßnahmen oftmals eine harte Restriktion für die Produktionssteuerung dar. Grundlage für diese geplanten Instandhaltungsaufträge sind oftmals die festgelegten Intervalle für (periodisch) vorbeugend durchgeführte Wartungen. Das Wartungsintervallmanagement stellt somit einen wesentlichen Erfolgsfaktor für die mittelfristige Produktionsplanung dar. Dabei ist entscheidend, dass diese Wartungsplanung mit der zu erwartenden Schwankung an Produktionsmengen abgestimmt ist um zu verhindern, dass in einer Phase besonders hohen Auftragsstand die Anlagen nicht verfügbar sind, während sie in einer Phase mit niedrigen Auftragsstand gewartet werden könnte.

- **Ausfallwahrscheinlichkeit:** Die Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmt maßgeblich das Risiko für einen Ausfall der Anlage während der Produktion und beeinflusst somit die Entscheidungen der Produktionssteuerung. Je nach angewandter Instandhaltungsstrategie existieren unterschiedliche Ansätze, um die Ausfallwahrscheinlichkeit zu berechnen. Im einfachsten Fall werden Informationen vom Hersteller bzw. interne Erfahrungswerte (z.B. MTBF) zur Berechnung der Ausfallwahrscheinlichkeit herangezogen. Oftmals lassen sich auch mittels historischer Daten basierend auf statistischen Methoden, wie beispielsweise der Weibullverteilung, die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls berechnen. Im idealen Fall erfolgt die Bestimmung der Ausfallwahrscheinlichkeit basierend auf dem tatsächlichen Zustand der Anlage und einer entsprechenden Prognose für den nächsten Ausfall.
- **Zustand der Anlagenkomponenten:** Sofern der Zustand der Anlage verlässlich gemessen, geschätzt oder berechnet werden kann stellt er einen wesentlichen Entscheidungsfaktor für die PPS dar. Im Rahmen der mittelfristigen Produktionsplanung und Ersatzteildisposition kann reagiert werden, sobald eine Anlage einen kritischen Zustand aufweist, indem beispielsweise die entsprechenden Ersatzteile sichergestellt werden oder eine geplante Wartung initiiert wird. Im Rahmen der Produktionssteuerung kann basierend auf der Zustandsveränderung der Anlage das Ausfallrisiko beispielsweise im Rahmen der Reihenfolgeplanung oder Maschinenbelegung berücksichtigt werden.
- **Technische Anlagenverfügbarkeit:** Die technische Anlagenverfügbarkeit, welche beschreibt, welcher Anteil der verfügbaren Betriebszeit eine Anlage technisch verfügbar ist, stellt einen wesentlichen Aspekt für die mittelfristige Produktionsplanung dar. Abhängig von der Verfügbarkeit werden die Anlagen mehr oder weniger stark verplant. Die technische Anlagenverfügbarkeit stellt darüber hinaus eine harte Restriktion für die maximal mögliche Produktionsmenge dar.

Die relevanten Aspekte für die Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung bilden die Grundlage für die weitere Modellentwicklung sowie die Erstellung einer geeigneten Kostenfunktion, um diese Faktoren berücksichtigen zu können.

### 5.1.2 Entwicklung einer Kostenfunktion für die integrierte Planung

Um die Reihenfolge der Aufträge im Rahmen der autonomen Produktionssteuerung festzulegen, kommen unterschiedliche Algorithmen zum Einsatz. Viele dieser Algorithmen

---

**Algorithmus 5** Kosten eines Produktionsauftrages laut Rötzer and Schwaiger, 2016

---

$$K_{PA} = \sum K_S + \sum K_{Pf} + \sum K_{Pv} * X_p + \sum K_{Tv} * X_t \quad (5.1)$$


---

verwenden eine Kostenfunktion zur Priorisierung bzw. Festlegung der Produktionsreihenfolge. Beispielweise erfolgt die Vergabe der Aufträge an einzelne Produktionseinheiten bei der Anwendung des Marktprinzips zur autonomen Produktionssteuerung, wie in Kapitel 4.1.4 beschrieben, basierend auf einer Kostenfunktion. Aus diesem Grund wird im Rahmen der Modellentwicklung eine Kostenfunktion für die autonome Produktionssteuerung entwickelt, welche in Kapitel 5.2 am Beispiel des Marktprinzips zur autonomen Produktionssteuerung Anwendung findet.

Eine mögliche Formulierung der Kosten eines Produktionsauftrags stellen Rötzer and Schwaiger, 2016 vor (vgl. Formel 5.1). In dieser Beschreibung setzen sich die Kosten eines Produktionsauftrages ( $K_{PA}$ ) aus individuellen Standortkosten ( $K_S$ ), fixen Prozesskosten ( $K_{Pf}$ ), variablen Prozesskosten ( $K_{Pv}$ ) und Variablen Transportkosten ( $K_{Tv}$  sowie der Produktionsmenge ( $X_p$ ) und der Anzahl an Transporten ( $X_t$ ) zusammen. Die Transportkosten ( $K_{Tv}$ ) repräsentieren die Aufwände für die notwendigen Transporte ( $X_t$ ), um den zu produzierenden Arbeitsvorrat innerhalb des Produktionssystem zu transportieren. Sie umfassen beispielsweise Kosten für die Materialversorgung und -bereitstellung, Transporte zwischen unterschiedlichen Arbeitsplätzen und Produktionsanlagen, sowie Aufwände für die Zwischen-, Ein- und Auslagerung des produzierten Arbeitsvorrats. Die fixen Produktionskosten ( $K_{Pf}$ ) stellen den Anteil der Produktionskosten dar, welcher unabhängig von der Höhe des produzierten Arbeitsvorrats ( $X_p$ ) ist. Das heißt, die fixen Produktionskosten sind für jeden Produktionsauftrag konstant. Dazu zählen beispielsweise die Aufwände zum Rüsten zwischen den Produktionsaufträgen aber auch administrative Kosten für Auftragsabwicklung. Im Vergleich dazu sind die variablen Produktionskosten ( $K_{Pv}$ ) abhängig von der Höhe des produzierten Arbeitsvorrats.

Typische variable Produktionskosten stellen beispielsweise Kosten für Material, Hilfs- und Betriebsstoffe, Aufwände für die tatsächliche Produktion abhängig von der Bearbeitungszeit, sowie Aufwände für den notwendigen Energieeinsatz während der Produktion dar. Die variablen Prozesskosten einer Produktion setzen sich also aus Kosten durch Produktionsrückstand, Produktionszeit, Rüstzeiten, und der für die Produktion notwendigen Vorratshaltung sowie den Instandhaltungskosten zusammen (vgl. Haoues et al., 2013). Dabei sind die Verfügbarkeit der Maschinen und die Verzögerung des Auftragsendes für die Bewertung eines Produktionsauftrages besonders maßgeblich (vgl. Berrichi and Yalaoui, 2013). Aus diesem Grund ist es notwendig, die instandhaltungsrelevanten Faktoren explizit in einer Kostenfunktion zur Beschreibung der Kosten eines Produktionsauf-

---

**Algorithmus 6** Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung reaktiver Instandhaltung

---

$$K_{PIr} = \sum K_S + \sum K_{Pf} + \sum K_{Pv} * X_p + \sum K_{Tv} * X_t + \sum K_{IH} * X_P \quad (5.2)$$


---

trags zu ergänzen.

Da unterschiedliche Instandhaltungsstrategien unterschiedliche Anforderungen an die Produktionssteuerung stellen, aber auch unterschiedliche Informationen zulassen, ist es zweckmäßig, unterschiedliche Kostenfunktionen für die unterschiedlichen Instandhaltungsstrategien zu verwenden. Aus diesem Grund werden im folgenden verschiedene Kostenfunktionen für die unterschiedlichen Anwendungsfälle beschrieben. Die Kostenfunktionen sind sukzessive aufeinander aufbauend gestaltet, sodass eine Anwendung in einem Produktionssystem, welches unterschiedliche Instandhaltungsstrategien für die verschiedenen Anlagen und deren Komponenten nutzt, möglich ist.

**Reaktive Instandhaltungsstrategie:** Die reaktive Instandhaltungsstrategie zeichnet sich dadurch aus, dass die Anlagenkomponenten bis zum Ausfall betrieben werden und demnach die Ausfallwahrscheinlichkeit und damit einhergehende Kosten nicht entscheidungsrelevant sind. Das spiegelt sich auch in der Darstellung der Kostenfunktion eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung reaktiver Instandhaltung  $K_{PIr}$  (siehe Formel 5.2) wieder. Die somit entwickelte Kostenfunktion berücksichtigt neben der Summe der fixen Produktionskosten ( $K_{Pf}$ ), variablen Produktionskosten ( $K_{Pv}$ ), Transportkosten ( $K_{Tv}$ ) sowie des produzierten Arbeitsvorrats ( $X_p$ ) und der Anzahl der Transporte ( $t$ ) auch die Instandhaltungskostenquote ( $K_{IH}$ ). Die Instandhaltungskostenquote ( $K_{IH}$ ) beschreibt dabei die Instandhaltungskosten pro produzierter Produktionsmenge. Zu den betrachteten Instandhaltungskosten zählen dabei die Aufwände für Wartung und Reparatur der unterschiedlichen Elemente des Produktionssystems, die Kosten für die Ersatzteilbevorratung als auch externe Servicekosten.

**Periodische vorbeugende Instandhaltungsstrategie:** Bei der periodischen vorbeugenden Instandhaltung werden Instandhaltungsmaßnahmen präventiv entweder zeitabhängig, beispielsweise wöchentlich, quartalsweise oder jährlich, oder belastungsabhängig, beispielsweise nach einer gewissen Anzahl an Betriebsstunden oder Schaltvorgängen, geplant. Vor diesem Hintergrund berücksichtigt die Kostenfunktion eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung vorbeugender Instandhaltung  $K_{PIv}$  (siehe Formel 5.3) ebenso das Risiko für einen ungeplanten Produktionsstillstand ( $R_{STv}$ ), Kosten im Fall eines Stillstandes ( $K_{ST}$ ), als auch etwaige Kosten für Vertragspönalen aufgrund von Terminabwei-

---

**Algorithmus 7** Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung vorbeugender Instandhaltung

---

$$K_{PIv} = \sum K_S + \sum K_{Pf} + \sum K_{Pv} * X_p + \sum K_{Tv} * X_t + \sum K_{IH} * X_p + \sum K_{ST(X_p)} * R_{STv} + \sum K_{VP} * R_{STv} \quad (5.3)$$

$$K_{ST} = f(X_p) \quad (5.4)$$

$$R_{STv} = \int_0^{TSLF} f_v(TSLF) d_{TSLF} \quad (5.5)$$

$$f_v(TSLF) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{TSLF - MTBF}{\sigma} \right)^2} \quad (5.6)$$


---

chungen ( $K_{VP}$ ).

Das Risiko für einen ungeplanten Produktionsstillstand ( $R_{STv}$ ) beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass es während des Produktionsvorganges zu einem ungeplanten Stillstand kommt. Determiniert durch diese Wahrscheinlichkeit sind die Kosten im Fall einen Stillstandes ( $K_{ST}$ ) zu verstehen. Dabei handelt es sich beispielsweise um den entgangenen Deckungsbeitrag des geplanten Arbeitsvorrats im Fall eines ungeplanten Stillstandes, sowie Kosten für die Reparatur im Fall einer ungeplanten Störung. Diese Stillstandskosten sind, wie in Formel 5.4 dargestellt, abhängig von der aktuellen Auftragslast ( $X_p$ ). Ebenso sind die Kosten für etwaige Vertragspönalen bei Terminabweichungen ( $K_{VP}$ ) zu bewerten, sofern im Fall eines ungeplanten Stillstandes die Lieferfähigkeit gefährdet ist.

Das Ausfallrisiko im Fall der periodischen vorbeugenden Instandhaltung ( $R_{STv}$ ) lässt sich basierend auf den historischen Ausfällen berechnen. Zu diesem Zweck wird über die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion  $f_v(TSLF)$  integriert, wobei TSLF die vergangene Zeit seit dem letzten Ausfall (Time Since Last Failure) beschreibt (siehe Formel 5.5). In der Regel wird für  $f_v(x)$  eine Normalverteilung angenommen (siehe Formel 5.6). Während die Normalverteilung basierend auf den historischen Ausfällen berechnet wird, wird der Erwartungswert durch den MTBF (Mean Time Between Failure) angenommen.

**Zustandsabhängige Instandhaltungsstrategie:** Die Kostenfunktion eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung zustandsabhängiger Instandhaltung  $K_{PIz}$  (siehe Formel 5.7) entspricht weitgehend der Kostenfunktion der vorbeugenden Instandhaltung und umfasst ebenso Instandhaltungskostenquote ( $K_{IH}$ ), Risiko für einen ungeplanten Produktionsstillstand ( $R_{STz}$ ), Kosten im Fall einen Stillstandes ( $K_{ST}$ ) und Kosten für Vertragspönalen für Terminabweichungen ( $K_{VP}$ ).



---

**Algorithmus 8** Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von CBM

---

$$K_{PIz} = \sum K_S + \sum K_{Pf} + \sum K_{Pv} * X_p + \sum K_{Tv} * X_t + \sum K_{IH} * X_P + \sum K_{ST} * R_{STz} + \sum K_{VP} * R_{STz} \quad (5.7)$$

$$R_{STz} = fz(tz; Z) \quad (5.8)$$


---

**Algorithmus 9** Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von PdM

---

$$K_{PIp} = \sum K_S + \sum K_{Pf} + \sum K_{Pv} * X_p + \sum K_{Tv} * X_t + \sum K_{IH} * X_P + \sum K_{ST} * R_{STp} + \sum K_{VP} * R_{STp} \quad (5.9)$$

$$R_{STp} = fp(RUL) \quad (5.10)$$

$$RUL(t) = e^{-\left(\frac{t}{T * w_i}\right)^\beta} \quad (5.11)$$

$$R_{STp} = fpa(TTF) \quad (5.12)$$

$$f(tp, TTF) = \left(1 - \frac{TTF}{MTBF}\right) \quad (5.13)$$


---

Im Fall der zustandsabhängigen Instandhaltungsstrategie, bei welcher eine Instandhaltungsmaßnahme abhängig vom tatsächlichen Zustand der Anlagenkomponente geplant wird, berechnet sich  $R_{STz}$  durch eine zustandsabhängigen Funktion  $fz$  zum jeweiligen Zeitpunkt der Zustandsbestimmung  $tz$  und dem ermittelten Zustand  $Z$  zu diesem Zeitpunkt (siehe Formel 5.8). Die Ermittlung von  $fz(tz; Z)$  erfolgt in der Regel aufgrund von empirischen Untersuchungen oder anhand von bereits bekannten Gleichungen oder Herstellerangaben. In vielen Fällen, vor allem, wenn eine aufwändige empirische Ermittlung nicht wirtschaftlich ist, ist es bereits ausreichend, basierend auf Erfahrungswissen definierten Zuständen  $Z$  eine fixes Ausfallrisiko  $R_{STz}$  zuzuordnen.

**Prädiktive Instandhaltungsstrategie:** Bei der prädiktiven Instandhaltung (PdM), bei welcher Instandhaltungsmaßnahmen abhängig von dem prognostizierten Ausfallzeitpunkt TTF geplant werden, berücksichtigt die Kostenfunktion eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von PdM  $K_{PIp}$  (siehe Formel 5.9) ebenso Instandhaltungskostenquote ( $K_{IH}$ ), Risiko für einen ungeplanten Produktionsstillstand ( $R_{STp}$ ), Kosten im Fall eines Stillstandes ( $K_{ST}$ ) und die Kosten für Vertragspönalen für Terminabweichungen ( $K_{VP}$ ).

Das Ausfallrisiko  $R_{STp}$  berechnet sich analog zu der zustandsabhängigen Instandhaltung durch eine Funktion  $fp$ , welche vom RUL (Remaining Useful Life), also dem verbleiben-

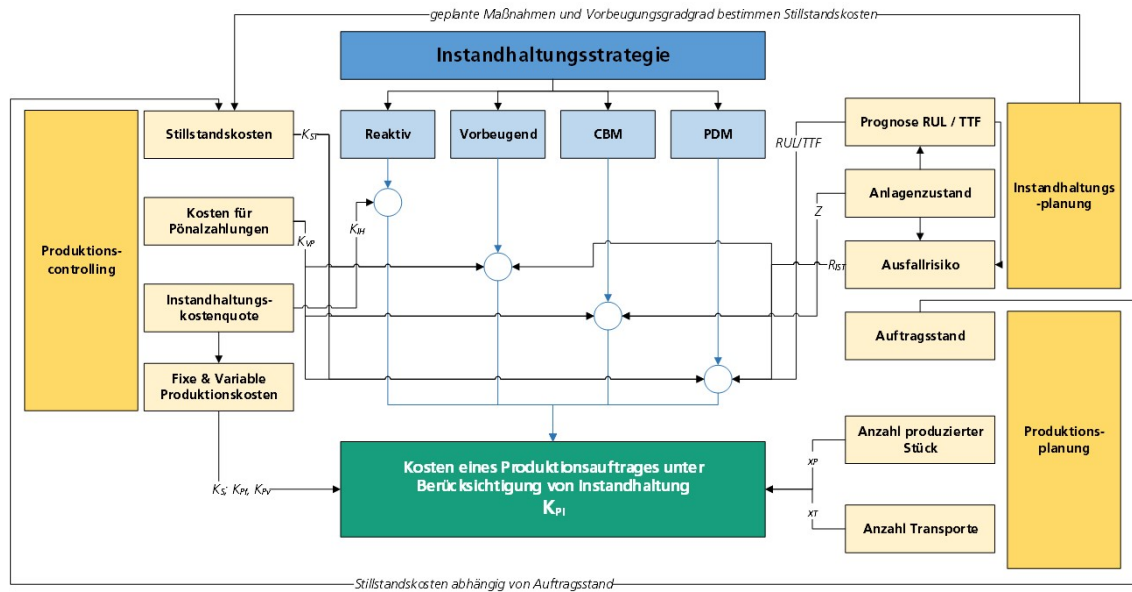


Abbildung 5.1: Übersicht Kostenfunktion

den Abnutzungsgrad der Anlagenkomponente, bestimmt wird (siehe Formel 5.10). Diese Funktion muss ebenso bekannt sein oder empirisch ermittelt werden.

In Formel 5.11 ist beispielsweise eine Bestimmung des RUL mittels einer Weibull-Funktion dargestellt (vgl. Zhou et al., 2007). Dabei stellt  $T$  die charakteristische Lebensdauer,  $\beta$  den Formparameter und  $w_i$  einen Einflussfaktor zur Berücksichtigung von ändernden Betriebsbedingungen der Weibull-Funktion dar. Da diese Zusammenhänge oftmals nicht bekannt sind, kann  $R_{STo}$  alternativ durch eine Funktion  $f_{pa}$  bestimmt werden, welche abhängig von der TTF, also der Zeit bis zum nächsten Ausfall ist (siehe Formel 5.12). Diese Funktion  $f_{pa}$  lässt sich, wie in Formel 5.13 ersichtlich, durch das Verhältnis der TTF zu der MTBF berechnen. In diesem Fall verliert man zwar die Information zu dem tatsächlichen Zustandsverlauf der Komponente, jedoch entfällt das aufwändige Ermitteln der zustandsabhängigen Funktion zur Bestimmung des Ausfallrisikos.

Zusammenfassend ist in Abbildung 5.1 die Zusammensetzung der entwickelten Kostenfunktion abhängig von der angewendeten Instandhaltungsstrategie dargestellt und der Zusammenhang der einzelnen Kostenfaktoren zur Übersicht visualisiert.

Nach der erfolgten Entwicklung unterschiedlicher Kostenfunktionen für verschiedene Instandhaltungsstrategien wird im nächsten Schritt in Kapitel 5.1 ein Planungsmodell zur Integration in die autonome Produktionssteuerung entwickelt.

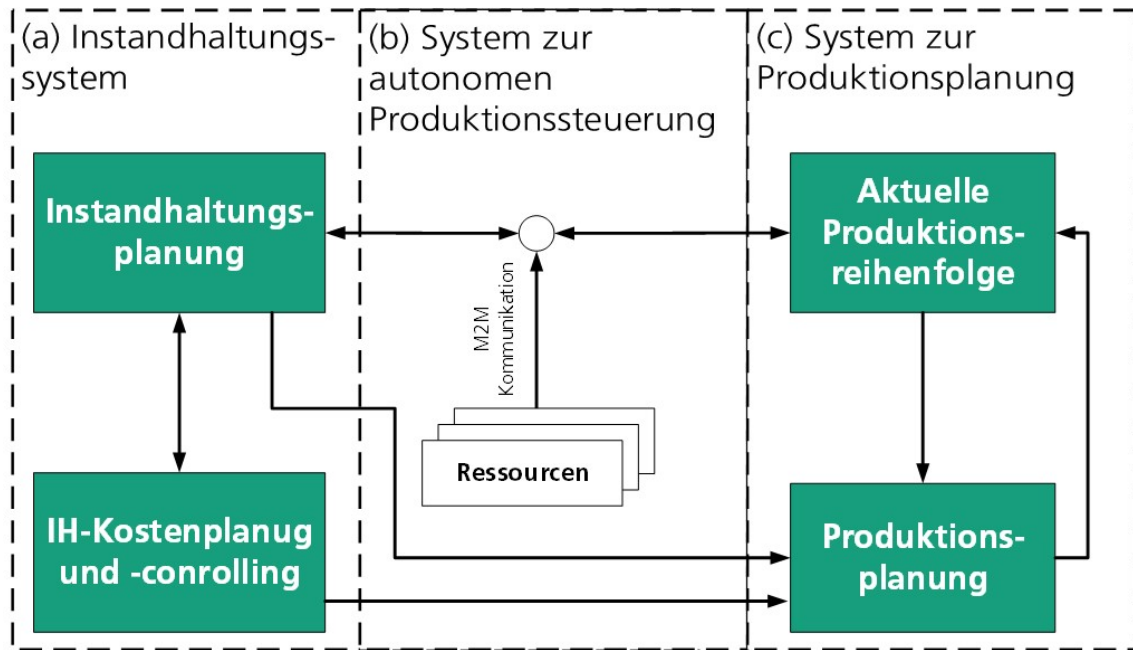


Abbildung 5.2: Übersicht des Modells zur Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung (vgl. Glawar et al., 2019)

### 5.1.3 Integriertes Planungsmodell

Das Modell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung ist, wie in Abbildung 5.2 im Überblick dargestellt, aus drei Subsystemen aufgebaut: i) einem Instandhaltungssystem, ii) einem System zur autonomen Produktionssteuerung und iii) einem System zur Produktionsplanung.

1. Das Instandhaltungssystem determiniert die für die integrative Planung relevanten Instandhaltungskosten, bestimmt das Ausfallrisiko des Produktionssystems und determiniert die für die übergeordnete Produktionsplanung relevanten geplanten Wartungsintervalle und Bedarfe für das Ersatzteilmanagement. In diesem Sinne liefert das Instandhaltungssystem sowohl einen wesentlichen Input für die Festlegung der von dem Ausfallverhalten der einzelnen Elemente des Produktionssystems abhängigen Produktionsreihenfolgeplanung, sowie einen Input an das System zur Produktionsplanung für alle relevanten Entscheidungen, welche nicht in der autonomen Produktionssteuerung berücksichtigt werden.
2. Das System zur autonomen Produktionssteuerung übernimmt als zentrale Aufgabe die Festlegung der Produktionsreihenfolge. Zu diesem Grund regelt das System sowohl die Kommunikation zwischen den unterschiedlichen Elementen und Ressourcen des Produktionssystems - die sogenannte Machine-to-Maschine (M2M) Kommunikation, als auch die Kommunikation mit dem Instandhaltungssystem und dem

System zur Produktionsplanung. Seitens des Instandhaltungssystems werden die für die Ermittlung der Produktionsreihenfolge relevanten Informationen wie Ausfallrisiko und Instandhaltungskosten übermittelt. Auf der anderen Seite wird Information, welche zum Ermitteln dieser instandhaltungsrelevanten Information benötigt wird, von den einzelnen Elementen und Ressourcen des Produktionssystems an das Instandhaltungssystem übermittelt, welches basierend darauf die laufende Instandhaltungsplanung durchführen kann. Seitens des Systems zur Produktionsplanung erhält das System zur autonomen Produktionssteuerung die Rahmenbedingungen für die Festlegung der Produktionsreihenfolge. Die aktuelle Produktionsreihenfolge wird letztlich wieder an das System zur Produktionsplanung übermittelt, welches diese Information als Grundlage für die Aufgaben der übergeordneten Produktionsplanung heranzieht.

3. Das System zur Produktionsplanung stellt die Schnittstelle zwischen der heterarchischen Produktionssteuerung und der hierarchischen Produktionsplanung dar. Auf der Ebene der übergeordneten Produktionsplanung erfolgt die Erstellung, Verwaltung und Rückverfolgung konkreter Produktionsaufträge. Die übergeordnete Produktionsplanung verfolgt als zentrale Aufgabe die mittelfristige Kapazitäts- und Ressourcenplanung sowie Losgrößenermittlung mit dem Ziel, ein Gesamtoptimum zu erreichen. Die Ergebnisse dieser übergeordneten Produktionsplanung, welche wiederum die Ergebnisse der Instandhaltungsplanung des Instandhaltungssystems berücksichtigen, stellen die Rahmenbedingungen für die Festlegung der Produktionsreihenfolge durch das System zur autonomen Produktionssteuerung dar.

In Abbildung 5.3 sind diese Systeme im Detail dargestellt. Im Folgenden wird das Kernstück des integrierten Planungsmodells - das System zur autonomen Produktionssteuerung - im Detail ausgeführt und auf die Schnittstellen zum Instandhaltungssystem und dem System zur Produktionsplanung eingegangen.

Das System zur autonomen Produktionssteuerung bildet die Ebene zur M2M-Kommunikation des autonomen Produktionssteuerungsmodells ab. Es regelt die Echtzeit-Kommunikation der unterschiedlichen Elemente eines Produktionssystems mit dem Ziel autonom eine Produktionsreihenfolge, basierend auf den Anforderungen des Systems zur Produktionssteuerung (der Produktionsaufträge) und den aktuellen Rahmenbedingungen des Produktionssystems, festzulegen.

Um dieses Ziel zu erreichen, ist eine Echtzeit-Kommunikation zwischen unterschiedlichen Machine agents (MA), Work Piece Agents (WPA) and Resource Agents (RA) notwendig (Informationsfluss A). Ein MA repräsentiert dabei die unterschiedlichen Maschinen und Anlagen eines Produktionssystems. WPAs repräsentieren den offenen Arbeits-

vorrat innerhalb eines Produktionssystems. Je nach Produktionsumfeld wird darunter ein konkretes Werkstück, Produktionslos oder ein beliebiger, eindeutig identifizierbarer Anteil an Produktionsmenge verstanden. Ein RA repräsentiert weitere Elemente eines Produktionssystems, welches für die Aufgabe der Produktionssteuerung von Interesse ist. Je nach Produktionsumfeld kann es sich dabei beispielsweise um Werkzeuge, Arbeitsplätze, Messequipment, Transporteinrichtungen und alle weiteren Ressourcen-, welche einen maßgeblichen Einfluss auf die Festlegung der Produktionsreihenfolge haben, handeln.

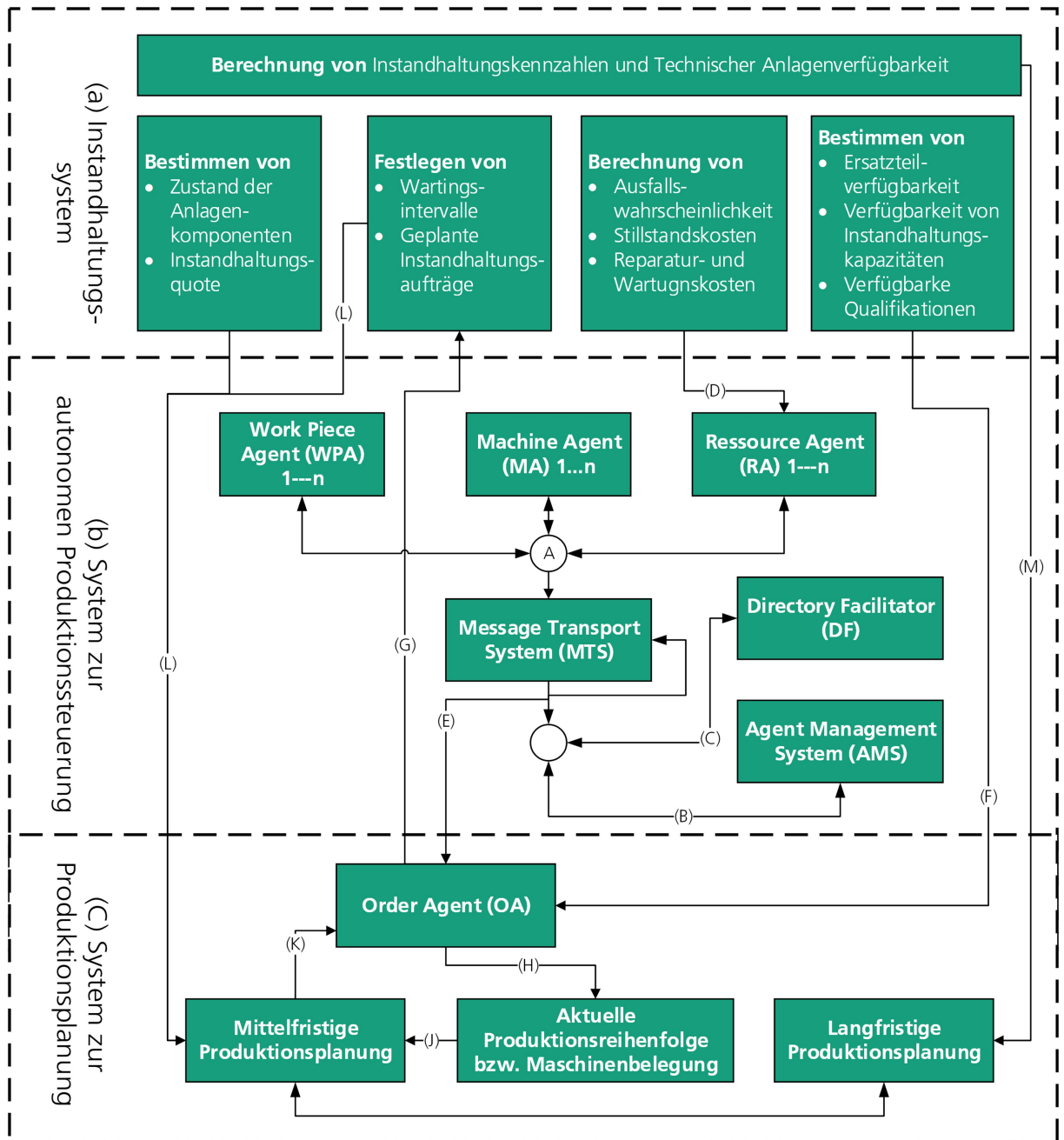


Abbildung 5.3: Detaildarstellung des Modells zur Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung

Die M2M-Kommunikation zwischen MA, WPA und RA erfolgt über ein Message Transport System (MTS), welches mittels eines Agent Management Systems (AMS) und eines Directory Facilitator (DF) zwischen den Elementen des Produktionssystems und einem Order Agent (OA) kommuniziert. Dabei verwaltet das AMS die spezifischen Adressen der einzelnen Agenten (Informationsfluss B). Im Vergleich dazu verwaltet der DF die konkreten Attribute und Eigenschaften jedes einzelnen Agenten (Informationsfluss C). Beispiele für diese Attribute sind die Ausfallwahrscheinlichkeit, Stillstandskosten, sowie Reparatur- und Wartungskosten, welche vom Instandhaltungssystem direkt an den DF kommuniziert werden (Informationsfluss D).

Weitere Attribute beschreiben beispielsweise die Fähigkeit eines Agenten, welche möglichen Produktionsschritte an dem jeweiligen MA durchgeführt werden können, bzw. welche Bearbeitungszeiten sich dadurch ergeben. Das MTS verteilt Nachrichten zwischen den unterschiedlichen Agenten, sowie zwischen Agenten und OA (Informationsfluss E). Dabei transportiert das MST Informationen zu den Attributen und Eigenschaften der jeweiligen Agenten und Produktionsaufträge, welches es von DF und OA erhält. Das MST transportiert diese Informationen von einer spezifischen Adresse, welche es vom AMS erhält, zu einer andere spezifischen Adresse, welche ebenso vom AMS beigesteuert wird.

Der OA erhält außerdem Informationen bezüglich der Ersatzteilverfügbarkeit sowie Verfügbarkeit von Instandhaltungskapazitäten und verfügbarer Qualifikationen vom Instandhaltungssystem (Informationsfluss F). Mit dieser Information, unter Berücksichtigung der aktuellen Produktionsreihenfolge, können geplante Wartungsaufträge festgelegt werden und dem Instandhaltungssystem rückgemeldet werden (Informationsfluss G). Die operationale Steuerung dieser Wartungsaufträge erfolgt ebenso wie die Steuerung der Produktionsaufträge über die Kommunikation zwischen den unterschiedlichen Agenten und DF sowie AMS über das MTS.

Zentrale Aufgabe des Systems zur autonomen Produktionssteuerung ist es, basierend auf der M2M-Kommunikation in Echtzeit, die Produktionsreihenfolge festzulegen. Um diese Aufgabe zu erfüllen und einen Reihenfolgerang für jeden der unterschiedlichen, vom OA zur Verfügung gestellten, Produktionsaufträge zu ermitteln, können unterschiedliche Scheduling-Modelle angewandt werden. Die zu verplanenden Produktionsaufträge werden typischerweise von einem ERP oder MES-System erstellt und verwaltet. Im Rahmen des vorliegenden Modells soll ein marktbasierendes Modell verwendet werden, um die Integration des Systems zur autonomen Produktionssteuerung zu veranschaulichen. In diesem Fall erhält der OA eine Nachfrage in Form eines Produktionsauftrages von einem ERP oder MES-System. Dieser Nachfrage steht ein Angebot an Kapazitäten der MAs und RAs, welche die Produktionskapazitäten des Produktionssystems wie Maschinenressourcen, Arbeitsplatzressourcen, Werkzeugressourcen oder Transportressourcen repräsentie-

---

**Algorithmus 10** Formel zur Bestimmung der Priorität des Auftrages

---

$$P = \frac{1}{(t_I - t_E)} * (t_W - t_I) * K_{PImin} \quad (5.14)$$


---

---

**Algorithmus 11** Formel zur Bestimmung des minimalen Prioritätsfaktors

---

$$p_{min} = \min[p(x)] ; x > 0 < n_{MA} \quad (5.15)$$


---

ren, entgegen. Die zur Beschreibung des Angebots notwendigen Informationen erhält der OA mittels MST über die im DF verwalteten Attribute der für den jeweiligen Produktionsauftrag relevanten Produktionsressourcen.

Unter Nutzung der Information über Angebot und Nachfrage ist der OA in der Lage, die Priorität jedes Produktionsauftrags festzulegen (vgl, Formel 5.14). Die Priorität ( $P$ ) wird berechnet, indem, basierend auf dem Wunschtermin für die Fertigstellung ( $t_w$ ), der Zeitpunkt für den möglichen Auftragsstart ( $t_I$ ), der Zeitpunkt des Auftragseingangs ( $t_E$ ) sowie ein Prioritätsfaktor ( $K_{PImin}$ ) berücksichtigt wird. Den zur Bestimmung der Priorität notwendige Prioritätsfaktor kann der OA mithilfe der Informationen, welche er über das MTS aufgrund der im DF verwalteten Informationen erhält, berechnen. Zur Bestimmung des Prioritätsfaktor wird an dieser Stelle die in Kapitel 5.1.2 entwickelte Kostenfunktion verwendet.

Der Zeitpunkt für den möglichen Auftragsstart ( $t_I$ ) entspricht in vielen Fällen dem aktuellen Zeitpunkt ( $t_{IST}$ ). Je nach Produktionsumfeld müssen jedoch Schichtmodell sowie kapazitätsreduzierende Tätigkeiten für Wartung, Verbesserung etc. berücksichtigt werden.

Aufgrund der Struktur der zugrunde liegenden Kostenfunktion erhöht sich die Priorität eines Produktionsauftrags, je höher die Kosten des Produktionsauftrags und somit der Prioritätsfaktor. Ebenso erhöht sich die Priorität, je größer die Differenz zwischen aktuellem Zeitpunkt und Auftragseingang ist. Je höher die gewünschte Fertigungsdauer des zu produzierenden Arbeitsvorrates, desto geringer berechnet sich auch die Priorität des zugrunde liegenden Produktionsauftrags. Da in der Regel davon auszugehen ist, dass sich sowohl die variablen Produktionskosten als auch das Risiko für einen ungeplanten Stillstand zwischen den unterschiedlichen Maschinen und Anlagen eines Produktionssystem unterscheiden, ist es notwendig, den Prioritätsfaktor für die Anzahl der möglichen MA ( $n_{MA}$ ) zu berechnen und im Anschluss das Minimum der möglichen Prioritätsfaktoren ( $p_{min}$ ) zu bestimmen (siehe Formel 5.15). Basierend auf diesem Minimum lässt sich im abschließenden Schritt der Reihenfolgerang ( $N$ ) des zu produzierenden Produktionsauftrags auf dem somit zugeordneten MA bestimmen (siehe Formel 5.16). Dazu wird der Rang der Prioritäten ( $P(i)$ ) der einzelnen verfügbaren Produktionsaufträgen ( $PA_n$ ) geord-

---

**Algorithmus 12** Formel zur Bestimmung des Reihenfolgerangs

---

$$N = \text{rang}(P(i)) < \min \{PA_m, PA_n\} \quad (5.16)$$

---

---

**Algorithmus 13** Formel zur Bestimmung des Fertigstellungszeitpunkts

---

$$t_N = t_{IST} + \sum_0^N t_{DLZ} \quad (5.17)$$

---

net nach dem Minimum der Prioritäten bestimmt.

Basierend auf dem Reihenfolgerang ( $N$ ) und der Durchlaufzeit ( $t_{DLZ}$ ), welche der OA mithilfe der Informationen, welche er über das MTS vom DF erhält, sowie dem aktuellen Zeitpunkt ( $t_{IST}$ ), kann der OE den voraussichtlichen Fertigstellungszeitpunkt ( $t_N$ ) (siehe Formel 5.17) ermitteln und gemeinsam mit der festgelegten Produktionsreihenfolge an das System zur Produktionsplanung kommunizieren (Informationsfluss J). Beispielsweise stellt der OE einem MES Agent diese Information über das MST bzw. einer alternativen Schnittstelle zur Verfügung.

#### 5.1.4 Ausblick auf die Integration in Produktionsplanung und -controlling

Das System zur Produktionsplanung ist neben der mittelfristigen Produktionsplanung vor allem die Erstellung, Verwaltung und Rückverfolgbarkeit der Produktionsaufträge. Da die meisten speicherprogrammierbaren Steuerungen (SPS) keine produktionsauftragsbezogenen Daten mit dem Ziel der Dokumentation speichern, ist dies vor allem für die Auftragsverfolgung sowie für die Weiterverarbeitung zum Zwecke der Nach- und Rückverfolgbarkeit als auch des Controlling, von hoher Bedeutung. Die Rückmeldedatenerfassung und Rückmeldedatenverarbeitung erfolgt typischerweise über ein MES-System, welches entweder über den MST des Systems zur autonomen Produktionssteuerung versorgt wird bzw. eine alternative Schnittstelle aufweist.

Im Rahmen der mittelfristigen Produktionsplanung ist das System zur Produktionsplanung für die Kapazitäts- und Ressourcenplanung sowie Losgrößenermittlung verantwortlich. Die daraus resultierenden Planungsergebnisse stellen wiederum die Rahmenbedingungen für das System zur autonomen Produktionsplanung dar. Beispielsweise bestimmt die Ermittlung der Losgrößen weitgehend den zu verplanenden Arbeitsvorrat für die Produktionssteuerung. Die Kapazitäts- und Ressourcenplanung legt außerdem die zu beplanenden Kapazitäten für die Produktionssteuerung fest. Darüber hinaus ist das System zur Produktionsplanung auch für Aufgaben im Bereich Qualitätsmanagement, Energie- und Ressourcenmanagement sowie detaillierte Aufgaben im Bereich Personalmanage-



ment und Qualitätsmanagement verantwortlich. Je nach Produktionsumfeld können sich daraus Zusammenhänge zur Bestimmung der Kosten eines Produktionsauftrages ergeben. Für die vorliegende Betrachtung werden diese Zusammenhänge jedoch weitgehend außer Acht gelassen.

In Abbildung 5.3 sind die wesentlichen Schnittstellen zwischen dem System zur autonomen Produktionssteuerung und dem System zur Produktionsplanung dargestellt. Dabei stellt der Order Agent (OA) das wesentliche Verbindungsglied zwischen den beiden Systemen dar. Basierend auf den Informationen des Systems zur autonomen Produktionssteuerung, welches es mittels des Message Transport Systems (MTS) erhält (Informationsfluss E) wird laufend eine aktuelle Produktionsreihenfolge festgelegt (Informationsfluss H) und an die mittelfristige Produktionsplanung übergeben (Informationsfluss J). Die Festlegung der Produktionsreihenfolge erfolgt dabei durch einen Optimierungsalgorithmus, welcher als Input-Parameter die Eigenschaften der relevanten Agenten berücksichtigt. Ein Beispiel für die Festlegung der Produktionsreihenfolge ist in Kapitel 5.2 ausführlich dargestellt. Änderungen in der mittelfristigen Planung werden ebenso an den OA übergeben (Informationsfluss K), welcher somit immer von den neuesten Planungsparametern (wie beispielsweise Losgrößen) ausgehen kann. In dem vorgestellten Konzept führt also sowohl eine interne als auch externe Planungsänderung, sowie die Freigabe eines neuen Produktions- oder Instandhaltungsauftrags zu einer Neuberechnung der Produktionsreihenfolge.

Neben der aktuellen Produktionsreihenfolge erhält die mittelfristige Produktionsplanung ebenso Information hinsichtlich der festgelegten Wartungsintervalle, der geplanten Instandhaltungsaufträge, die Instandhaltungsquote und die aktuelle Zustände der Anlagenkomponenten aus dem Instandhaltungssystem (Informationsfluss L). Die geplanten Instandhaltungsaufträge werden bereits in der Grobplanung berücksichtigt, da sie hier die verfügbare Kapazität reduzieren. Die tatsächliche Reihenfolgeplanung erfolgt, wie auch für die Reihenfolgeplanung der Produktionsaufträge, im Rahmen der Produktionssteuerung. Vor allem sind diese aber für die Schichtplanung relevant. Hier ist zu berücksichtigen, dass die notwendigen Personalressourcen und Qualifikation zur Verfügung stehen und in der Planung berücksichtigt sind. Darüber hinaus spielen die Wartungsintervalle in der mittelfristigen Produktionsplanung eine wesentliche Rolle. Denn basierend darauf werden für vorbeugende instandgehaltende Anlagenkomponenten die geplanten Instandhaltungsaufträge erstellt. Außerdem ist diese Information im Fall einer zustandsabhängigen oder prädiktiven Instandhaltungsstrategie wichtig, um Maßnahmen zu bündeln - beispielsweise wenn eine anstehende Wartung vorgezogen wird, sofern das Ausfallrisiko bereits sehr kritisch ist. Die Instandhaltungsquote beschreibt die auftretenden Instandhaltungskosten bezogen auf einen Betrachtungszeitraum. Damit ist sie ein wesentlicher

Bestandteil der Produktionskosten und kann bereits in der Grobplanung sowie in der Reihenfolgeplanung herangezogen werden. Je nach Anteil der Instandhaltungskosten an den Produktionskosten ist diese Betrachtung mehr oder weniger entscheidungsrelevant für eine Integration in die Planung. Basierend auf dem tatsächlichen Zustand der Anlagenkomponenten können Wartungsaufträge ausgelöst und in der Grobplanung berücksichtigt werden. Vor allem aber kann die Disposition von Ersatzteilen angestoßen und somit die Ersatzteilverfügbarkeit sichergestellt werden. Dies ist natürlich nur möglich, sofern der Zustand der Anlagenkomponenten bestimmbar beziehungsweise prognostizierbar, ist und eine entsprechende Integration einen wirtschaftlichen Vorteil mit sich bringt.

Natürlich existiert ebenso eine bidirektionale Verbindung zwischen mittelfristiger und langfristiger Produktionsplanung. Die langfristige, strategische Produktionsplanung erhält an dieser Stelle Informationen aus dem Instandhaltungssystem bezüglich der technischen Anlagenverfügbarkeit sowie weiterer relevanter Instandhaltungskennzahlen wie Instandhaltungsintensität, geplante Ersatzteilverfügbarkeit, Fremdleistungsanteil, Materialkostenanteil oder Lohnkostenanteil (Informationsfluss M). Basierend auf der technischen Anlagenverfügbarkeit können einerseits Planungsparameter, wie die verfügbaren Produktionskapazitäten, für die Grobplanung festgelegt werden, aber auch, unter Berücksichtigung der weiten Instandhaltungskennzahlen, strategische Entscheidungen hinsichtlich des Anlagenmanagements oder Investitionen getroffen werden.

**Ausblick auf die Integration in das Instandhaltungskostencontrolling:** Die in der vorliegenden Arbeit entwickelte Kostenfunktion zielt auf die Integration der relevanten Aspekte der Instandhaltung für die autonome Produktionssteuerung. In einem weiteren Schritt kann diese Kostenbetrachtung auch als Grundlage für die Integration in das Instandhaltungskostencontrolling verwendet werden. Solch eine Betrachtung ermöglicht die Formalisierung des Zusammenhanges zwischen Kennzahlen wie Fremdkostenanteil oder Instandhaltungsquote und den operativen logistischen Zielgrößen wie Durchlaufzeit und Termintreue sowie der Produktivität des Produktionssystems. Somit wird es möglich, die resultierenden Auswirkungen auf taktischer Ebene zu berücksichtigen und Maßnahmen zur Erreichung eines Gesamtoptimums, unabhängig von einem fix definierten Instandhaltungsbudgets, abzuleiten.

Bestehende Modelle für das Instandhaltungskostencontrolling wie das Modell *Costprove* (vgl. Ansari, 2014) modellieren geplante und ungeplante Instandhaltungskosten und versuchen basierend auf einer etwaigen Abweichung von einem definierten Budget Optimierungsmaßnahmen abzuleiten, um den idealen Betriebspunkt zwischen geplanten und ungeplanten Maßnahmen für die Instandhaltung zu erreichen. Im Vergleich dazu werden durch die Berücksichtigung der entwickelten Kostenfunktion abhängig vom aktuellen und

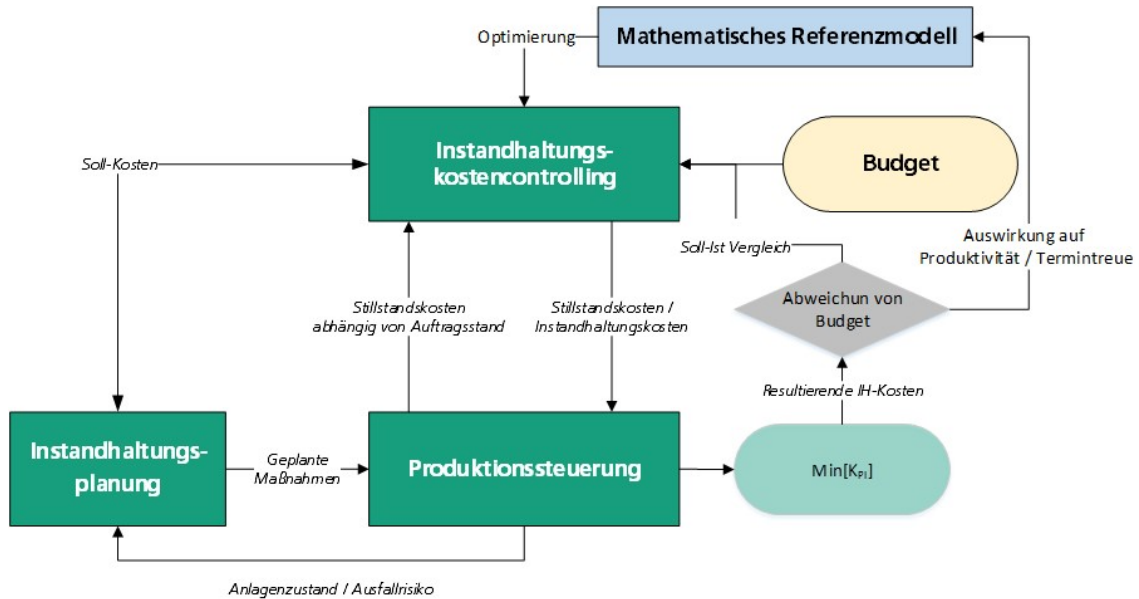


Abbildung 5.4: Beispielhafte Integration in das Instandhaltungskostencontrolling

zukünftig erwarteten Produktionsprogramm sowie dem aktuellen Ausfallrisiko der für die Bearbeiter dieses Produktionsprogramms notwendigen Anlagen die Instandhaltungskosten dynamisch angepasst.

Damit wird eine Transparenz für die Leistung der Instandhaltung geschaffen, indem der Nutzen konkreter Maßnahmen auf das operative Ergebnis in Kosten quantifiziert werden kann und somit beispielsweise das Überschreiten eines Soll-Budgets bei gleichzeitiger Sicherstellung von Termintreue und Produktivität gerechtfertigt werden.

Die beispielhafte Integration in das Instandhaltungskostencontrolling ist in Abbildung 5.4 dargestellt. Das Instandhaltungskostencontrolling liefert relevante Kostengrößen an die Produktionssteuerung, welche das Ziel verfolgt, die Kosten für einen Produktionsauftrags unter der Berücksichtigung der Instandhaltung ( $K_{PI}$ ) zu minimieren. Kommt es dabei zu einer Abweichung vom ursprünglichen Instandhaltungsbudget, wird die Auswirkung auf Produktivität und Termintreue in einem mathematischen Referenzmodell zur Optimierung des Instandhaltungskostencontrollings herangezogen. Daraus ergeben sich in der Folge neue Soll-Kosten für die Instandhaltung, wodurch die Veranlassung von geplanten Maßnahmen abhängig vom Ausfallrisiko und dem jeweiligen Anlagenzustand beeinflusst wird.

Um ein solches mathematisches Referenzmodell zu erstellen, ist es zweckmäßig, wie von Ansari, 2014 ausgeführt, in geplante und ungeplante Kostenfaktoren zu unterscheiden und diese zu modellieren, um ein Gesamtoptimum zu erreichen.

## 5.2 Berücksichtigung von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung

Um die Anwendbarkeit des in Kapitel 5.1.3 entwickelten Vorgehensmodells für den Einsatz von innovativen Instandhaltungsansätzen zu verdeutlichen, wird in Kapitel 5.2 erst das Prescriptive Maintenance Modells - PriMA vorgestellt und anschließend dessen Integration in die autonome Produktionssteuerung ausgeführt.

### 5.2.1 Prescriptive Maintenance Model - PriMa

Generelles Ziel der präskriptiven Instandhaltung (Prescriptive Maintenance) ist es, Empfehlungen zur optimalen Durchführung von Instandhaltungsmaßnahmen zu treffen und damit die Prozessabläufe sowie die Entscheidungsqualität innerhalb eines Produktionssystems zu verbessern (vgl. Ansari and Glawar, 2018). Eine der wesentlichen Herausforderungen der Präskriptiven Instandhaltung stellt die Entwicklung einer autonomen (selbstlernenden und selbstbestimmenden) Entscheidungsunterstützung sowie die Integration in die PPS und im Speziellen der autonomen Produktionssteuerung dar (vgl. Ansari and Glawar, 2018).

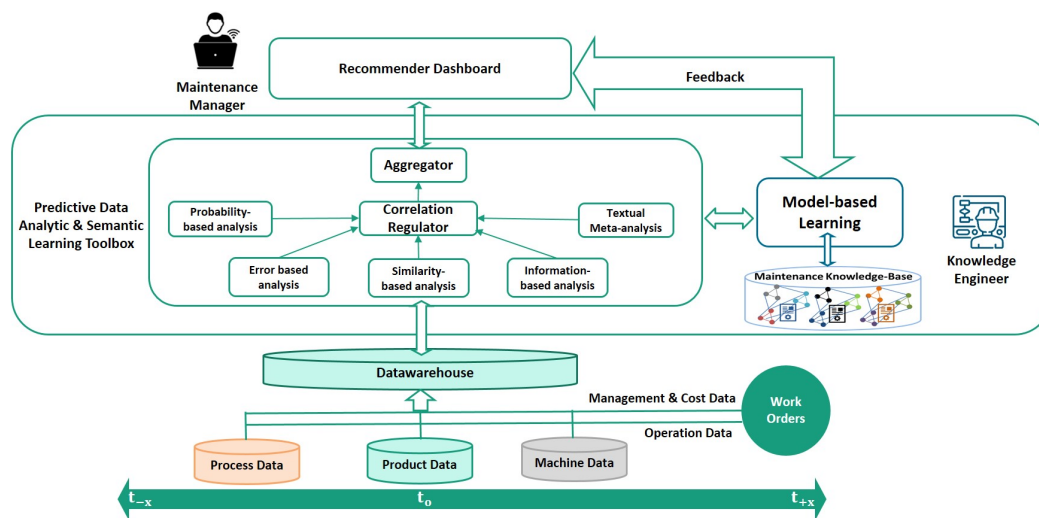


Abbildung 5.5: Modell für Prescriptive Maintenance - PriMa (vgl. Ansari et al., 2019a)

In Abbildung 5.5 sind die Architektur und Inhalte des Modells für präskriptive Instandhaltung (PriMa) dargestellt. Das PriMa Modell stellt ein Referenzmodell zur Implementierung von KBM in der industriellen Instandhaltung dar. Dabei setzt sich das Modell im Wesentlichen aus drei Ebene zusammen: einer Datenmanagement-Ebene, einer Ebene für prädikative Datenanalyse und semantische Lernmethoden, sowie einer Ebene zur graphischen Darstellung der Entscheidungsunterstützung (vgl. Ansari and Glawar, 2018).

**1) Datenmanagement:** Ein zentrales Element der Datenmanagement-Ebene stellt eine skalierbare Datenbank bzw. Data-Warehouse (DWH) dar, welche neben Dokumentationen und Aufzeichnungen der Wartung und Störungsbehebung, betriebswirtschaftliche und Kostendaten, weitere instandhaltungsrelevante Daten kontinuierlich verwaltet. Instandhaltungsrelevante Daten umfassen in der Regel i) Maschinendaten, wie Sensordaten, Informationen zu Maschinenzuständen oder direkte Rückmeldungen aus der Maschinensteuerung, ii) Prozessdaten, wie Einstell- oder Prozessparameter sowie Informationen zu dem historischen und geplanten Produktionsprogramm und iii) Produktdaten, wie Messungen zu der Produktqualität oder Eigenschaften des geplanten Produktmixes.

In der Regel ist also eine Schnittstelle des DWH mit den betrieblichen EDV-Systemen eines Unternehmens wie ERP, MES, Computerized Maintenance Management System (CMMS) oder SCADA erforderlich. Darüber hinaus lassen sich die instandhaltungsrelevanten Daten organisatorisch innerhalb der Instandhaltungsorganisation bzw. den beteiligten Stakeholdern wie Instandhaltungsleitung, operatives Instandhaltungspersonal, Prozesstechnik oder der Produktionsplanung zuordnen.

Eine Besonderheit des PriMa-Modells ist an dieser Stelle die semantische Verknüpfung von Management- und Betriebsdaten, welche sich durch die Multimodalität von Instandhaltungsaufzeichnungen, Störungs- und Wartungsdokumentationen, auszeichnet (vgl. Ansari and Glawar, 2018).

**2) Datenanalyse:** Abhängig von der konkreten Problemdefinition und dem Anwendungsbereich werden in der Datenanalyse-Ebene des PriMa-Modells unterschiedliche ML Algorithmen und Methoden der Wissensextraktion und -generierung angewandt. Vor diesem Hintergrund unterscheidet man vier Familien von ML-Ansätzen (siehe Tabelle 5.2): i) informationsbasiert, ii) ähnlichkeitsbasiert, iii) wahrscheinlichkeitsbasiert und iv) fehlerbasiert (vgl. Kelleher et al., 2015).

**3) Dashboard zur Entscheidungsunterstützung:** Durch die Anwendung der Algorithmen zur Datenanalyse ist es möglich, Korrelationen zu identifizieren, Kausalitäten und Muster zu erkennen, Resultate zu aggregieren und Prozessfehler auszuschließen. Basierend auf diesen Ergebnissen können geeignete Entscheidungsalternativen abgeleitet und Maßnahmen vorgeschlagen werden.

Ein wesentliches Element dieser Analysen sind unter anderem Ontologie-Methoden, welche es ermöglichen, kontinuierlich Wissen über die Instandhaltung zu generieren, zu verwalten und nachhaltig zu nutzen (vgl. Ansari and Glawar, 2018).

	Art des Lernverfahrens	Beschreibung	Beispiel für Algorithmus
Machine Learning Familie	Information-based Learning	Aufbau von Modellen durch den Einsatz von Konzepten der Informationstheorie	Decision Trees
	Similarity-based Learning	Aufbau von Modellen basierend auf dem Vergleich von Merkmalen bekannter sowie unbekannter Objekte, Vergleich von Ähnlichkeiten zwischen historischen und Merkmalen bevorstehenden Ereignissen.	k nearest neighbor (k-NN), Case-Based Learning
	Probability-based Learning	Aufbau von Modellen basierend auf der Bestimmung der Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmtes Ereignisses auftritt.	Dynamic Bayesian Network
	Error-based Learning	Aufbau von Modellen basierend auf der Minimierung des gesamten Fehlers innerhalb einem Set an Training-Daten	Multivariable linear regression

Tabelle 5.2: Verschiedene Arten von maschinellen Lernverfahren (vgl. Kelleher et al., 2015)

### 5.2.2 Vorgehensweise für die Anwendung von PriMA in der industriellen Praxis

Im Folgenden wird die Vorgehensweise für die Anwendung von PriMa in der industriellen Praxis im Detail beschrieben. (vgl. Ansari and Glawar, 2018). Dieses Vorgehen ist in Abbildung 5.6 dargestellt. Die Umsetzung von PriMa anhand eines Anwendungsbeispiels ist im Rahmen der Umsetzung und Validierung der entwickelten Methode in Kapitel 6.2 ausgeführt.

**Anforderungsspezifikation und Definition des Prognoseproblems:** Um PriMa erfolgreich anzuwenden, ist es erforderlich, in einem ersten Schritt die Anforderungen zu spezifizieren, sowie eine relevante Fragestellung zu definieren. Dazu werden zuerst Anwendungsfälle und Anlagenkomponenten identifiziert, für welche eine präskriptive Instandhaltung wirtschaftlich sinnvoll ist. Darüber hinaus werden die Anforderungen an die unterschiedlichen Datenquellen wie Maschinen-, Prozess- und Produktdaten definiert und ggf. zusätzliche Sensorik appliziert. Ebenso werden Anforderungen hinsichtlich Anlagenstruktur und -steuerung sowie an das DWH erhoben und ggf. notwendige Maßnahmen umgesetzt.

Ein wesentlicher Teil dieser Phase ist unter anderem auch die Definition des Prognoseproblems. Um in der späteren Analyse- und Prognosephase nutzbare Informationen für das operative Personal generieren zu können, ist es zweckmäßig, bereits in der An-

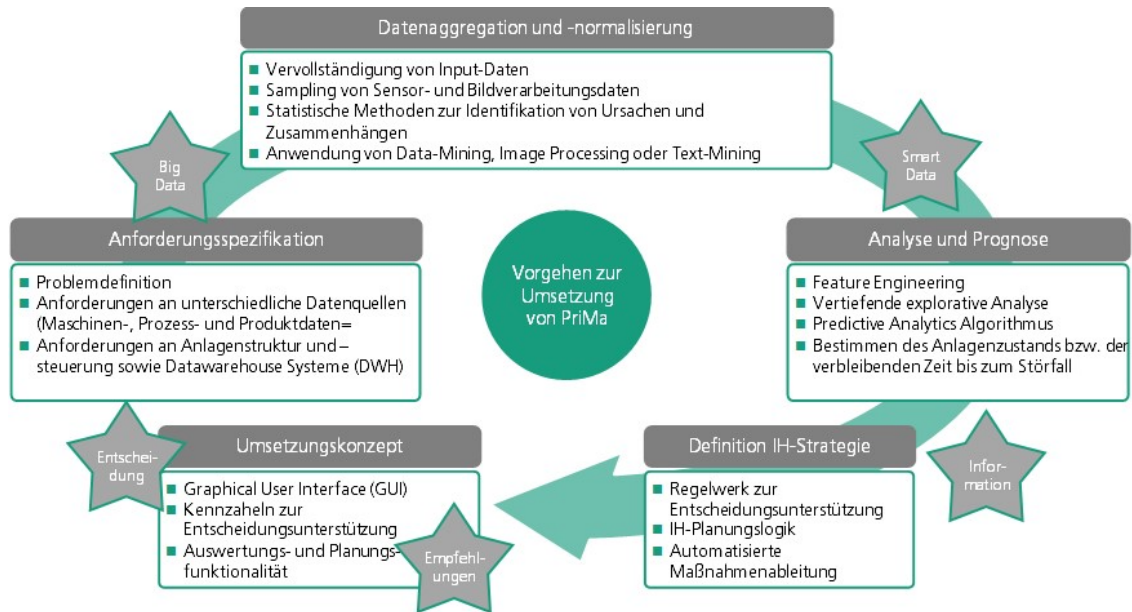


Abbildung 5.6: Vorgehen zur Anwendung von PriMA

forderungsphase die Frage zu klären, was überhaupt prognostiziert werden soll, um die Informationen in der PPS nutzen zu können, um die Produktivität des Produktionssystems positiv zu beeinflussen. Als Teil der Definition des Prognoseproblems ist darüber hinaus festzulegen, wie das Ergebnis des Prognosemodells aussehen soll. Das heißt, ob eine genaue Information über den RUL der Anlagenkomponenten, und demnach die Lösung eines Regressionsproblems, erforderlich ist, oder ob es ausreichend ist, den Zustand in unterschiedliche Klassen zu kategorisieren (beispielsweise Bester Zustand, Guter Zustand, Normaler Zustand, Schlechter Zustand und Schlechtesten Zustand), und ob somit ein Klassifikationsproblem ausreicht.

Dafür ausschlaggebend ist, welcher Detailgrad erforderlich ist, um die notwendigen Informationen zur Beantwortung der Fragestellung zu generieren, sowie, ob es technisch und organisatorisch möglich ist, die erforderlichen Grunddaten, die sogenannte „Ground-Truth“ für die spätere Analysephase bereitzustellen. Für die Lösung eines kontinuierlichen Prognoseproblems zur Bestimmung der Restlebensdauer ist es beispielsweise erforderlich, den Zustand der Anlagenkomponenten, beispielsweise mittels aufwändigen Messungen oder Condition-Monitoring Technologie, für einen aussagekräftigen Zeitraum zur Verfügung stellen zu können. Oftmals ist diese Information jedoch nicht verfügbar. In diesem Fall kann für eine alternative Variante der kontinuierlichen Prognose anstelle des RUL die TTF, also der Zeitraum bis zum nächsten ungeplanten Stillstand, prognostiziert werden, welcher üblicherweise anhand historischer Daten ermittelt werden kann. In dem Fall eines Klassifikationsproblems ist es in vielen Fällen ausreichend, die zu prognostizierenden Kategorien für einen aussagekräftigen Zeitraum durch die Einschätzung von

Fachpersonal (wie beispielsweise Prozesstechniker) durchführen zu lassen.

**Harmonisierung, Datenaggregation und -normalisierung:** Im nächsten Schritt werden die bereitgestellten Daten harmonisiert und erste statistische Analysen durchgeführt. Ziel dieser Phase ist es, die vorhandenen Daten soweit vorzuverarbeiten, dass sie als Input für die folgende Analyse- und Prognosephase verwendet werden können und somit die „Features“ des Analyse- und Prognosemodells bilden. In der Regel stammen die betrachteten Daten aus unterschiedlichen heterogenen Datenquellen. Typische Datenquellen sind dabei die Dokumentation durchgeführter Instandhaltungstätigkeiten (Dokumentation der Störungsbehebung und Wartung), Sensordaten von der Anlagensteuerung sowie Condition Monitoring Daten von unterschiedlichen Sensoren, Alarm-Logs aus der Anlagensteuerung, Messung der Produktqualität, Informationen zu dem historischen und dem zukünftig geplanten Produktionsprogramm, sowie weitere Umfelddaten, welche einen Einfluss auf das Anlageverhalten haben.

Die vorhandenen Daten müssen nun aggregiert und normalisiert werden, bevor sie im nächsten Schritt für die Analyse herangezogen werden können. Dabei erfolgt unter anderem die Bereinigung unvollständiger Daten, Messfehler oder fehlerhafter Rückgabewerte. Im weiteren ist es in der Regel notwendig, unterschiedliche Sensor- oder Bildverarbeitungsdaten auf einheitliche Sampling-Intervalle zu harmonisieren. Im Fall von unstrukturierten Daten, wie beispielsweise textuellen Störungsdokumentationen, ist es oft nicht möglich, die vorhandenen Daten unmittelbar für die Analyse bzw. Prognose heranzuziehen. Aus diesem Grund erfolgt oftmals eine Vorverarbeitung der Daten mittels Methoden des Data-Mining, Text-Mining oder Image Processing, um eine strukturierte Datenbasis zu schaffen.

Im Rahmen einer ersten statistischen Analyse werden erste Ursachen und Korrelationen identifiziert um festzustellen, welche der Features einen Zusammenhang zur Lösung des definierten Problems aufweisen. Oftmals werden dabei im Rahmen einer sogenannten explorativen Datenanalyse einzelne Features in einer zweidimensionalen Darstellung visualisiert und somit beispielsweise Zusammenhänge zwischen den Features und dem Auftreten eines Ausfalles oder einer Qualitätsabweichung identifiziert. Ebenso ist es interessant, die Frage zu klären, welche der Features untereinander hohe Korrelationen aufweisen. Diese Information, welche oftmals mittels Heatmap-Darstellungen visualisiert wird, ist sowohl signifikant für die Erstellung eines Prognosemodells, als auch eine Möglichkeit das zugrunde liegende Problem mittels Dimensionalitätsreduktion zu vereinfachen, indem bestimmte redundante Features für die weitere Betrachtung nicht mehr berücksichtigt werden, ohne einen Informationsverlust zu erleiden.



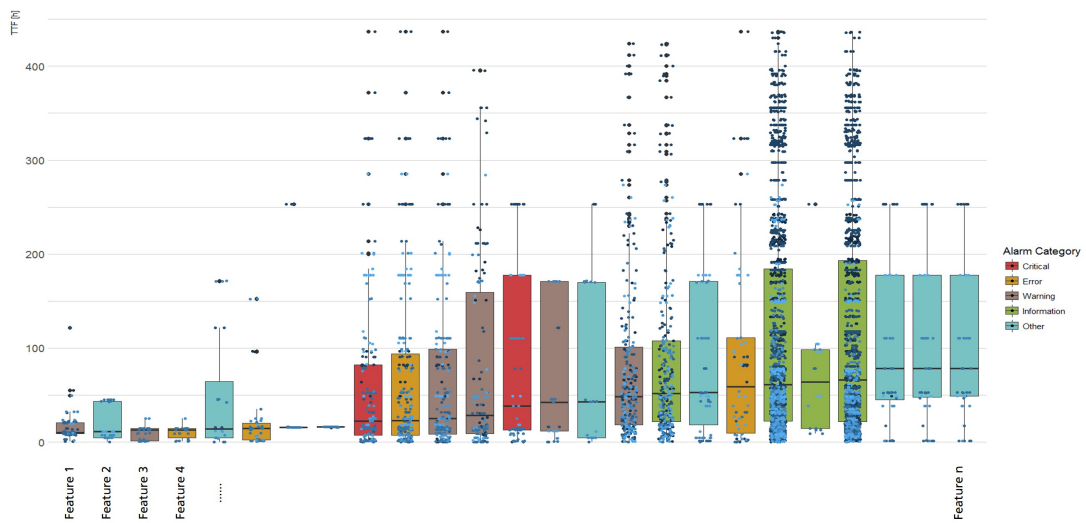


Abbildung 5.7: Visualisierung von Features und Zielvariable zur explorativen Datenanalyse (vgl. Jalali et al., 2019)

In diesem Schritt wird also aus einer Vielzahl an vorhandenen, teilweise unstrukturierten Daten („Big Data“), mittels Harmonisierung, Datenaggregation und -normalisierung eine belastbare Datenbasis („Smart Data“) geschaffen, welche für die weitere Analyse- und Prognosephase herangezogen werden kann. Dabei ist anzumerken, dass erfahrungsgemäß die Schritte von der Datenbereitstellung, -aufbereitung bis zur -analyse den Großteil der Aufwände zur Anwendung von PriMA mit sich führen (vgl. Ansari and Glawar, 2018).

**Analyse, Modellierung und Evaluierung des Prognosemodells:** Nachdem eine Auswahl an relevanten Features für die nächste Phase ausgewählt wurde, kann eine vertiefende Analyse und Erstellung eines Prognosemodells erfolgen. Damit einhergehend wird im iterativen Prozess des Feature-Engineerings zuerst die Zielvariable, welche zur Lösung des definierten Problems herangezogen werden soll, modelliert. Basierend darauf wird die sogenannte Ground-Truth erstellt und ergänzende, abgeleitete Features für das Prognosemodell erarbeitet. Dazu werden statistische Kenngrößen wie Mittelwert, Standardabweichung oder Median über unterschiedliche Perioden oder kumulierte Summen bestimmter Werte von einzelnen Features seit dem Auftreten der letzten Produktionsabweichung berechnet. Die Ground-Truth umfasst dabei eine Datenbasis, welche die Zielvariable für einen relevanten Zeitraum gemeinsam mit den für die Prognose herangezogenen Features umfasst.

Sobald die Zielvariable und die Features des Modells bekannt sind, kann eine vertiefende explorative Analyse stattfinden, indem die Zielvariable gemeinsam mit den Features visualisiert wird (siehe Abbildung 5.7). Damit ergeben sich oftmals bereits aussagekräftige

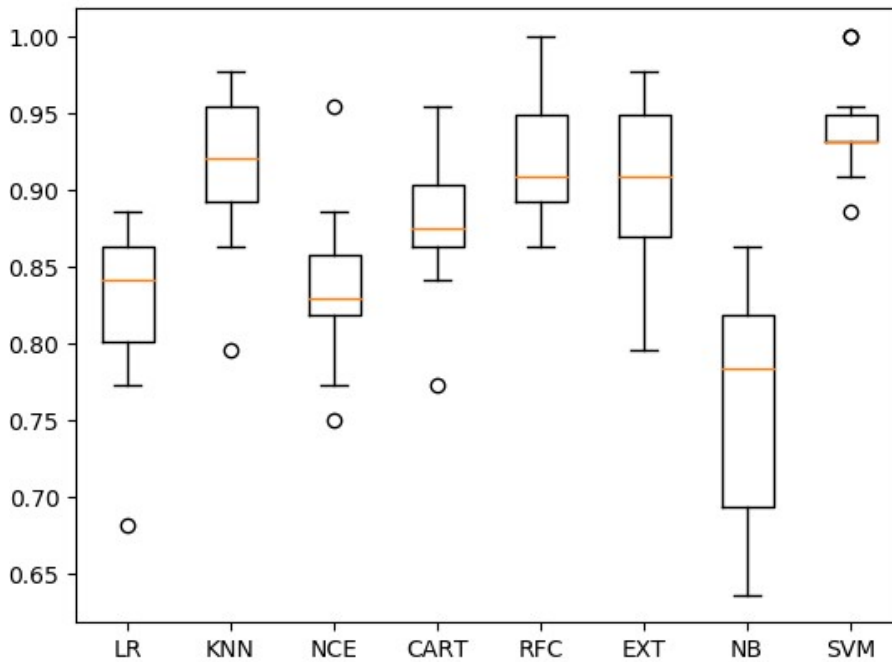


Abbildung 5.8: Evaluierung unterschiedlicher ML-Algorithmen (Ansari and Glawar, 2018)

Zusammenhänge und signifikante Korrelationen, welche bereits wesentliche Informationen für die Instandhaltungsplanung mit sich bringen. So kann beispielsweise identifiziert werden, welche Prozessparameter besonders relevant hinsichtlich einer Indikation von Quantitätsgleichungen sind, oder welche der Maschinenalarne besonders relevant sind, da sie einen verlässlichen Zusammenhang mit dem Auftreten von ungeplanten Stillständen mit sich führen.

Im nächsten Schritt kann nun ein Prognosemodell aufgebaut und evaluiert werden. Das Modell wird mit einem Teil der verfügbaren historischen Daten in einem relativ rechenintensiven Prozess trainiert. Die Validierung des Modells erfolgt danach mit dem restlichen Teil der historischen Daten, wobei auch die Prognosegenauigkeit bestimmt wird. In der Regel werden in dieser Phase unterschiedliche Algorithmen bzw. unterschiedlich parametrisierte Algorithmen, wie beispielsweise K-nearest Neighbour (KNN), Random Forest Classifier (RFC) oder Support Vector Machine (SVM) trainiert und validiert. In Abbildung 5.8 ist ein Vergleich unterschiedlicher ML-Algorithmen dargestellt. Das für den jeweiligen Anwendungsfall am besten geeignete Modell wird dann für die Anwendung ausgewählt. Dieses gefittete Modell kann danach verwendet werden, um in kurzer Rechenzeit basierend auf neuen Input-Daten eine Prognose abzuleiten.

Durch die Anwendung des entwickelten Modells kann aus den vorhandenen Daten nun eine konkrete Information abgeleitet werden, welche die Grundlage für die Überführung

der Ergebnisse in die Instandhaltungsplanung darstellt. Bei der Modellierung sollte insbesondere berücksichtigt werden, welche Prognosegenauigkeit ausreichend ist, um das definierte Problem zu lösen. Je höher die Prognosegenauigkeit, desto höher sind in der Regel die Anforderungen an die Datenverfügbarkeit und -qualität und somit die notwendige Rechenzeit.

**Überführen der Prognoseergebnisse in die Instandhaltungsplanung und Umsetzungskonzept:** Um einen realen Nutzen aus dem Prognosemodell erzielen zu können, müssen die Prognoseergebnisse in die Instandhaltungsplanung überführt werden. Zu diesem Zweck wird ein Regelwerk bzw. eine Logik zur Instandhaltungsplanung entwickelt, welches bestimmt, nach welchen Kriterien bzw. Abläufen Instandhaltungsmaßnahmen ausgelöst werden sollen. Die empfohlenen Aktivitäten sind dabei abhängig von der jeweiligen Prognosegenauigkeit, dem jeweiligen Anwendungsfall sowie entsprechender Rahmenbedingungen. Während für ein Auslösen einer Ersatzteilbestellung in der Regel eine mittlere Prognosegenauigkeit ausreichend sein wird, ist für das Auslösen einer geplanten Wartung durchaus eine hohe Genauigkeit erforderlich (vgl. Biebl et al., 2020).

Schlussendlich müssen die entsprechenden abgeleiteten Empfehlungen für das operative Instandhaltungspersonal in einem System zur Entscheidungsunterstützung umgesetzt werden. Dabei existieren grundlegend unterschiedliche Möglichkeiten, wie die Umsetzung zur Entscheidungsunterstützung erfolgen kann. Einerseits können die Prognoseergebnisse Grundlage für die Entscheidungsunterstützung in der Planung von Wartungsaufträgen, Ersatzteilbestellungen sowie der Personaleinsatzplanung in der Instandhaltungsplanung genutzt werden. In vielen Fällen werden die Prognoseergebnisse als Ergebnis einer Analyseplattform visualisiert und in instandhaltungsrelevante Kennzahlen überführt. Idealerweise werden die Ergebnisse integrativ in der PPS berücksichtigt, um beispielsweise den Zustand von Anlagen oder Werkzeugen in der Reihenfolgeplanung berücksichtigen zu können (vgl. Ansari and Glawar, 2018). Eine solche integrative Berücksichtigung in der autonomen Produktionssteuerung, basierend auf dem entwickelten Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung, ist in Kapitel 5.2 ausgeführt.

### 5.2.3 Anwendung des Vorgehensmodells zur Integration von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung

Um die Anwendung des entwickelten Vorgehensmodells zu verdeutlichen, ist, basierend auf dem in Kapitel 5.1 beschriebenen Modell, in Abbildung 5.9 ein Konzept zur integrativen Berücksichtigung von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung (vgl. Glawar

et al., 2019) im Detail dargestellt. Die Informationsflüsse zwischen den einzelnen Teilen des Modells sind in dieser Darstellung mit Buchstaben versehen, um in den nachfolgenden Kapiteln eine einfachere Verständlichkeit zu ermöglichen.

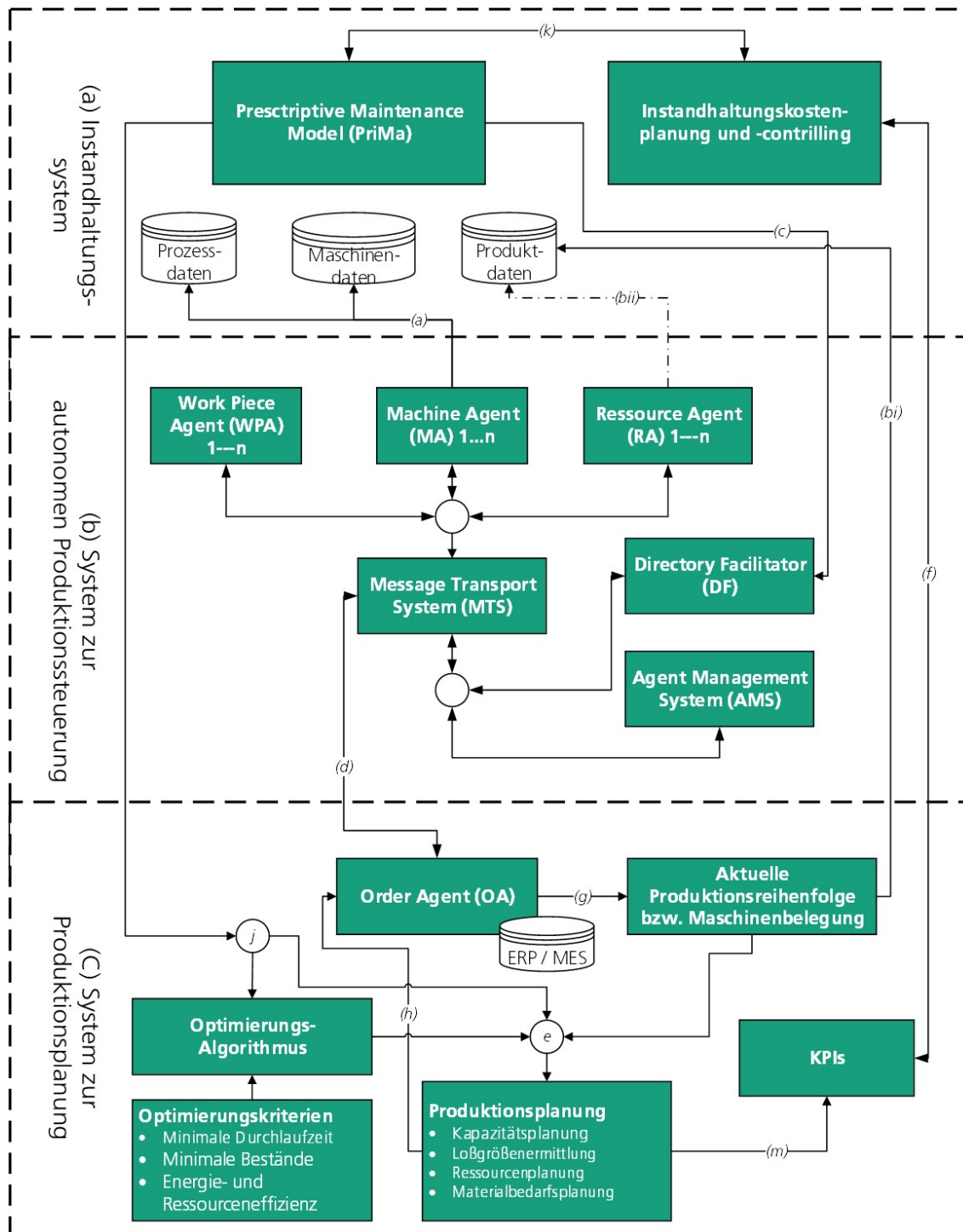


Abbildung 5.9: Modell zur integrativen Berücksichtigung von PriMA in der autonomen Produktionssteuerung

Die Aufgabe des Instandhaltungssystems ist es, die relevanten Aspekte des PriMA Modells für das System zur autonomen Produktionssteuerung zur Verfügung zu stellen. Dabei handelt es sich um die Bereitstellung der Restlebensdauer bzw. dem Remaining Useful Life (RUL) unterschiedlicher Ressourcen im betrachteten Produktionssystem. Zusammen mit den zur Verfügung gestellten, instandhaltungsrelevanten Kostenfaktoren stellt dies die Grundlage für eine Reihenfolgeplanung unter Berücksichtigung der Instandhaltung. Darüber hinaus werden durch das PriMA Modell Empfehlungen für geplante Wartungstätigkeiten abgeleitet und relevante KPIs gebildet, welche in weiterer Folge die Grundlage für das System zur Produktionsplanung darstellen.

Der Machine Agent (MA) des Systems zur autonomen Produktionssteuerung stellt relevante Maschinendaten als Input-Parameter für das PriMa Modell zur Verfügung (Informationsfluss a). Dabei kann es sich beispielsweise im Condition-Monitoring Daten, Sensordaten oder LOG-Daten aus der Maschinensteuerung einer Anlage handeln. Informationen bezüglich der aufgetretenen Störungen können sinnvollerweise durch weitere Informationen bezüglich der erfolgten Störungsbehebung bzw. erfolgten Wartungsmaßnahmen angereichert werden. Diese Daten werden in einer geeigneten Datenbankstruktur des Instandhaltungssystems abgespeichert und für nachfolgende Analysen verwaltet. Neben den Maschinendaten werden vom MA ebenfalls Prozessdaten bereitgestellt (Informationsfluss a). Dabei handelt es sich beispielsweise um Einstellparameter, Prozessparameter bzw. entsprechende Sensorsignale aus der Prozesssteuerung. Weitere Input-Parameter für das PriMA Modell sind Produktdaten, welche entweder aufgrund der aktuellen Produktionsreihenfolge des Systems zur Produktionsplanung abgeleitet werden (Informationsfluss bi), oder durch einen Ressource Agent (RA) des Systems zur autonomen Produktionssteuerung bereitgestellt werden (Informationsfluss bii). Während im ersten Fall Produktdaten bezüglich der geplanten Produktionsreihenfolge übergeben werden und somit auf die voraussichtlichen Belastungen der einzelnen Produktionsressourcen geschlossen werden kann (vgl. Glawar et al., 2016a), werden im zweiten Fall Produktdaten bezüglich der Messung der Produktqualität bereitgestellt. Diese Produktqualitätsdaten können entweder aus einem im System zur autonomen Produktionssteuerung als Ressource integrierten Messequipment stammen, oder alternativ über ein hierarchisches MES-System zur Verfügung gestellt werden, beispielsweise wenn es sich um ein nicht integriertes Messequipment handelt oder manuelle Qualitätskontrollen durchgeführt werden.

Mithilfe der zur Verfügung gestellten Informationen werden im PriMA Modell die RULs unterschiedlicher Ressourcen des Betriebssystems verrechnet (vgl. Kapitel 5.2.1). Dabei werden für ausgewählte Ressourcen, bzw. deren Komponenten, anspruchsvolle Analyseverfahren, wie beispielsweise Modelle zum maschinellen Lernen, angewendet, während die RUL Berechnung für andere Ressourcen auf traditionellen Methoden des Zuverlässig-

---

**Algorithmus 14** Kosten eines Produktionsauftrages unter Berücksichtigung von PriMa

---

$$K_{PriMa} = \sum K_F + \sum K_V * X_{WP} + \sum K_T * X_T + \sum K_{IH} * X_{WP} + \sum K_{ST} * R_{ST} + \sum K_{VP} * R_{ST} \quad (5.18)$$

$$R_{ST} = fr(RUL) \quad (5.19)$$

$$RUL = f(X_{WP}, T, T_b Uf) \quad (5.20)$$


---

keitsmanagement beruhen. Diese RUL Information wird vom Instandhaltungssystem direkt an den Directory Facilitator (DF) des Systems zur autonomen Produktionssteuerung weitergegeben (Informationsfluss c). Innerhalb des DFs wird diese Information gewonnen und als Attribut des jeweiligen Elements gespeichert. Auf demselben Weg werden ressourcenspezifische Kostenfaktoren vom Instandhaltungssystem an den DF übermittelt. Mithilfe dieser Informationen ist es möglich, das Ausfallrisiko der einzelnen Elemente und den Einfluss eines etwaigen Ausfalles kostenseitig zu bewerten. Diese Erkenntnisse sind die Basis für die Ermittlung der Produktionsreihenfolge im System zur autonomen Produktionssteuerung.

Den zur Bestimmung der Produktionsreihenfolge notwendige Prioritätsfaktor kann der Order Agent (OA) mithilfe der Informationen, welche er über das Message Transport System (MTS) aufgrund der im DF verwalteten Informationen erhält (Informationsfluss d), berechnen. Die in Formel 5.18 dargestellte Kostenfunktion determiniert den Prioritätsfaktor des Produktionsauftrags. Diese Funktion beschreibt im Wesentlichen die Kosten eines Produktionsauftrags unter Berücksichtigung der Summe der fixen Produktionskosten ( $K_F$ ), variablen Produktionskosten ( $K_V$ ), Transportkosten ( $K_T$ ), sowie des produzierten Arbeitsvorrats ( $X_{WP}$ ) und der Anzahl der Transporte ( $X_T$ ), der Instandhaltungskostenquote ( $K_{IH}$ ), Risiko für einen ungeplanten Produktionsstillstand ( $R_{ST}$ ), Kosten im Fall eines Stillstandes ( $K_{ST}$ ) und der Kosten für Vertragspönalen für Terminabweichungen ( $K_{VP}$ ).

Dabei berechnet sich das Ausfallrisiko  $R_{ST}$  durch eine Funktion, welche vom RUL bestimmt wird (siehe Formel 5.19). Dieser wiederum unterliegt einer Funktion  $f$ , welche Abhängig ist vom produzierten Arbeitsvorrats ( $X_{WP}$ ), der Zeit welche eine Komponente bereits in der Anlage verbaut ist ( $T$ ), der Zeit welche die Anlage seit  $T$  in Betrieb war ( $T_b$ ), sowie weiteren Umweltfaktoren ( $Uf$ ).

Neben der kurzfristigen Festlegung der Produktionsreihenfolge werden die Informationen zur RUL des Produktionssystems bzw. dessen Elementen und den entsprechenden Kostenfaktoren auch für mittelfristige Planungsaktivitäten im System zur Produktionsplanung übergeben (Informationsfluss e). Auf diesem Wege werden im Weiteren auch

die Information bezüglich der geplanten Wartungsmaßnahmen und Anforderungen an die Ersatzteilbevorratung bzw. -versorgung übermittelt.

Darüber hinaus stellt das PriMA Modell eine Reihe von instandhaltungsspezifischen KPIs zur Verfügung (Informationsfluss f), welche gemeinsam mit weiteren relevanten KPIs im System zur Produktionsplanung visualisiert werden und dem Planungspersonal eine ganzheitliche Darstellung der integrierten Instandhaltungs- und Produktionsplanung bietet.

Im Regelfall werden die meisten der mittelfristigen Planungsaufgaben innerhalb eines ERP-, PPS- oder MES-Systems umgesetzt werden. Aus diesem Grund ist es besonders wichtig, eine Integration zwischen dem heterarchischen System zur autonomen Produktionssteuerung und den übergeordneten hierarchischen Systemen zu gewährleisten. Zu diesem Zweck wird die aktuelle, vom System zur autonomen Produktionssteuerung ermittelte Produktionsreihenfolge nahezu in Echtzeit an das System zur Produktionsplanung übergeben (Informationsfluss g). Damit wird sichergestellt, dass eine Transparenz über den aktuellen Produktionsprozess gegeben ist. Auf der anderen Seite werden die notwendigen Rahmenbedingung zur Ermittlung der Produktionsreihenfolge von der übergeordneten Produktionsplanung zur Verfügung gestellt (Informationsfluss h). Diese Rahmenbedingung werden vor allem durch die zur Ermittlung des Prioritätsfaktors notwendigen Kostenfaktoren, aber auch durch die festgelegten Losgrößen und Kapazitäten der einzelnen Ressourcen beschrieben. Diese Kommunikation erfolgt entweder ebenso über den MST des Systems zur autonomen Produktionssteuerung oder alternativ über eine Schnittstelle der einzelnen Sub-Systeme mit dem System zur autonomen Produktionsplanung.

Neben der Schnittstelle zum System für die autonome Produktionssteuerung stellt das System zur Produktionsplanung ebenfalls die Schnittstelle zum Instandhaltungssystem dar. Die von PriMA vorgeschlagenen Instandhaltungsmaßnahmen werden direkt der übergeordneten Produktionsplanung zur Verfügung gestellt (Informationsfluss j). Dabei handelt es sich in erster Linie um empfohlene, geplante Wartungstätigkeiten. Diese Vorschläge werden im Rahmen der Produktionsplanung berücksichtigt und führen dazu, dass konkrete Wartungsaufträge ausgelöst werden. Diese Wartungstätigkeiten reduzieren die Kapazitäten der einzelnen Ressourcen, da diese für den Zeitpunkt der Wartung nicht zur Verfügung stehen. Für das System zur autonomen Produktionsplanung bedeutet das, dass die Agenten innerhalb dieses Zeitpunktes nicht verplant werden können. Der für die Bestimmung der Priorität des Auftrages entscheidende Zeitpunkt für den möglichen Auftragsstart ( $t_I$ ) verlängert sich in dem Fall um die Dauer der geplanten Wartungstätigkeit ( $t_{GW}$ ) (vgl. Formel 5.21). Als Konsequenz reduziert sich, nach erfolgter Durchführung der Maßnahme und entsprechender systemischer Rückmeldung, das Risiko für einen ungeplanten Produktionsstillstand ( $R_{ST}$ ). Dabei erfolgt die Rückmeldung direkt in das Instandhaltungssystem (Informationsfluss k), welches wiederum den DF mit der entsprechenden

---

**Algorithmus 15** Anpassung des Zeitpunkts für den möglichen Auftragsstart aufgrund von Wartungstätigkeiten

---

$$t_I = t_{IST} + \sum t_{GW} \quad (5.21)$$

---

Information bezüglich des RUL versorgt. Darüber hinaus werden ebenfalls die Ersatzteilbedarfe von PriMA an die übergeordnete Produktionsplanung übermittelt. Dadurch lassen sich die Kosten im Falle eines ungeplanten Stillstandes ( $K_{ST}$ ) positiv beeinflussen, da sich im Fall einer rechtzeitigen Ersatzteilversorgung die Wartezeiten für fehlende Ersatzteile weitgehend vermeiden lassen.

Die übergeordnete Produktionsplanung verfolgt das Ziel, ein Gesamtoptimum zu erreichen. Um diesem Ziel gerecht zu werden, werden Optimierungsalgorithmen im Rahmen der mittelfristigen Planungsaufgaben angewendet. Typischerweise handelt es sich dabei um heuristische Ansätze, welche in einem ERP- bzw., MES-System oder aber in einem separaten APS-System zur Verfügung gestellt werden. Die dabei verfolgten Optimierungskriterien werden je nach Produktionsumfeld von der Produktionsplanung festgelegt. Diese Optimierungskriterien können beispielsweise auf die Minimierung der Durchlaufzeiten, Bestände, aber auch auf die Minimierung von eingesetzter Energie oder Ressourcen abzielen. Gemeinsam mit der aktuellen Produktionsreihenfolge sowie den von PriMA zur Verfügung gestellten Informationen können die übergeordneten Planungsaufgaben ausgeführt werden.

Eine weitere Aufgabe des Systems zur Produktionsplanung stellt die Visualisierung von KPIs, Handlungsempfehlungen und Planungsergebnissen zur operativen Steuerung der Produktion dar. Zu diesem Zweck werden sowohl die Ergebnisse der übergeordneten Produktionsplanung, unter Berücksichtigung der aktuell festgelegten Produktionsreihenfolge, visualisiert (Informationsfluss m), als auch die Handlungsempfehlungen und instandhaltungsspezifischen KPIs, welche PriMA zur Verfügung stellt (Informationsfluss f).

### 5.3 Ergebnisse der Modellentwicklung

In dem vorliegenden Kapitel wurde ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt und beschrieben. Ergebnisse der Modellentwicklung sind:

1. Jene Aspekte der Instandhaltung, welche für die Integration in die autonome Produktionssteuerung entscheidend sind, wurden identifiziert.



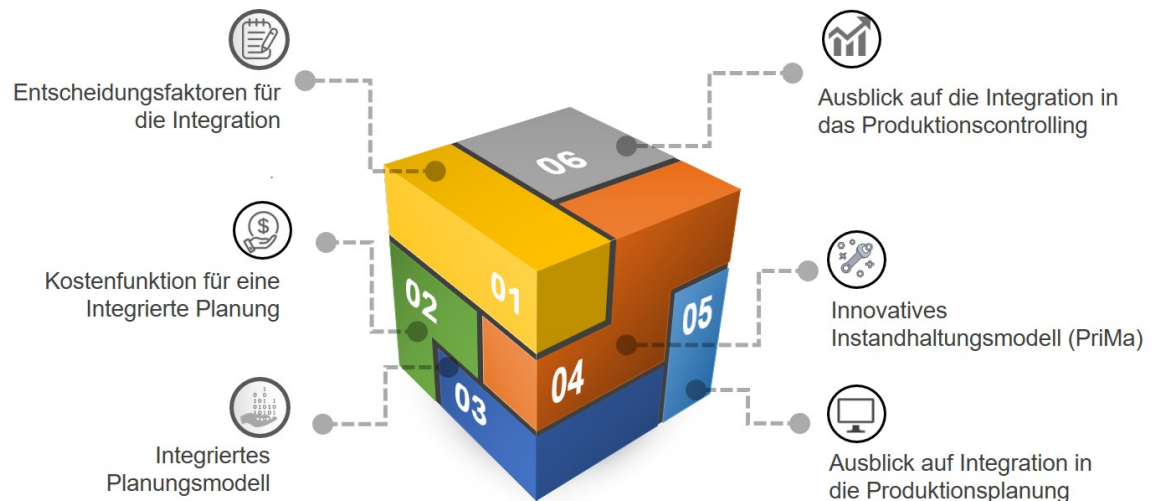


Abbildung 5.10: Überblick über die Ergebnisse der Modellentwicklung

2. Unterschiedliche Kostenfunktionen wurden entwickelt, um die verschiedenen Instandhaltungsstrategien im Rahmen der autonomen Produktionssteuerung abbilden zu können.
3. Ein integriertes Planungsmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in die autonome Produktionssteuerung liegt vor.
4. Die Anwendbarkeit des Vorgehensmodells für innovative Instandhaltungsansätze wurde am Beispiel des Prescriptive Maintenance Modells (PriMa) ausgeführt.
5. Ein Ausblick auf die Integration mit einer zentralen Produktionsplanung wurde aufgezeigt.
6. Ein Ausblick auf die Integration in das Produktionscontrolling ist gegeben.

Diese Ergebnisse, welche in Abbildung 5.10 im Überblick dargestellt sind, werden in Tabelle 5.3 mit den Anforderungen der Modellentwicklung gegenübergestellt und etwaige offene und weiterführende Fragestellungen abgeleitet.

Damit liegt ein Modell vor, welches den Bedarf an die Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung weitgehend deckt. Darüber hinaus wurde nach der Modellerstellung in Kapitel 5.1.3 in Kapitel 5.2.1 mit dem Prescriptive Maintenance Model - PriMa ein geeignetes Instandhaltungsmodell vorgestellt und abschließend dargelegt, wie solch ein innovatives Modell in die autonome Produktionssteuerung integriert werden kann.

Anforderungen an die Modellentwicklung	Ergebnisse des Vorgehensmodells	Offener Fragestellungen
Identifikation entscheidungsrelevanter Teilaspekte der Instandhaltung für die Produktionssteuerung	Aspekte der Instandhaltung wurden im Rahmen von Expertenbefragungen identifiziert und hinsichtlich ihrer Relevanz für die Produktionssteuerung beleuchtet	Nach Umsetzung des Vorgehensmodell in der industriellen Praxis sind die Aspekte hinsichtlich ihrer Relevanz zu überprüfen und die Bewertung iterativ zu verfeinern.
Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung	Ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher IH-Strategien wurde entwickelt	Integration des vorliegenden Modells mit einer zentralen Produktionsplanung sowie dem Produktionscontrolling
Geeignetes Instandhaltungsmodell zur erfolgreichen Integration in die Produktionssteuerung	Mit dem Prescriptive Maintenance Modells (PriMa) liegt ein innovatives IH-Modell vor welches für die Integration in die autonome Produktionssteuerung geeignet ist.	Detaillierte Modellierung des Instandhaltungskostencontrolling aus unterschiedlichen Perspektiven (z.B. geplante und ungeplante Kosten)
Integration innovativer IH-Strategien in die autonome Produktionssteuerung	Am Beispiel von PriMa wurde die Integration eines innovativen Instandhaltungsmodells in die autonome Produktionsteuerung demonstriert.	Modellierung der vorgeschlagenen Wartungsaufträge im Zusammenhang mit der mittelfristigen Produktionsplanung

Tabelle 5.3: Gegenüberstellung der Ergebnisse mit den Anforderungen der Modellentwicklung

Im folgenden Kapitel 6 wird das Vorgehensmodell zur Integration der Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung anhand eines agentenbasierten Simulationsmodells umgesetzt und validiert. Die dadurch gewonnenen Ergebnisse werden in Kapitel 7 dargestellt und diskutiert.

## 6 Umsetzung und Validierung des Vorgehensmodells in einem agentenbasierten Simulationsmodell

Wie in Kapitel 1.2 dargestellt, weisen Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung noch eine geringe Umsetzungsreife und Akzeptanz zur unmittelbaren Umsetzung in der Industrie auf.

Um diese Akzeptanz zu erhöhen und Ansätze zur autonomen Produktionssteuerung einen Schritt Richtung Umsetzungsreife zu bringen, wird in der vorliegenden Arbeiten das in Kapitel 5 entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung in einem agentenbasierten Simulationsmodell, basierend auf einem realen industriellen Use-Case, umgesetzt und validiert.

Die daraus gewonnenen Erkenntnisse werden in Kapitel 7 übersichtlich dargestellt und diskutiert. Zu diesem Zweck wird in einem ersten Schritt der Use-Case, welcher die Grundlage für das Simulationsmodell bildet, beschrieben. Basierend darauf wird die Anwendung des Prescriptive Maintenance Modells PriMA für den konkreten Use-Case dargestellt.

Anschließend wird das agentenbasierte Simulationsmodell beschrieben und in einem abschließenden Schritt dargestellt, wie das entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung in diesem Simulationsmodell umgesetzt und somit validiert wurde.

### 6.1 Beschreibung des Use-Cases

Um das entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung validieren zu können, wird in der vorliegenden Arbeit ein realer industrieller Use-Case in der Automobilindustrie herangezogen. Basierend auf der Ausgangssituation dieses Use-Cases und den entsprechend zugrunde liegenden Basisdaten wird ein agentenbasiertes Simulationsmodell erstellt, in welchem das entwickelte Modell umgesetzt und validiert wird.

In Kapitel 6.1 werden dazu zuerst die Rahmenbedingungen und Ausgangssituation des Use-Cases dargelegt, bevor die verwendeten Basisdaten dargestellt und erläutert werden. Darüber hinaus wird auf die Prämissen für die Umsetzung und Validierung eingegangen um darzustellen, unter welchen Rahmenbedingung der Einsatz einer autonomen Produktionssteuerung unter Berücksichtigung von Instandhaltung sinnvoll ist.

Ziel der Umsetzung des entwickelten Modells ist es darzustellen, wie die autonome Produktionssteuerung unter realen industriellen Rahmenbedingungen umgesetzt werden kann

und welche Auswirkungen sich dadurch auf Planungsqualität und Aufwand für die Planung ergeben. Im Speziellen soll dadurch evaluiert werden inwieweit eine integrative Planung von Instandhaltungsmaßnahmen und Produktionssteuerung unter den gegebenen Rahmenbedingung zu einer Steigerung der Anlagenverfügbarkeit führt.

Zu diesem Zweck erfolgt, wie in Abbildung 6.1 dargestellt, in einem ersten Schritt die Datenerfassung, -aufbereitung und das Pre-Processing. In einem zweiten Schritt wird das Prescriptive Maintenance Modell PriMA umgesetzt, welches somit das Instandhaltungssystem des entwickelten Modells zur Integration der Instandhaltung in die autonome Produktionssteuerung umfasst. Dieses Modell wird im dritten Schritt in einem agentenbasierten Simulationsmodell implementiert und abschließend im vierten Schritt dazu verwendet, das entwickelte Modell zu validieren.

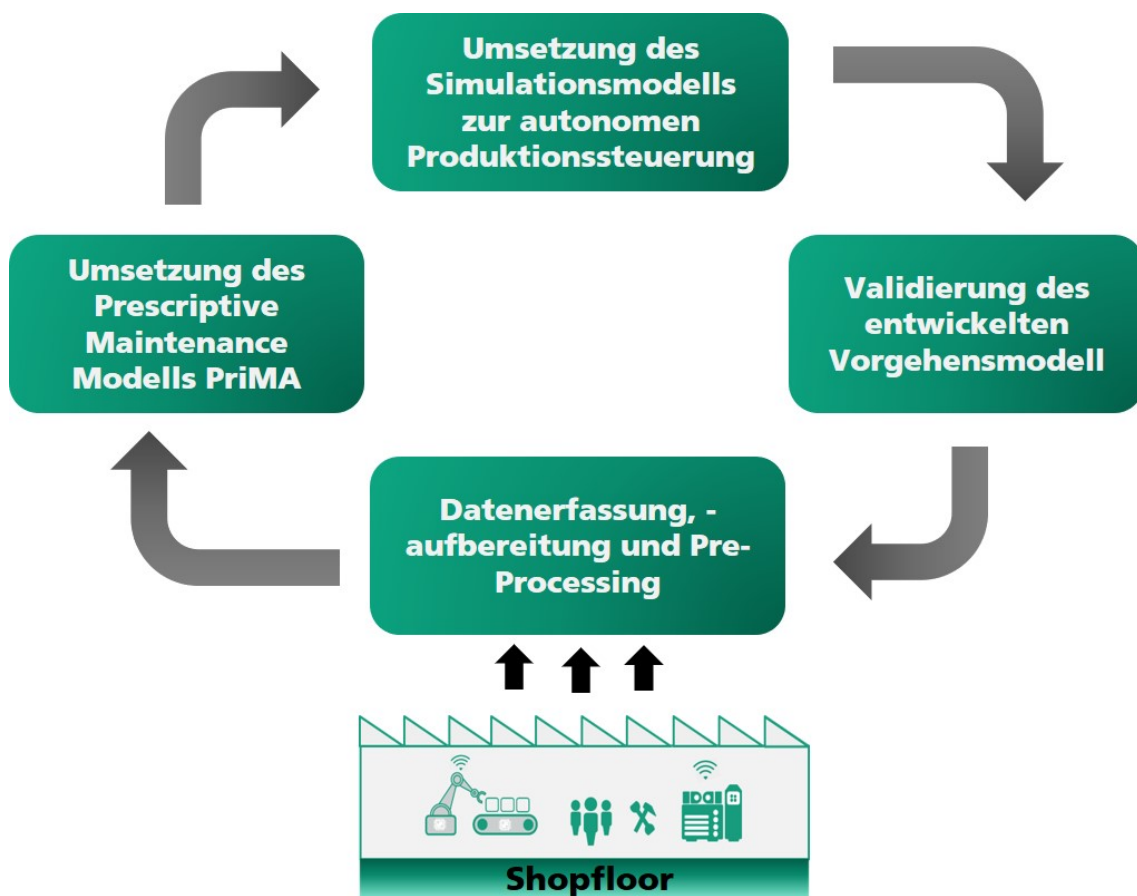


Abbildung 6.1: Vorgehen zur Umsetzung und Validierung des entwickelten Vorgehensmodells

### 6.1.1 Rahmenbedingungen und Ausgangssituation

Bei dem für die Umsetzung und Validierung des entwickelten Modells verwendeten Use-Case handelt es sich um eine Getriebefertigung in der Automobilindustrie. In dem Bereich der mechanischen Fertigung gibt es eine hohe Anzahl an baugleichen Anlagen. Bei diesen Anlagen handelt es sich um 3-achsige Bearbeitungszentren, welche in der Getriebefertigung primär für spanabhebende Fertigungsverfahren wie Drehen, Fräsen, Bohren, Honen etc. verwendet werden. Die insgesamt ca. 70 baugleichen Anlagen werden in dem gegenwärtigen Produktionslayout zu Gruppen von vier bis zwölf Anlagen zusammengefasst, wobei jede der Gruppen auf ein bestimmtes Produktionsprogramm optimiert ist. Prinzipiell ist jedoch jede der Anlagen in der Lage, jedes der Produkte aus dem Produktionsprogramm zu produzieren. Dies führt jedoch zu einem entsprechenden Rüstaufwand und Änderungen im Materialfluss.

Aktuell werden von einer zentralen Planung Tageslose festgelegt, welche in den jeweiligen Bereichen, also beispielsweise der mechanischen Getriebefertigung, abgearbeitet werden müssen. Die Reihenfolge der unterschiedlichen zu produzierenden Produkte legt dabei der jeweilige Meister des Produktionsbereichs fest. Im Fall unseres Use-Cases werden also vom zuständigen Meister für den Bereich der mechanischen Fertigung die Tageslosgröße auf die einzelnen Maschinen verteilt und die Reihenfolge der Aufträge festgelegt. Dabei wird jedoch das aktuelle Verschleißverhalten bei der Planung nicht berücksichtigt. Diese Planungslogik führt dazu, dass keine gleichmäßige Auslastung der Anlagen erzielt wird. Darüber hinaus ist die Feinplanung relativ aufwändig, da bei jeder Abweichung, z.B. durch Anlagenstillstände oder Qualitätsabweichungen, eine manuelle Umplanung erfolgt.

Die Instandhaltung erfolgt aktuell sowohl über eine autonome Wartung des Produktionspersonals als auch einer Fehlerbehebung und Durchführung aufwändigerer Wartungen durch das Instandhaltungspersonal, welches dezentral jeweils für einen Produktionsbereich organisiert ist. Wartungspläne werden aktuell anhand von Wartungshandbuch und Empfehlungen der Hersteller, ergänzt durch Erfahrungswerte des IH-Teams, durchgeführt. Um das Potential von innovativen Instandhaltungsstrategien wie präskriptiver Instandhaltung heben zu können, muss neben der Entwicklung eines Modells für die Instandhaltungsplanung insbesondere die Integration in die PPS umgesetzt werden.

### 6.1.2 Verwendete Grunddaten für das Simulationsmodell

In Tabelle 6.1 sind die unterschiedlichen Basisdaten, welche für die Umsetzung der Use-Cases verwendet wurden, dargestellt. Insgesamt standen die Basisdaten für den Zeitraum

von 2012 bis 2016 zur Verfügung. Dabei wurden die Daten von 2012 bis 2014 zur Systemmodellierung verwendet und die Modellvalidierung mit den Daten von 2015 bis 2016 durchgeführt. Die Ergebnisevaluierung erfolgt im Abschluss mit den gesamten zur Verfügung stehenden Daten von 2012 bis 2016.

Datenquelle	Relevante Information	Datenqualität und -granularität
ERP System	Kosten und Verfügbarkeit von Ersatzteilen	Echtzeitinformation
	Stundensätze des Instandhaltungspersonals	Kostensätze für unterschiedliche Qualifikationen
	Produktionsaufträge	Geplantes Fertigstellungsdatum
MES	Schichtplan	Anzahl Schichten pro Woche, Verfügbare Arbeitszeit pro Schicht
	Arbeitspläne (Bearbeitungszeiten und Übergangszeiten)	Bearbeitungszeit pro produzierten Stück, Übergangszeit zwischen zwei produzierten Stück
	Stillstandszeiten der Anlagen und Informationen zu Anlagenproduktivität (OEE)	Stillstandszeit wird manuell vom Personal eingegeben
	Historisches Produktionsprogramm und (geplantes) zukünftiges Produktionsprogramm	Anzahl geplanten bzw. produzierter Stück (für jeden Produkttyp) pro Anlage pro Schicht
	Prozessparameter	Parameter für jeden Produktionsauftrag
CMMS	Periodische Wartungspläne	Wartungsintervalle für jeden Bauteil; Geplanter Zeitpunkt der Wartung (Monatlich, Quartalsweise, Jährlich etc.)
(MS-Access basierte) Datenbank für die Fehlerdokumentation	Dokumentation des Störfalles (Beschreibung des Störfalles und der Fehlerbehebung)	Manuelle Dokumentation (Volltext) durch das Personal
	Zeitstempel (Störungsmeldung und Abschluss Fehlerbehebung)	Manuelle Dokumentation durch das Personal
	Klassifikation der Störgründe	Grobe Klassifikation (Mechanischer Fehler, Elektrischer Fehler etc.)
(MS-Excel basierte) Wissensdatenbank	Historische Dokumentation von Störfällen und Fehlerbehebung	Analog zu Access Datenbank
QM-Software	Qualitätsdaten der produzierten Produkte	Eine Qualitätsmessung pro Schicht für jeden produzierten Produkttyp (Werte für jedes Qualitätskriterium)

Tabelle 6.1: Verwendete Basisdaten für Umsetzung und Validierung

Die zugrunde liegende Dokumentation von Störfällen und Fehlerbehebung stellt eine wesentliche Grundlage für die Entwicklung des Prescriptive Maintenance Modells dar. Dazu stehen zwei unterschiedliche Datenquellen zur Verfügung: Eine MS-Excel basierte Wissensdatenbank, in welcher die historischen Informationen zur Beschreibung des Störfalls und der Fehlerbehebung erfasst werden und eine MS-Access Datenbank, welche aktuell zur Dokumentation verwendet wird. Darüber hinaus erfolgt die Wartungsplanung in einem separaten Computerized Maintenance Management System (CMMS). Aus diesem Grund wurden die Daten miteinander verknüpft und vorverarbeitet, bevor diese für die Modellerstellung herangezogen werden konnten. Dieses Pre-Processing umfasst vor allem eine Harmonisierung der Volltextkommentare, mit denen das operative Produktionspersonal die Störungsmeldung und Beschreibung des Fehlers dokumentiert bzw. das operative Instandhaltungspersonal, die durchgeführte Fehlerbehebung und Klassifikation der Störgründe dokumentiert. Darüber hinaus wurden Ungereimtheiten, was die (manuell) rückgemeldeten Zeiten hinsichtlich Auftreten des Fehlers, Abschluss der Fehlerbehebung sowie Zeitdauer für die Durchführung angeht, bereinigt.

Eine zweite wesentliche Datenquelle stellt die Qualitätsmanagement (QM) Software dar. Basierend auf den Qualitätsmessungen, welche pro Schicht für jeden produzierten Produkttyp unterschiedliche Qualitätskriterien wie Rundheil, Oberflächengüte etc. bereitstellen, wurden so Korrelationen zwischen Produktqualität und Störfällen identifiziert.

Für die Produktionssteuerung sind außerdem vor allem die Daten aus MES und ERP-System von besonderer Bedeutung. Neben den Produktionsaufträgen, historischen und zukünftig geplanten Produktionsprogramm, sowie Bearbeitungs- und Übergangszeiten können damit die Belastungsprofile der einzelnen Anlagen bestimmt werden. Somit wird eine Berechnung der Abnutzung einzelner Bauteile ermöglicht und wiederum für Instandhaltungs- und Produktionsplanung herangezogen.

### 6.1.3 Prämissen für die Umsetzung und Validierung

Um die Komplexität im Rahmen zu halten, wurde für die Umsetzung und Validierung des entwickelten Modells eine Anlagengruppe (A300) mit sechs Anlagen (A301 - A 306) als Fokus der Betrachtung ausgewählt. Diese Anlagen sind allesamt in der Lage, die geplanten Produkte zu produzieren. Technisch gesehen bestehen diese 3-achsigen Bearbeitungszentren aus unterschiedlichen Modulen, Baugruppen und Bauteilen, die gewartet und instandgesetzt werden müssen.

Dass es, wie in Kapitel 3.2.3 dargestellt, wirtschaftlich nicht sinnvoll ist, eine Instandhaltungsstrategie für alle Bauteile einer Anlage zu forcieren, wurde für die vorliegende Betrachtung eine Strategiewahl, basierend auf Grundlage der Anzahl an auftretenden

Störungen, dem resultierenden Instandhaltungsaufwand, sowie der technischen Möglichkeit zur Bestimmung des Verschleißes bzw. des Zustandes des Bauteils, durchgeführt (siehe Tabelle 6.2). Ergebnis der risikobasierten Strategieauswahl ist, dass die Motorspindel sowie Kugelrollenspindel der drei Achsen (x, y und z-Achse) für die Anwendung Präskriptiver Instandhaltung ausgewählt wurden, da sowohl der Anteil an Störungen als auch der resultierende Instandhaltungsaufwand solch ein Vorgehen wirtschaftlich rechtfertigt und darüber hinaus ein direkter belastungsabhängiger Zusammenhang identifiziert werden konnte.

Bauteil	Anzahl an Störungen	Instandhaltungsaufwand	Bemerkungen	Instandhaltungsstrategie
Kugelrollenspindel	Mittlerer Anteil an Störungen	Hoher IH-Aufwand	Belastungsabhängiger Zusammenhang	Präskriptive Instandhaltung
Motor-spindel	Mittlerer Anteil an Störungen	Hoher IH-Aufwand	Belastungsabhängiger Zusammenhang	Präskriptive Instandhaltung
Werkzeug-panner	Hoher Anteil an Störungen	Mittlerer IH-Aufwand	Ausfälle korrelieren mit Anzahl Spannvorgängen	Präventive Instandhaltung
Spann-vorrichtung (Tisch)	Hoher Anteil an Störungen	Mittlerer IH-Aufwand	Ausfälle korrelieren mit Anzahl Spannvorgängen	Präventive Instandhaltung
Druckregler (Spann-vorrichtung)	Hoher Anteil an Störungen	Mittlerer IH-Aufwand	Kein regelmäßiges Ausfallverhalten identifizierbar	Reaktive Instandhaltung
Durch-flusssensor (Kühlmit-tel)	Hoher Anteil an Störungen	Mittlerer IH-Aufwand	Kein regelmäßiges Ausfallverhalten identifizierbar	Reaktive Instandhaltung
Weitere Bauteile	Geringer Anteil an Störungen	Geringer IH-Aufwand	-	Reaktive Instandhaltung

Tabelle 6.2: Betrachtete Bauteile für die Instandhaltungsplanung

Hinsichtlich der Produktionssteuerung sind folgende Prämissen relevant für die Umsetzung und Validierung des entwickelten Vorgehensmodells:

- Die Produktion in der mechanischen Getriebefertigung erfolgt dreischichtig. Ein Rückstand, beispielsweise verursacht durch einen Produktionsstillstand, kann also nicht durch zusätzlichen Personaleinsatz kurzfristig ausgeglichen werden.



- Die Bearbeitungszeiten können für jedes zu produzierende Produkt und jede Anlage festgelegt werden. Innerhalb einer Anlagengruppe sind diese konstant. Für unterschiedliche Anlagengruppen können diese, aufgrund der technischen Ausstattung, jedoch variieren.
- Die Übergangszeiten zwischen zwei produzierenden Anlagen werden unabhängig davon, von welchem Produkt auf welches Produkt gewechselt wird, also statisch, angenommen. Zusätzliche Rüstzeiten treten lediglich beim Wechsel auf eine andere Anlagengruppe auf und sind innerhalb der Anlagengruppe, aufgrund der technischen Gegebenheiten, zu vernachlässigen.
- Es wird davon ausgegangen, dass eine mittelfristige Produktionsplanung gegen begrenzte Ressourcen erfolgt und somit kapazitätsgeprüfte Tageslosgrößen als Input der Reihenfolgeplanung bzw. Fertigungssteuerung zur Verfügung stehen.
- Als Kostensätze für die Ergebnisevaluierung wird ein marktüblicher Mischkostensatz von €35 pro Stunde für das Personal der Instandhaltung und €42 pro Stunde für die Bewertung des manuellen Planungsaufwands angenommen.
- Für die Umsetzung des Instandhaltungssystems im vorliegende Simulationsmodell wird für ausgewählte Komponenten der Anlagen das in Kapitel 5.2.1 beschriebene Prescriptive Maintenance Modells PriMA angewendet. Die restlichen Komponenten der Anlage werden reaktiv instandgehalten.

## 6.2 Umsetzung des Prescriptive Maintenance Modells PriMA

Bevor die Umsetzung des agentenbasierten Simulationsmodells zur autonomen Produktionssteuerung erfolgen kann, wird zuerst das Prescriptive Maintenance Modell PriMA für den vorliegenden Use-Case umgesetzt. Somit wird die Grundlage für die integrative Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung, nämlich das zugrunde liegende Instandhaltungssystem, umgesetzt.

### 6.2.1 Anforderungsspezifikation und Problemdefinition

In unserem Use-Case verfolgen wir die Frage, ob es möglich ist, den Verschleiß von Motorspindel und Kugelrollenspindeln der 3-achsigen Bearbeitungszentren zu bestimmen und somit präskriptiv, im Rahmen der autonomen Produktionssteuerung, zu reagieren und diese Information für die Steuerung der Produktionsaufträge zu berücksichtigen. Dafür ist entscheidend, das Ausfallrisiko der betrachteten Bauteile beschreiben zu können,

<i>Fehlerdokumentation</i>	Zeitstempel	ID	Modul	Baugruppe	Bauteil	Fehlerklasse	Fehlergrund	
<i>Qualitätsdaten</i>	Zeitstempel	ID	Produkt-ID	Qualitätsfaktor	Messwert	Soll-Wert	Oberes Limit	Unteres Limit
<i>Produktionsprogramm</i>	Zeitstempel	ID	Produkt-ID	Anzahl Stück				
<i>Prozessdaten</i>	Zeitstempel	ID	Produkt-ID	Prozessparameter	Wert	Soll-Wert	Oberes Limit	Unteres Limit

Tabelle 6.3: Soll-Datenstruktur für die Modellierung (vgl. Ansari et al., 2019a)

da diese, wie in Kapitel 5 beschrieben, die Kosten eines Produktionsauftrages wesentlich beeinflussen. Darüber wird als Ergebnis der präskriptiven Instandhaltung nicht nur Produktionssteuerung verwendet, sondern im Rahmen der mittelfristigen Planung auch dazu verwendet, den optimalen Zeitpunkt für die Wartung der Anlagen zu bestimmen. Aus diesem Grund ist neben der Bewertung des Ausfallrisikos auch ein Entscheidungsmodell für die Festlegung von Wartungszeitpunkten gefordert.

Während es in vielen Fällen ausreichend ist, den Zustand eines Bauteils in unterschiedliche Klassen zu kategorisieren, definieren wir, ausgehend von den Anforderungen zur Integration in die autonome Produktionssteuerung, das Problem in unserem Fall als kontinuierliches Problem, indem wir den verbleibenden Abnutzungsgrad der Komponente zwischen 1 (neuwertig) und 0 (abgenutzt) bewerten wollen. Außerdem definieren wir zusätzlich ein Klassifikationsproblem (guter Zustand, schlechter Zustand, kritischer Zustand) als Grundlage für die dynamische Wartungsplanung im Rahmen der mittelfristigen Produktionsplanung.

### 6.2.2 Harmonisierung, Datenaggregation und -normalisierung

Zur Beantwortung der definierten Problemstellung wurden Daten aus unterschiedlichen Datenquellen (vgl. Tabelle 6.1) analysiert und für die Modellerstellung verwendet. Da die vorhandenen Basisdaten aus unterschiedlichen Systemen stammen und demnach unterschiedliche Struktur und Granularität besitzen, war es notwendig, die vorhandenen Daten zu harmonisieren bzw. zu transformieren. Tabelle 6.3 stellt die neue Soll-Datenstruktur für die weitere Modellierung dar. Durch diese Struktur sind die unterschiedlichen Datensets mittels des Zeitstempels eindeutig verknüpft.

Einige der vorhandenen Datenquellen, wie beispielsweise die Qualitätsdaten erforderten wenig an Vorverarbeitung, da diese automatisiert von der Messanlage generiert werden. Auf der anderen Seite erforderte vor allem die manuell erfasste Fehlerdokumentation eine

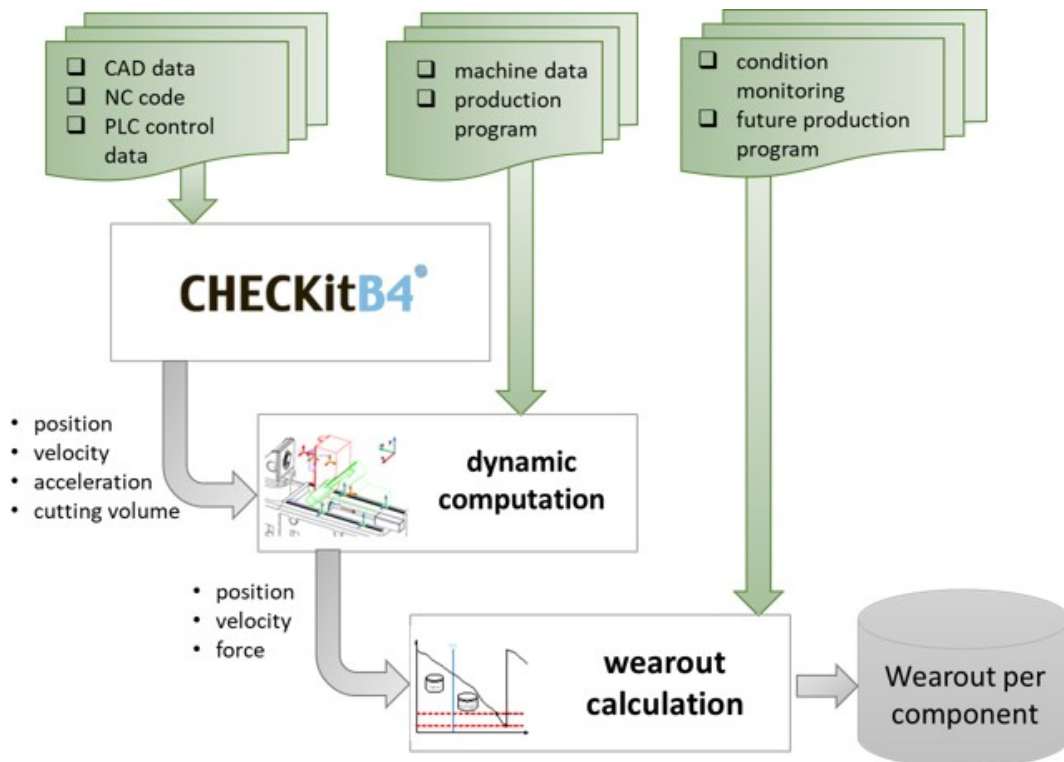


Abbildung 6.2: Berechnung des Abnutzungsvorrats (vgl. Glawar et al., 2016a)

manuelle Vorverarbeitung, indem die auftretenden Fehler, sofern nicht automatisiert zuordenbar, durch Fachexperten des Anwendungspartners kategorisiert und einem Bauteil zugeordnet werden mussten.

Eine wesentliche Erkenntnis dieser Datenharmonisierung war, dass die zugrunde liegenden Prozessdaten lediglich aggregiert für jeden Produktionsauftrag vorliegen. Die somit vorhandene Information ist nicht ausreichend, um aussagekräftige Korrelationen zu den Störfällen zu identifizieren. Aus diesem Grund wurden die Prozessdaten für die weitere Betrachtung dieses Use-Cases nicht weiter berücksichtigt. Außerdem ist interessant zu erwähnen, dass für diese Anlagentype keine dezidierten Condition-Monitoring Signale vorhanden sind und somit keine Sensorsignale berücksichtigt wurden. Die Analyse der Motorstrom-Signale bringt zwar erste spannende Korrelationen zu möglichen Ausfällen der Anlage mit sich, für den vorhandenen Zeitraum waren allerdings keine systematisch verarbeitbare Daten vorhanden, welche berücksichtigt werden konnten.

### 6.2.3 Analyse, Modellierung und Simulation des Abnutzungsvorrats

Um den Abnutzungsvorrat von Kugelrollenspindel und Motorspindel zu modellieren, wurde ein simulationsbasierter Ansatz gewählt. Dieser Ansatz zur Berechnung des Abnutzungsvorrats ist in Abbildung 6.2 dargestellt. Dabei wird in einen ersten Schritt, ba-

sierend auf den CAD-Daten der Anlage und der zu bearbeitenden Werkstücke sowie den NC-Programmen der Anlage und der Archivprogramme der Anlagensteuerung, ein Simulationsmodell aufgebaut. Mittels dieses Simulationsmodells ist es möglich, eine dynamische Abnutzungsberechnung durchzuführen.

Diese dynamische Berechnung basiert auf den Prozesskräften und dem Zerspanvolumen. Zur Ermittlung dieser Zusammenhänge wurde auf einen empirischen Ansatz nach Otto Kienzle und den Zusammenhang zwischen Zerspanvolumen und Richtungsvektor zurückgegriffen (vgl. Glawar et al., 2016a). Das Simulationsmodell liefert dabei die für die Berechnung notwendigen kinetischen Daten wie Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung sowie das Zerspanvolumen. Um die Validität dieses Ansatzes zu bestätigen, wurden die simulierten Prozesskräfte mit den tatsächlich auf der Anlage auftretenden Prozesskräften verglichen. Zu diesem Zweck wurden Messungen an der Anlage durchgeführt und die Prozesskräfte während der Bearbeitung unterschiedlicher Produkte gemessen.

Der Abnutzungsvorrat eines Bauteils kann nun ermittelt werden, indem die Anzahl der produzierten Produkte und deren Beitrag zur Abnutzung summiert und vom letztgültigen Abnutzungswert abgezogen werden. Wird nun das geplante Produktionsprogramm berücksichtigt, um den jeweiligen Beitrag zur Abnutzung zu ermitteln, kann das voraussichtliche Erreichen der Abnutzungsgrenze berechnet werden.

Dieses Vorgehen ermöglicht es also, nicht nur die Abnutzung basierend auf produzierten Stück zu ermitteln, sondern auch die voraussichtliche Abnutzung durch das geplante Produktionsprogramm zu bestimmen. Dies ist durch die Simulation sogar für Produkte möglich welche in der Realität noch nie produziert worden sind, vorausgesetzt, es existieren entsprechende CAD-Daten und ein zugehöriges NC Programm. Dies ermöglicht nicht nur die Berücksichtigung der Abnutzung in der Produktionsplanung, sondern auch eine Reduktion der Abnutzung der Anlagen und somit der Herstellungskosten, bereits im Produktdesign beziehungsweise in der Erstellung der NC-Programme.

#### **6.2.4 Analyse und Modellierung eines Reaktionsmodells für die Wartungsplanung**

Zur Bestimmung des optimalen Zeitpunktes wurde ein multivariablen Reaktionsmodell erstellt, welches neben dem Abnutzungszeitpunkt weitere Datenquellen wie beispielsweise die Produktqualität berücksichtigt. Zu diesem Zweck wurde zuerst eine Qualitätsmatrix erstellt, welche alle möglichen Ausfallgründe und relevante Qualitätsfaktoren gegenüberstellt (vgl. Glawar et al., 2016b). Diese Matrix wurde sowohl basierend auf dem Erfahrungswissen des operativen Personals des Anwendungspartners befüllt, als auch um die Ergebnisse einer umfangreichen explorativen Datenanalyse ergänzt. Dabei wurde ein iteratives Vorgehen angewandt, bei welchem die Ergebnisse der explorativen Analyse mit

<b>Qualitätsmatrix</b>			<b>Qualitätscharakteristik</b>		Rundheit					Ebenheit
			<b>Zuordnung d. Messpunkt</b>		Lagerbohrung					Indexbohrung
			<b>Messpunkt</b>		201A	202A	204B	203A	203B	101A
<b>Possible failures</b>										
<b>Modul</b>	<b>Assembly</b>	<b>Faulty part</b>								
<b>Spindel 1</b>	Spindelkühlung	Durchflusswächter	☉	☉	☉	☉	☉	☉	☉	
		Druckregler	☉	☉	☉	☉	☉	☉	☉	
		Filter	☉	☉	☉	☉	☉	☉	☉	
	Spindelsperlluft	Luftschlauch	☉	☉	☉	☉	☉	☉	☉	

Abbildung 6.3: Korrelationsmatrix zur Darstellung des Zusammenhangs zwischen Produktqualität und Ausfällen (vgl. Glawar et al., 2016b)

den Experten auf Plausibilität geprüft wurden und andererseits die Meinung der Experten basierend auf den Analyseergebnissen hinterfragt bzw. ergänzt wurden. Ergebnis dieser Analyse stellt eine in Abbildung 6.3 dargestellte Korrelationsmatrix dar, welche in vier Abstufungen den Zusammenhang zwischen Qualitätsfaktor und Ausfallgrund beschreibt.

Für die Features mit einer hohen Korrelation zwischen Produktqualität und Störungen an der Anlage wurden, nach einer Dimensionalitätsreduktion, statistisch signifikante Korrelationen ermittelt. Zu diesem Zweck wurden parametrierbare Regelbausteine erstellt. Jede dieser Regeln wurde, wie in Tabelle 6.4 beschrieben, als mathematische Funktion dargestellt. Basierend auf diesen Regelbausteinen wurde für die ausgewählten Komponenten ein Reaktionsmodell abgeleitet, welches eine Kombination aus parametrisierten Einzelregeln darstellt. Mittels statistischer Analysen wurden signifikante Korrelationen zwischen einer Kombination an Regeln und dem Ausfallverhalten der Anlagen ermittelt. Da solch ein Reaktionsmodell basierend auf Kombinationsregeln eine höhere Entscheidungsqualität als beliebige Einzelregeln mit sich bringt, kann sichergestellt werden, dass die vorgeschlagenen Instandhaltungsmaßnahmen aussagekräftig sind und das operative Instandhaltungspersonal nicht durch eine hohe Anzahl an Fehlalarmen verunsichert wird (vgl. Ansari et al., 2019a).

Regelbaustein	Mathematische Funktion	Parameter
Gradient der Regressionskurve von $n$ gemessenen Werten	$b = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 * (y_i - \bar{y})^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	$n$ = Anzahl an gemessenen Werten $y_i$ = gemessene Werte $x_i = 1 \dots n$ (stellt das Datum der Messung dar) $\bar{x}, \bar{y}$ = arithmetischer Mittelwert von $x_i$ bzw. $y_i$
Mittelwert von $n$ gemessenen Werten	$\bar{y} < (>) T y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$	$\bar{y}$ = arithmetischer Mittelwert $T$ = vordefinierter Grenzwert
Varianzvergleich der gemessenen Werte	$\frac{s_N^2}{s_n^2} < (>) T s_N^2 = \frac{\sum_{i=1}^N n-N+1 (y_i - \bar{y}_N)^2}{N-1} s_n^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_n)^2}{n-1}$	$s_n^2; s_N^2$ = empirische Varianz von $n$ bzw. $N$ $N$ = Für den Vergleich berücksichtigte Werte (die letzten $N$ gemessenen Werte aus $n$ ) $\bar{y}_N$ = Arithmetisches Mittel von $N$ $\bar{y}_n$ = Arithmetisches Mittel von $n$
Anzahl an Grenzwertüberschreitungen	$f_n > m f \quad n = \sum_{i=1}^n f_i$	$f_i$ = Funktion welche die Korrelation zwischen gemessenem Wert und vorgegebenem Grenzwert beschreibt $m$ = Anzahl an Messwerten welche einen vorgegebenen Grenzwert unter- bzw. überschreiten
Abnutzungsvorrat	$w_r \leq w_s$	$w_r$ = Aktueller Abnutzungsvorrat einer Komponente $w_s$ = Definierte Eingriffsgrenze

Tabelle 6.4: Definierte Regelbausteine des Reaktionsmodells (vgl. Ansari et al., 2019a)

In Abbildung 6.4 wird beispielhaft die Verletzung einer Kombinationsregel dargestellt (vgl. Matyas et al., 2017). In diesem Beispiel für den Luftschlauch einer Spindel wird das Reaktionsmodell getriggert, sofern für einen Vergleichszeitraum von 25 Messwerten ( $n$ ) der Mittelwert 123,4 überschritten wird und gleichzeitig der Gradient der Regressionskurve zwischen  $9.00 * 10^{-5}$  und  $9.05 * 10^{-5}$  liegt. Wird eine solche Kombinationsregel getriggert, löst das Reaktionsmodell einen Vorschlag für eine geplante Wartungsmaßnah-

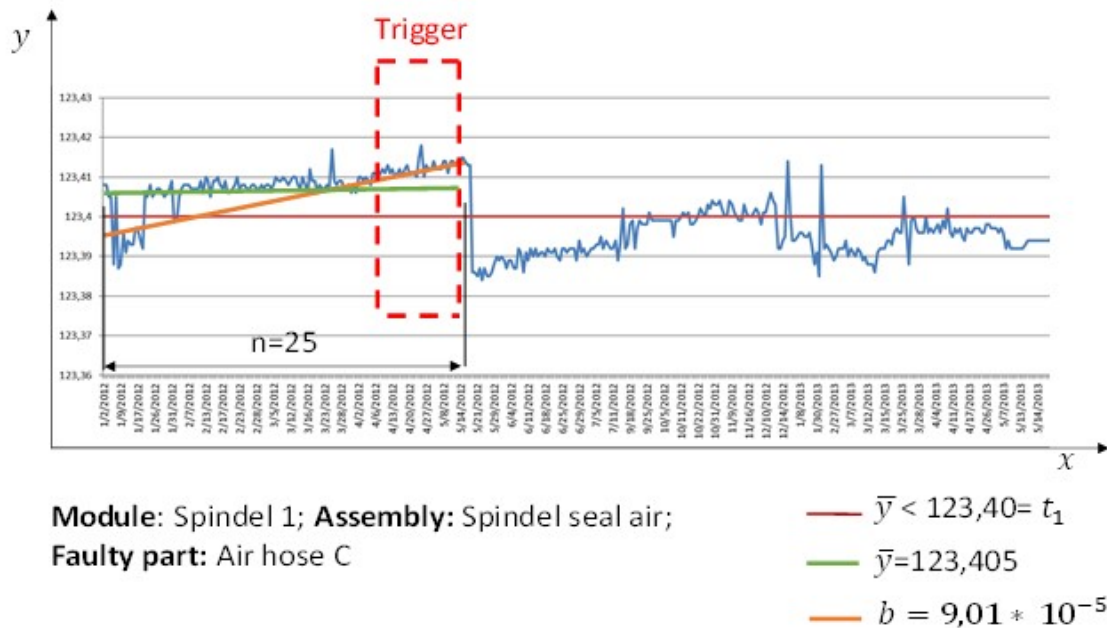


Abbildung 6.4: Beispielhafte Verletzung einer Kombinationsregel (vgl. Matyas et al., 2017)

me aus.

### 6.2.5 Überführen des Reaktionsmodells in die Produktionssteuerung

Um einen Nutzen aus den Ergebnissen des PriMA-Modells zu erzielen, müssen diese in der autonomen Produktionssteuerung berücksichtigt werden.

Abbildung 6.5 zeigt ein einfaches Entscheidungsmodell für die Integration in die Produktionssteuerung. Wird eine Maßnahme von PriMA vorgeschlagen, so wird zunächst geprüft, ob die für diese Maßnahme notwendigen Ersatzteile verfügbar sind. Ist dies nicht gegeben, so wird die Beschaffung der Ersatzteile ausgelöst und eine entsprechende Wartungsmaßnahme in der übergeordneten Produktionsplanung als Wartungsauftrag eingeplant. Dieser Wartungsauftrag wiederum reduziert den für die autonome Produktionssteuerung verfügbare Kapazität der Anlage.

Sind alle Ersatzteile verfügbar, so wird im nächsten Schritt geprüft, ob bereits geplante Wartungen vorgezogen bzw. gebündelt werden können. Somit wird verhindert, dass innerhalb einer Periode es unnötigerweise mehrfach zu einem Stillstand der Anlagen aufgrund geplanter Wartungsmaßnahmen kommt. Ist dies nicht möglich, wird im Rahmen der Produktionssteuerung eine passende Lücke für die durchzuführende Maßnahme identifiziert und die Maßnahme ausgelöst.

Kann keine passende Lücke im Produktionsprogramm gefunden werden, beispielsweise

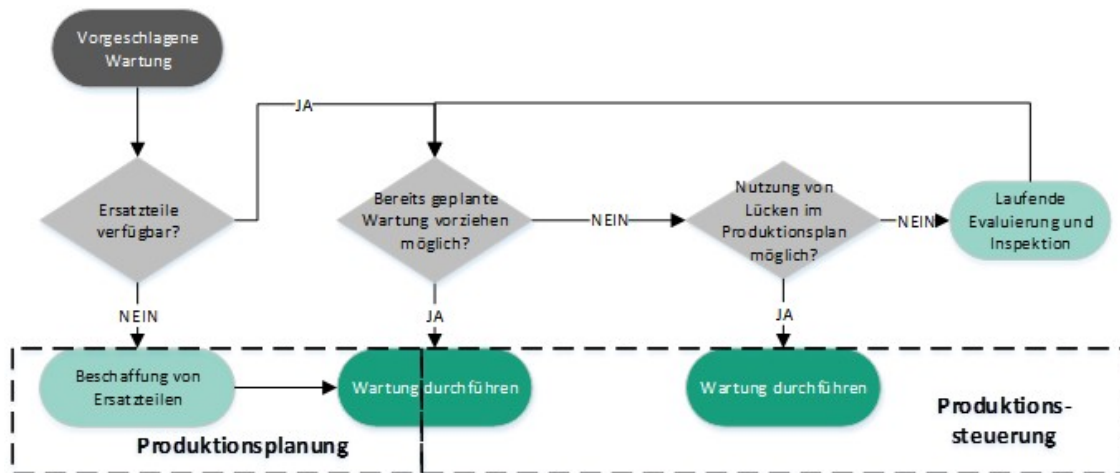


Abbildung 6.5: Entscheidungsmodell für die Integration in die Produktionssteuerung

weil die Priorität der vorhandenen Produktionsaufträge die Priorität der Wartungsmaßnahmen übersteigt, so wird eine laufende Inspektion veranlasst, welche gegebenenfalls dazu führt, dass durch die Erhöhung des Ausfallrisikos die Priorität der Wartungsmaßnahme erhöht wird.

Für die Umsetzung des Instandhaltungssystems zur Berücksichtigung in der autonomen Produktionssteuerung wird für die Komponenten der Motorspindel und Kugellrollenspindeln das PriMA-Modell angewendet. Da es im Rahmen des Simulationsmodells nicht möglich ist, die Qualitätsmessungen mit den entsprechenden Korrelationen zum Ausfallverhalten realitätsnah abzubilden, wird das Reaktionsmodell auf das Verhalten des Abnutzungsvorrat reduziert. Die restlichen Anlagenkomponenten werden reaktiv instandgesetzt. Das bedeutet, dass basierend auf dem Ausfallverhalten des vorliegenden Use-Cases ungeplante Ausfälle der Anlage im Simulationsmodell abgebildet werden.

### 6.3 Aufbau des Simulationsmodells zur Umsetzung des entwickelten Vorgehensmodells

Der in Kapitel 6.1 beschriebene Use-Case wurde im Rahmen eines agentenbasierten Simulationsmodells umgesetzt. Die agentenbasierte Simulation bietet die notwendigen Funktionalitäten, um das in Kapitel 5.1.3 entwickelte integrierte Planungsmodell mit seinen Agentenbausteinen stabil und zuverlässig umzusetzen. Dieses Simulationsmodell bildet sowohl die Reihenfolgeplanung der einzelnen Produktionsauftrages als auch die Abarbeitung im physischen Materialfluss und, damit verbunden, die Produktionssteuerung im Fall eines Maschinenstillstandes ab. Somit ist es möglich, das in Kapitel 5 entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der au-



tonomen Produktionssteuerung zu validieren und zu evaluieren, welchen Nutzen dieses Modell mit sich bringt.

### 6.3.1 Grundlagen der agentenbasierten Simulation

Da die agentenbasierte Simulation (AB) einen wesentlichen Teil zur Validierung der im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelten Methode darstellt, werden im folgenden die wesentlichen Begriffe und wissenschaftlichen Grundlagen vorgestellt und diskutiert.

**Agent und Agentensystem:** Der Begriff des Agenten leitet sich aus dem dem lateinischen Wort „agere“ ab, welches soviel wie „ausführen“ bedeutet. In diesem Sinne lässt sich ein Agent als ein Rechensystem, welches mit der Umwelt interagiert und folgende Eigenschaften besitzt, definieren (vgl. Wooldridge and Jennings, 1995):

- **Unabhängigkeit:** verhält sich autonom ohne direkte Kontrolle eines Menschen oder einer anderen Einrichtung
- **Soziale Fähigkeiten:** zur Zielerreichung bedient er sich zur Kommunikation über die Instanzen einer Kommunikationssprache
- **Reaktiv:** die Antworten auf Signale von der Umwelt sind präzise
- **Proaktiv:** ist mit einem zielgerichteten Verhalten ausgestattet

Zusammengefasst handelt es sich bei einem Agenten um ein Objekt, welches über Informations- und Telekommunikationstechnologie (IKT) mit der Umwelt und anderen Agenten in Kontakt steht und welches in der Lage ist, aufgrund der verfügbaren Information Handlungen zu veranlassen, welche wiederum Auswirkungen auf das Gesamtsystem haben (vgl. Block et al., 2016).

Ein solcher Agent kann sowohl für die Repräsentation eines biologischen oder physikalischen Objektes als auch für eine Organisation oder soziale Gruppen stehen. Die Aktionen, die durchgeführt werden, werden durch ein sogenanntes Verhaltensmodell bestimmt. Solch ein Modell umfasst im wesentlichen folgende Aspekte (vgl. Deckert and Klein, 2010): a) Unterschiedliche agentenspezifische Alternativen für eine Aktion; b) Definierte Entscheidungsregeln für die Auswahl einer Alternative, c) Logik für die agentenspezifische Änderung des Zustandes eines Agenten, d) Auswertung bzw. Analyse des Zustandes.

Innerhalb eines Agentensystems besitzen einzelne Agenten die Fähigkeit, innerhalb des Systems miteinander zu kommunizieren und so Daten auszutauschen, wobei der Datenaustausch bidirektional stattfindet. Dabei werden sowohl produktionsdatenverwaltende

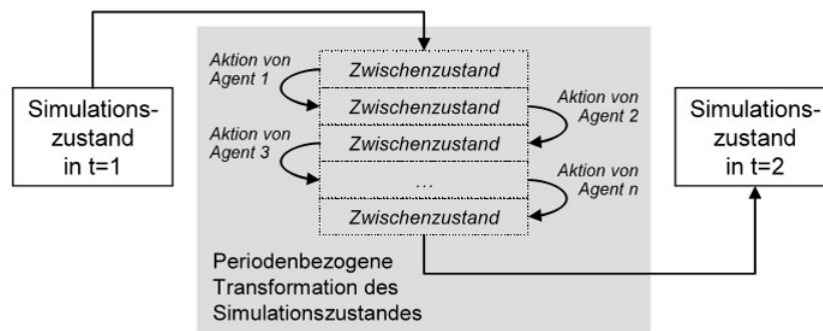


Abbildung 6.6: Grundlegender Ablauf der agentenbasierten Simulation (Deckert and Klein, 2010)

Softwaresysteme als auch Simulationsprogramme jeweils durch einen Agenten repräsentiert. Jeder Agent verfügt dabei über eine systemspezifische Schnittstelle zu seinem System. Der Vorteil solch eines Agentensystems besteht darin, dass die Systeme untereinander Anfragen verschicken und Daten austauschen können. 1:1 Schnittstellen zwischen zwei Systemen werden nicht mehr benötigt. Pro System ist eine Schnittstelle, die durch einen Agenten verwaltet wird, ausreichend. Es entsteht also ein dezentrales Agentensystem (vgl. Block et al., 2016).

**Aufbau eines agentenbasierten Simulationsmodells:** Die AB versucht im Rahmen eines Simulationsmodells das Verhaltensmodell unterschiedlicher Agenten innerhalb eines Agentensystems abzubilden. Wie auch bei anderen Simulationen wird dabei ein reales System auf die für die Simulation relevanten Elemente reduziert. Sowohl die Umwelt des Systems als auch die Verhaltensmodelle der einzelnen Elemente werden durch Parameter beschrieben (vgl. Macal, 2016). Bei der Simulation selbst sammeln die Agenten, ausgehend vom Anfangszustand des Systems, Informationen, werten diese aus und leiten daraus Aktionsalternativen ab. Basierend auf vorgegebenen Attributen des Agenten führt dieser eine Bewertung dieser Aktionsalternativen durch und veranlasst schlussendlich eine Aktion, die zum veränderten Endzustand des Systems führt. Jede Entscheidung eines Agenten verändert dabei den Simulationszustand, was in weiterer Folge Einfluss auf die zukünftigen Aktionen der weiteren Agenten hat. Abbildung 6.6 stellt diesen grundlegenden Ablauf der AB, wie von Deckert and Klein, 2010 beschrieben, dar.

Dabei gibt es unterschiedliche Möglichkeiten zur Definition von Entscheidungsregeln. Sowohl zufällige Entscheidungen als auch komplexe Regelwerke zur Entscheidungsfindung sind möglich. Die jeweiligen Entscheidungsregeln werden in der Regel über Parameter festgelegt und können statisch sein oder sich dynamisch während der Simulation anpassen (vgl. Deckert and Klein, 2010). Ebenso spielt die Interaktionen zwischen den

Agenten eine wesentliche Rolle. Diese können von einfachen Zustandsänderungen bis hin zu zielgerichtetem Verhalten oder sogar gegenseitigem Lernen reichen (vgl. Barbati et al., 2012). Die Gesamtheit der einzelnen Agentenaktionen innerhalb einer Periode führt zu einem neuen Endzustand der Periode, welcher wiederum einen neuen Ausgangszustand für die nächste Periode darstellt. Die Reihenfolge der Agentenaktionen innerhalb einer Periode kann dabei entweder zufällig, statisch oder auch durch spezielle Verfahren bestimmt sein, bei denen sich beispielsweise die Agenten für das Recht einer Aktion bewerben und dieses entsprechend zugewiesen bekommen (vgl. Deckert and Klein, 2010).

Vor diesem Hintergrund ist sich die Literatur einig, dass ein Modell zur AB aus folgenden Kernelementen besteht (vgl. Macal, 2016, Barbati et al., 2012 und Deckert and Klein, 2010):

- Eine Menge an Agenten und deren Attribute und Verhalten
- Eine Menge von Agentenbeziehungen und Methoden der Interaktion: Eine zugrundeliegende Topologie von logischen Zusammenhängen definiert, wie und mit wem die Agenten interagieren.
- Die Umgebung: Agenten interagieren zusätzlich mit ihrer Umgebung

**Umsetzung von agentenbasierten Simulation:** Grundsätzlich kann AB sowohl mit offenen Programmiersprachen als auch mit speziell dafür entwickelten Toolkits umgesetzt werden. Dabei gibt es verschiedene Umsetzungsalternativen zur Erstellung von agentenbasierten Modellen. Einfache Modelle können bereits mittels Kalkulationstabellen, wie zum Beispiel Microsoft Excel, umgesetzt werden. Dabei ist natürlich die Anzahl, Diversität, Verhalten und die Skalierung der Agenten sehr limitiert. Allgemeine computergestützte Rechensysteme wie MATLAB und Mathematica können ebenfalls zur Umsetzung herangezogen werden, jedoch besitzen diese keine speziellen Eigenschaften zur Modellierung von Agenten. Die Umsetzung in offenen Programmiersprachen wie Python, Java, C und C++ ist in der Regel relativ aufwändig, da das Modell von Grund auf neu programmiert werden muss. Dafür ist es allerdings möglich, die Modelle sehr individuell an die jeweiligen Anforderungen auszurichten. Außerdem existieren unterschiedliche Tools, welche speziell für die Umsetzung von agentenbasierter Modellierung entwickelt wurden, bzw. existieren Simulationslösungen, welche spezielle Funktionalitäten dazu bereitstellen. Eine Auswahl an Funktionalitäten für die Umsetzung agentenbasierter Simulation sind (vgl. Macal, 2016):

- Project Specification Services: Diese Funktionalität bietet dem Anwender die Möglichkeit zu identifizieren, welche Ressourcen ein Modell abbilden. Dabei wird zwi-

schen drei Ansätzen unterschieden: der library-oriented Ansatz, der Ansatz integrierter Entwicklungsumgebung und der hybride Ansatz.

- **Agent Specification Services:** Diese Funktionalitäten werden dazu verwendet, um die Attribute und das Verhalten der Agenten zu definieren. Dazu werden die Standardprogrammiersprachen C++ oder Java, Text-Domain-spezifische Sprachen wie Mathematica bzw. MATLAB oder visuelle DSL (Domain-spezifische Sprachen) wie Repast Symphony Flussdiagramme verwendet.
- **Input Data Specification:** Diese Funktionalität dient zur Erstellung und Speicherung jener Daten, die für die Simulationen benötigt werden. Zu den Standarddatenformaten gehören zum Beispiel „Extensible Markup Language“ (XML) Daten, Spreadsheets, Datenbanken oder GIS Daten. Einige Systeme erlauben das sogenannte „Checkpointing“, mit dem das Speichern und Wiederherstellen des momentanen Zustandes zu jedem Zeitpunkt möglich ist.
- **Model Execution Services:** Diese Funktionalitäten ermöglichen dem Anwender, die Simulation durchzuführen und mit diesen zu interagieren. Die Interaktionen können vom Modifizieren der Attribute der Agenten über die visuelle Darstellung in zwei oder drei Dimensionen bis hin zu Schnelldurchläufen ohne visueller Darstellung reichen.
- **Result Storage and Analysis Services:** Diese Funktionalitäten dienen dazu, Ergebnisse von einzelnen oder mehreren Simulationen zu untersuchen. Die meisten Implementierungsumgebungen erlauben dem Anwender aus diesem Grund die Erstellung von Text Daten oder binären Daten. Diese können entweder mit externen oder mit direkt in der Umgebung integrierten Analysetools untersucht werden.
- **Model Packaging and Distribution Services:** Diese Funktionalitäten dienen zur Komprimierung von Modellen: Dazu werden Methoden, wie zum Beispiel die Embedded-Plattform (Microsoft), DIE-basierte Komprimierung oder Stand-Alones genutzt.

Geeigneten Lösungen für die Umsetzung von agentenbasierter Simulation sind beispielsweise NetLogo (vgl. Villarraga et al., 2017), Mason (vgl. Luke et al., 2016), GAMA (vgl. Boella et al., 2013), Repast HPC (vgl. Segawa et al., 2015) oder Any Logic (vgl. Abar et al., 2017).

### 6.3.2 Vorstellung des verwendeten Simulationswerkzeuges AnyLogic

AnyLogic ist eine Software, mit der Simulationsmodelle erstellt werden können, welche die Komplexität von Produktionssystemen in verschiedenen Detaillierungsstufen abbilden

kann. Neben der Möglichkeit der diskreten Simulation und System Dynamics Simulationen liegt der Fokus von AnyLogic auf der Modellierung von agentenbasierten Simulationen sowie der Kombination mit der klassischen diskreten Simulation. Für den Aufbau des Simulationsmodells wurde auf AnyLogic zurückgegriffen, da das Werkzeug die Erstellung der Simulationsergebnisse in Text Daten oder binären Daten erlaubt und es somit die weitere Verarbeitung mit externen oder mit direkt in der Umgebung integrierten Analysetools ermöglicht. Außerdem ermöglicht AnyLogic die einfache Verwendung verschiedener visueller Programmiersprachen wie beispielsweise: Process Flowcharts, Stacharts, Action Charts oder Stock & Flow Diagramms (vgl. Junges and Klügl, 2013). Somit bietet AnyLogic viele Möglichkeiten, um Machine-Learning Algorithmen mit den Modellparametern zu verknüpfen und mit Opensource-Plattform (wie Python, R etc.) zu interagieren.

### 6.3.3 Beschreibung des agentenbasierten Simulationsmodells

Das Modell ist so konzipiert, dass unterschiedliche Varianten der Planung angewandt und außerdem verschiedene Instandhaltungsstrategien verfolgt werden können. In unterschiedlichen Experimenten ist es somit möglich, den Nutzen einer autonomen Produktionsplanung unter Berücksichtigung der Instandhaltungsplanung zu ermitteln. Das Simulationsmodell begrenzt sich auf einen Bereich der Getriebefertigung, welcher aus sechs Bearbeitungsmaschinen besteht. Als Systemgrenze für das Simulationsmodell werden die vorgelagerten und nachgelagerten Bearbeitungsschritte nicht berücksichtigt. Ebenso wird die Fördertechnik, welche die einzelnen Maschinen automatisiert beliefert, nicht im Detail modelliert. In Abbildung 6.7 ist die Modelloberfläche des entwickelten Simulationsmodells im Überblick dargestellt.

Die zentralen Elemente des Modells sind eine diskrete Ereignisumgebung (in der Abbildung in blau hervorgehoben), die Agenten für Maschine und Werkstücke (in der Abbildung in orange hervorgehoben), sowie die Monitoringoberfläche (in der Abbildung in grün hervorgehoben), um während der Simulation die sich ergebenden Kennzahlen und Maschinenzustände überprüfen zu können.

Grundlegend ist das Modell so aufgebaut, dass die einzelnen Produktionsaufträge in einer Liste an das Modell übergeben werden, im Rahmen der Reihenfolgeplanung den einzelnen Maschinen zugewiesen werden und dann den physischen Materialfluss durchlaufen. Im Falle eines Maschinenausfalls wird im Rahmen der Produktionssteuerung reagiert und gegebenenfalls eine alternative Maschine zugewiesen. Als Ergebnis der Simulation wird die tägliche Auslastung der Maschinen sowie auftretende Ausfälle und der sich somit ergebende Rückstau an Aufträgen ermittelt.

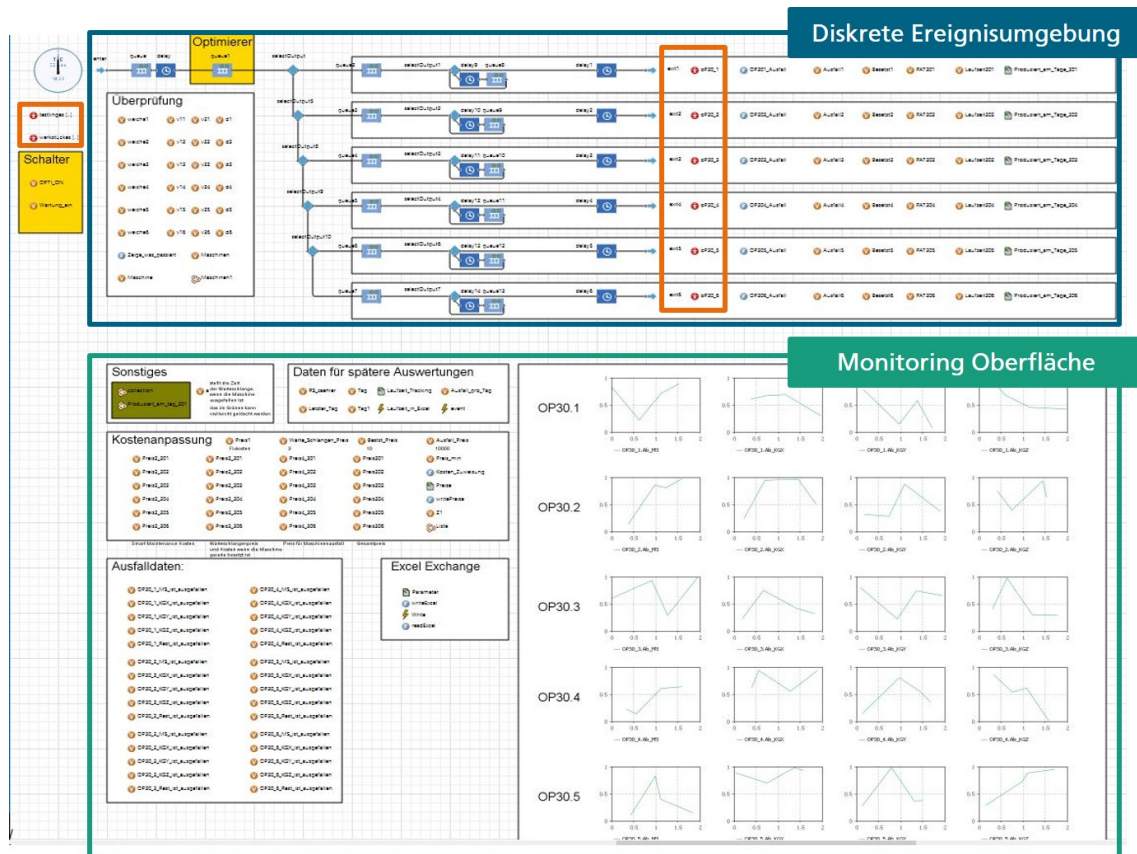


Abbildung 6.7: Übersicht des agentenbasierten Simulationsmodells

Die detaillierte Abbildung des physischen Materialflusses ist in Abbildung 6.8 dargestellt. Nachdem die Produktionsaufträge in einer Liste an das Modell übergeben und somit entsprechende Werkstück-Agenten (WPA) generiert werden, erfolgt im nachfolgenden Optimierer-Baustein, der mittels eines Schalters in den jeweiligen Modus eingestellt werden kann (in der Abbildung in orange hervorgehoben), eine Zuweisung auf die einzelnen Maschinen.

Dies erfolgt entweder manuell oder nach einem Marktprinzip abhängig vom jeweiligen Preis für die Bearbeitung eines Produkttyps auf der jeweiligen Maschine. Im nächsten Schritt prüft eine Verkettung von Entscheidungsknoten, welcher Weichenparameter aktuell gesetzt ist und leitet den aktuellen WPA zur entsprechenden Maschine (in der Abbildung in grün hervorgehoben). Der WPA landet anschließend in einer Warteschlange vor der jeweiligen Maschine. Jeder wartende WPA erhöht die Warteschlange und entsprechend auch den maschinenspezifischen Preis. Sobald ein WPA auf der Maschine tatsächlich produziert wird und entsprechend die Warteschlange verlässt, verringert sich dieser Preis wiederum.

Bevor der WPA tatsächlich an der Maschine bearbeitet wird, fragt ein Entscheidungskno-

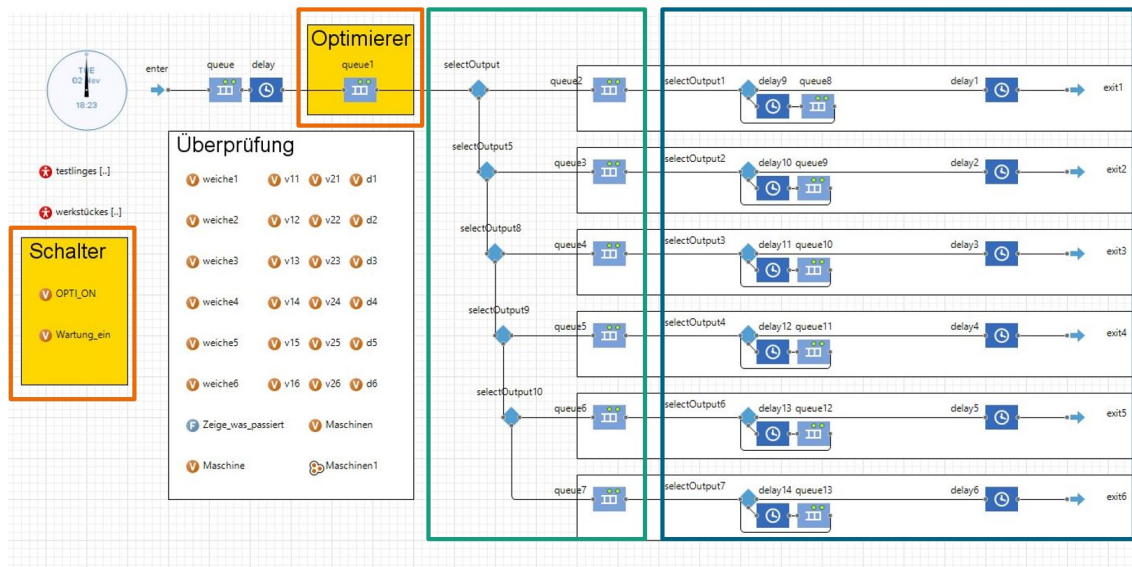


Abbildung 6.8: Abbildung des physischen Materialflusses im Simulationsmodell

ten ab, ob die Anlage aktuell ausgefallen ist. Sofern dies nicht der Fall ist, also die Maschine technisch verfügbar ist, wird der WPA zur Maschine geleitet (in der Abbildung in blau hervorgehoben). Der WPA verweilt solange an der Maschine, bis die Bearbeitungszeit der Maschine abgeschlossen ist. Nachdem das Produkt bearbeitet wurde, wird der Abnutzungsvorrat der Komponenten Motorspindel sowie der Kugelrollenspindel für X,Y und Z-Achse aktualisiert. Zu diesem Zweck wird je nach Produkttyp ein definierter Anteil, welcher durch das Verschleißverhalten vorgegeben ist, vom aktuellen Abnutzungsvorrat der Komponente abgezogen. Unterschreitet der Abnutzungsvorrat einer Komponente zu diesem Zeitpunkt einen definierten Mindestwert, so wird der Parameter „Ausfall“ für die jeweilige Maschine gesetzt. Darüber hinaus beschreibt der aktuelle Abnutzungsvorrat das Ausfallrisiko einer Anlage. Entsprechend dieses Risikos erhöht oder verringert sich der maschinenspezifische Preis der jeweiligen Maschine.

Abbildung 6.9 zeigt die interne Logik des Maschinenagenten. Dabei stellen all jene Komponenten, die in der Abbildung in grün hervorgehoben sind, die Verknüpfung zwischen den Maschinen in der diskreten Ereignisumgebung und der inneren Logik des Agenten dar. Im Inneren des Maschinenagenten befindet sich als zentraler Baustein das Zustandsdiagramm (in der Abbildung in orange hervorgehoben), welches angibt, ob sich die Maschine gerade im produktionsfähigen Betrieb oder im defekten Betrieb befindet. Daneben stehen die Maschinen-Parameter (in der Abbildung in blau hervorgehoben), welche den Abnutzungsgrad erfassen. Sobald eine Maschine ein Werkstück bearbeitet wird, eine Verschleißerscheinung erfasst und von den jeweiligen Parametern abgezogen. So kommt es,

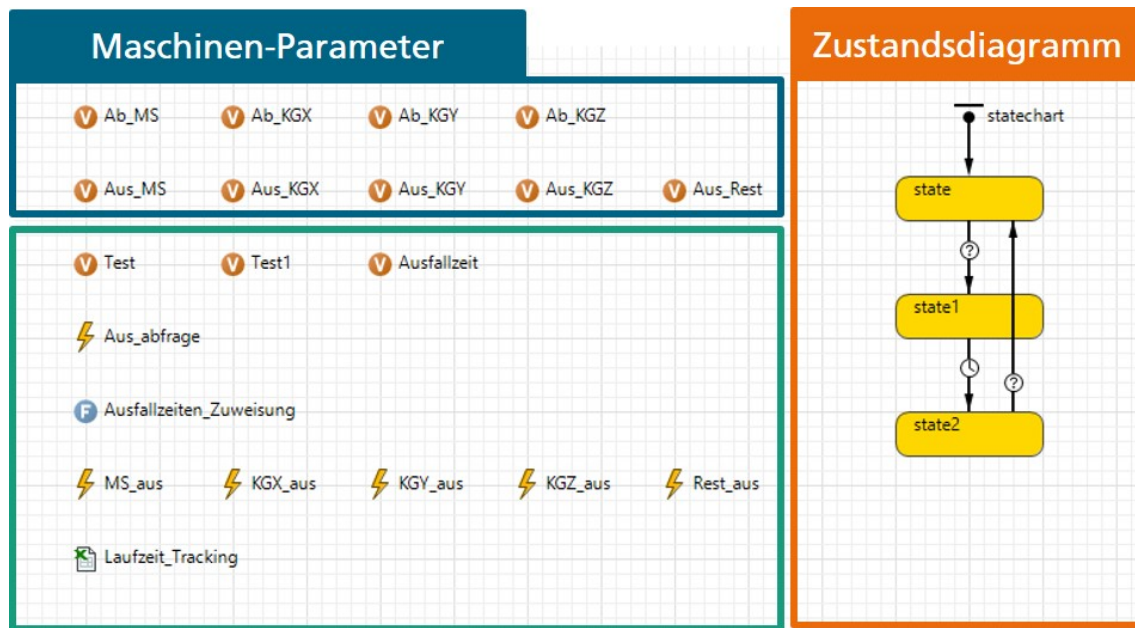


Abbildung 6.9: Logik des Maschinenagenten

dass eine Maschine nach einer gewissen Anzahl an bearbeiteten Werkstücken in einen defekten Betrieb gerät und somit für eine gegebene Zeit (Ausfallzeit) nicht für den Produktionsbetrieb zur Verfügung steht.

Fällt eine Maschine aus, wird der maschinenspezifische Preis signifikant erhöht, damit keine neuen Aufträge der jeweiligen Maschine zugewiesen werden. Gleichzeitig wird ein Instandhaltungsvorgang ausgelöst. Im Simulationsmodell ist dies so abgebildet, dass der Maschinen Agent (MA) abhängig davon, ob es sich um eine geplante oder ungeplante Maßnahme handelt, eine Ausfallzeit abwartet, bevor wieder WPAs an der Maschine bearbeitet werden können. Ist die Ausfallzeit vergangen, setzt der MA den Abnutzungsvorrat wieder auf 1.

Bevor der WPA schlussendlich das Simulationsmodell verlässt, wird das Ergebnis-Excel File aktualisiert, indem die aktuellen Abnutzungsvorräte der einzelnen Komponenten, etwaige Ausfälle, die Laufzeit der Maschinen und ein etwaiger Rückstau aktualisiert werden. Die aktuellen Abnutzungsvorräte der einzelnen Maschinen und Komponenten werden zusätzlich in einer grafischen Übersicht während der Simulation mitgeführt.

### 6.3.4 Input- und Output des Simulationsmodells

Im folgenden werden die relevanten Input- und Outputgrößen des Simulationsmodells beschrieben und in den Tabellen 6.5 und 6.6 zusammengefasst:



Input	Art des Inputs	Beschreibung	Prämissen
Produktionsaufträge	Planung	#Stück pro Produkttyp und Tag	Kapazitätsgeprüfte Losgrößenformel liegen vor
Manueller Reihenfolgeplan	Planung	#Stück pro Produkttyp und Anlage je Tag	Reihenfolgeplan entspricht dem von Experten erstellten Produktionsplan
Bearbeitungszeiten	Leistungsdaten	sec. pro bearbeitenden Stück je Produkttyp und Anlage	Grundlage sind historische Daten aus Use-Case
Verschleißverhalten	Systemverhalten	% Abnutzung pro bearbeitenden Stück je Produkttyp und Anlage	Grundlage sind historische Daten aus Use-Case
Preise	Ökon. Verhalten	Preis für Bewertung von Bearbeitung, Warteschlange, Stillstand und Ausfallrisiko	Preisfaktoren wurden iterativ ermittelt
Ausfallzeiten	Systemverhalten	sec. Stillstand pro Komponente je Anlage	Grundlage sind historische Daten aus Use-Case

Tabelle 6.5: Inputgrößen des Simulationsmodells

### Inputgrößen:

- **Produktionsaufträge:** Die einzelnen Produktionsaufträge werden als Liste an das Simulationsmodell übergeben. Dabei wird die Anzahl an zu produzierenden Stück der unterschiedlichen Produkttypen pro Tag angeführt. Diese Auflistung entspricht also einem groben Produktionsplan. In unserem Modell gehen wir davon aus, dass dieser grobe Produktionsplan Ergebnis einer mittelfristigen Produktionsplanung gegen begrenzte Ressourcen darstellt und somit kapazitätsgeprüfte Tageslosgrößen vorliegen.
- **Manueller Reihenfolgeplan:** Der Liste an Produktionsaufträgen, welche an das Simulationsmodell übergeben wird, liegt ebenso die Information bei, welche Produkte an welchem Tag auf welcher Maschine produziert werden sollen. Für den Fall der manuellen Reihenfolgeplanung stellt dies die Information dar, nach welcher die Produkte im physischen Warenfluss abgearbeitet werden. Der manuelle Reihenfolgeplan entspricht dem von Experten erstellten Produktionsplan aus dem betrachteten Use-Case.

- **Bearbeitungszeiten:** Die jeweiligen Bearbeitungszeiten der unterschiedlichen Produkttypen, welche den realen Daten des betrachteten Use-Cases entsprechen, werden als Liste an das Simulationsmodell übergeben.
- **Verschleißverhalten:** Das Ergebnis des PRIMA Modells in 5.2.1 wird als Liste an das Simulationsmodell übergeben. Diese Liste umfasst das Verschleißverhalten der Komponenten Motorspindel und der Kugelrollenspindel für X, Y und Z-Achse für die unterschiedlichen Produkttypen. Das bedeutet, dass ein konkreter Wert hinterlegt ist, um welchen sich der Abnutzungsvorrat der Komponenten durch die Produktion einer bestimmten Produkttype reduziert. Zum Start der Simulation liegt eine weitere Liste vor, welche den aktuellen Verschleißvorrat der Komponenten für alle sechs Maschinen bestimmt. Dieser Verschleißvorrat wird zum Beginn der Simulation zufällig ermittelt und für den Start der unterschiedlichen Experimente jeweils wieder zurückgesetzt, um eine Vergleichbarkeit zu ermöglichen.
- **Preise:** Die einzelnen Faktoren zur Ermittlung des maschinenspezifischen Preises werden an das Simulationsmodell übergeben. Dazu zählen beispielsweise die variablen von der Bearbeitungszeit abhängigen Kostenfaktoren oder Kostenfaktoren für die in einer Warteschlange befindlichen Preise.
- **Ausfallzeiten:** Die Ausfallzeiten der jeweiligen Maschinen und Komponenten werden als Liste an das Simulationsmodell übergeben. Grundlage dafür sind die realen historischen Daten aus dem betrachteten Use-Case. Die Ausfallzeiten werden für die Komponenten Motorspindel sowie Kugelrollenspindel der Achsen X,Y und Z im Detail betrachtet, während sonstige Komponenten unter der Kategorie „Rest“ zusammengefasst werden.

### **Outputgrößen:**

- **Abnutzungsvorrat der Maschinen und Komponenten:** Während der Simulation wird der Abnutzungsvorrat der Komponenten Motorspindel sowie Kugelgewindetribe der Achsen X,Y und Z für jede Maschine laufend aktualisiert und am Ende der Simulation in eine Liste gespeichert. Somit ist es möglich, das Verschleißverhalten der Maschinen und Komponenten zu überprüfen und zu beobachten.

Output	Art des Outputs	Beschreibung	Dokumentation	Nutzung der Outputgröße
Abnutzungsvorrat	Systemverhalten	% Abnutzung für jede Komponente pro Anlage	laufend und am Ende der Simulation	Monitoring des Verschleißverhalten während Simulation
Ausfälle	Ergebnisgröße	#Ausfälle pro Anlage inkl. betreffende Komponente	am Ende der Simulation	Auswertung der Anzahl an Ausfällen
Laufzeiten d. Maschinen	Ergebnisgröße	sec. welche die Maschine in Bearbeitung war	laufend und am Ende der Simulation	Bestimmung der Anlagenauslastung
Rückstau der Aufträge	Ergebnisgröße	Anzahl an Produktionsaufträgen in Rückstau je Anlage und Tag	laufend und am Ende der Simulation	Bewertung der Auswirkung auf die Termintreue
Entwicklung der Preise	Systemverhalten	Preis für Bewertung von Bearbeitung, Warteschlange, Stillstand und Ausfallrisiko	laufend	Feinabstimmung der festgelegten Preise

Tabelle 6.6: Outputgrößen des Simulationsmodells

- **Ausfälle:** Auftretende Ausfälle werden auf Tagesebene mitgeführt. Das bedeutet, dass für jeden Tag dokumentiert wird, ob es zu einen Ausfall gekommen ist und welche Maschine bzw. Komponente dieser Ausfall betroffen hat. Im Detail erfolgt die Zuordnung der Ausfälle auf die Komponenten Motorspindel sowie Kugelgewindetriebe der Achsen X,Y und Z. Die Ausfälle sonstiger Komponenten wird im Modell als Kategorie „Rest“ mitgeführt. Darüber hinaus erfolgt laufend eine Auswertung der Gesamtanzahl an Ausfällen der Maschinen und Komponenten seit Start der Simulation.
- **Laufzeiten der Maschinen:** Für jede der Maschinen wird tagesgenau die Laufzeit der Maschine mitgeführt und dokumentiert. Durch diese Information ist es also möglich, die technische Verfügbarkeit der Anlagen zu beobachten.
- **Rückstau der Aufträge:** Um die Auswirkung von mangelhafter Planung bzw. Maschinenausfällen auf die Termintreue bewerten zu können, wird der auftretende Rückstau der Produktionsaufträge mitgeführt und dokumentiert. Im Detail wird auf

Tagesbasis ermittelt, wieviele Produktionsaufträge nicht rechtzeitig, also am selben Tag, fertiggestellt wurden.

- **Entwicklung der Preise:** In einer zusätzlichen Liste wird die Entwicklung der maschinenspezifischen Preise und Auswahl des jeweilig festgelegten Preises pro Produktionsauftrag mitgeführt und dokumentiert. Dies dient zum einem der Validierung und Plausibilisierung des Simulationsmodells und zum anderen der Möglichkeit der Feinabstimmung der festgelegten Preise.

### 6.3.5 Beschreibung der Logiken zur Planung und Steuerung

Die im Simulationsmodell abgebildeten Logiken zur Reihenfolgeplanung und Produktionssteuerung wurden wie folgt modelliert:

**Zuweisung der Produktionsaufträge auf die einzelnen Maschinen:** Manuelle Reihenfolgeplanung: Im Falle der manuellen Reihenfolgeplanung wird die Information, an welcher Maschine ein Produkt gefertigt werden soll, von dem Optimierer-Baustein aus dem manuellen Reihenfolgeplan übernommen. Im Simulationsmodell wird dadurch ein Weichen-Parameter gesetzt, welcher im nachfolgenden Entscheidungsknoten bestimmend für die Abarbeitungum physischen Materialfluss ist.

Autonome Reihenfolgeplanung: Im Falle der autonomen Reihenfolgeplanung ermittelt der Optimierer-Baustein basierend auf einem Marktprinzip die jeweilige Maschine, auf welcher ein konkretes Produkt gefertigt werden soll. Zu diesem Zweck vergleicht der Optimierer-Baustein die unterschiedlichen Preise der einzelnen Maschinen welche zum Bearbeiten des jeweiligen Produkttyps anfallen würden. Der Optimierer-Baustein wählt anschließend den minimalen Preis aus und legt die entsprechende Maschine zur Bearbeitung fest, indem er den entsprechenden Weichen-Parameter im Simulationsmodell setzte.

**Festlegung des Preises:** Der Preis eines Produktionsauftrages an einer bestimmten Maschine ist entscheidend für die Festlegung der Maschine, an welcher ein Auftrag bearbeitet wird. Er setzt sich in der Regel aus folgenden Komponenten zusammen: a) dem produkttypabhängigen Preis für die Bearbeitung (abhängig von der Bearbeitungszeit); b) dem Warteschlangen-Preis (abhängig von der Anzahl an WPAs in der Warteschlange), und dem Ausfallrisiko-Preis (abhängig vom aktuellen Abnutzungsgrad der einzelnen Komponenten und Maschinen, sowie der potentiellen Ausfallzeit im Falle eines Maschinenausfalls).

**Produktionssteuerung im Fall eines Maschinenausfalls:** Im Falle eines Ausfalls einer Maschine wird der Ausfalls-Preis dem festgelegten Preis hinzugerechnet um sicherzustellen, dass im Falle eines Ausfalls keine weiteren WPAs der jeweiligen Maschine zugewiesen werden. Die bereits in der Warteschlange verbleibenden WPAs werden in diesem Fall vom vorgelagerten Entscheidungsknoten in eine weitere Warteschlange geleitetet und erhöhen wiederum den maschinenspezifischen Preis.

Das Modell ist so aufgebaut, dass sowohl reaktive als auch vorausschauend geplante Instandhaltungsstrategien abgebildet werden können. Im Fall der reaktiven Instandhaltung kommt es unabhängig von dem ermittelten Abnutzungsvorrat zu Ausfällen. Diese Ausfälle sind in der Form modelliert, dass ein möglichst reales Ausfallverhalten des Use-Cases abgebildet wurde. Nach Ablauf der durchschnittlichen Zeit zwischen zwei Fehlern (MTBF) einer Komponente kommt es zu einem Ausfall, welcher mit der durchschnittlichen Stillstandszeit die Ausfalldauer festlegt.

Im Falle der präskriptiven Instandhaltung wird davon ausgegangen, dass Wartungsmaßnahmen proaktiv veranlasst werden und dementsprechend die Ausfalldauer bei einer geplanten Maßnahme signifikant kürzer ausfällt als bei ungeplanten Ausfällen. Auch hier wurde auf reale Zusammenhänge im Use-Case, nämlich die durchschnittliche Reparaturzeit (MTTR) im Falle einer geplanten Maßnahme, zurückgegriffen. Im Simulationsmodell ist dies abgebildet, indem ein Ausfall auftritt, sobald der Abnutzungsvorrat einer Komponente einer Maschine erschöpft ist. In diesem Fall wird die Ausfalldauer durch die MTTR festgelegt. Dieses Vorgehen wird jedoch lediglich für die Komponenten Motorspindel sowie Kugelgewindetriebe der Achsen X, Y und Z angewendet. Die restlichen Komponenten werden weiterhin reaktiv instandgehalten, da davon auszugehen ist, dass aus wirtschaftlichen Gründen eine vorausschauende Instandhaltungsplanung lediglich für Komponenten mit einem besonders hohem Ausfallrisiko sinnvoll ist.

**Festlegung des maschinenspezifischen Preises der Produktionsaufträge:** Die in Formel 5.14 beschriebene Logik zur Ermittlung der Priorität der Produktionsaufträge wurde angewandt, um die maschinenspezifischen Preise der Produktionsaufträge zu bestimmen. In Formel 6.1 ist die Logik dargestellt, nach welcher der Optimierer-Baustein die Auswahl der Maschinenbelegung vornimmt. Für alle sechs verfügbaren Maschinen ( $n_{MA}$ ), auf welchen ein Produktionsauftrag produziert werden kann, wird der Preis eines zu produzierenden Produktes ( $p_i$ ) ermittelt. Dieser Preis setzt sich aus dem Bearbeitungspreis ( $K_{Bi}$ ), dem Preis für in der Warteschlange befindlichen Aufträgen ( $K_{wi}$ ), dem Preis im Falle eines Ausfalles ( $K_{AI}$ ) und dem Preis, welcher das Ausfallrisiko berücksichtigt ( $K_{STi}$ ), zusammen. Ist dieser Preis ( $p_i$ ) für alle Maschinen berechnet, wählt der Optimierer-Baustein, wie in Formel 6.2 dargestellt, den minimalen Preis aus.

---

**Algorithmus 16** Auswahl des Maschinenspezifischen Preises im Simulationsmodell

---

$$p_i = K_{Bi} + K_{wi} + K_{Ai} + K_{STi} \quad (6.1)$$

$$p_{imin} = \min[p_i(x)] ; x > 0 < n_{MA} \quad (6.2)$$


---

---

**Algorithmus 17** Modellierung der Kostenfunktion im Simulationsmodell

---

$$K_{Bi} = 0.0166667 * B_{zi} \quad (6.3)$$

$$K_{wi} = 3 * n_w + 10 * n_p \quad (6.4)$$

$$K_{Ai} = 1000 * a_i \quad (6.5)$$

$$K_{STi} = \max[K_{STi}(k)] ; k > 0 < n_k \quad (6.6)$$

$$K_{STi}(k) = (1 - w_{rk}) * St_k * 0,0166667$$


---

In Formel 6.3 , 6.4 und 6.5 ist die Berechnung der Preise  $K_{Bi}$ ,  $K_{wi}$  und  $K_{AI}$  dargestellt.  $K_{Bi}$  berechnet sich, indem die Bearbeitungszeit des jeweiligen zu produzierenden Produktes ( $B_{zi}$ ) mit einer fixen Konstante multipliziert wird.  $K_{wi}$  setzt sich aus der Anzahl an zu produzierenden Produkten in der Warteschlange multipliziert mit einer Konstanten und der Anzahl an in Bearbeitung befindlichen Produkten an der Anlage wiederum multipliziert mit einer fixen Konstante zusammen. Der Preis im Falle eines Ausfalls  $K_{AI}$  berechnet sich durch die Multiplikation eines fixen Wertes mit der Ereignisvariable  $a_i$ , welche im Falle eines Ausfalles den Wert 1 und ansonsten den Wert 0 einnimmt. Damit soll sichergestellt werden, dass im Falle eines Maschinenausfalles keine Aufträge auf die jeweilige Maschine verplant werden.

Die Berechnung des Preises zur Berücksichtigung des Ausfallrisikos  $K_{STi}$  ist in Formel 6.6 dargestellt. Hierzu wird für die jeweilig berücksichtigten Komponenten einer Anlage ( $n_k$ ) der komponentenspezifische Preis  $K_{STi}(k)$  berechnet.  $K_{STi}(k)$  setzt sich aus dem tatsächlichen Abnutzungsvorrat der jeweiligen Komponente ( $w_{rk}$ ), der auftretenden Stillstandszeit im Falle eines Ausfalles ( $St_k$ ), sowie einer vorgegebenen Konstante zusammen. Abschließend wird der maximale Preis der einzelnen Komponenten ausgewählt und für die Berechnung von  $p_i$  ausgewählt, da dieser das Risiko für den Ausfall der gesamten Anlage determiniert.

Validierungskriterium	Beschreibung	Reales Verhalten						Simulationsverhalten						Ø Delta
		A301	A302	A303	A304	A305	A306	A301	A302	A303	A304	A305	A306	
Auslastung	Belegung der Anlagen bezogen auf die verfügbare Arbeitszeit	79,3%	51,4%	80,5%	81,7%	90,2%	11,1%	79,5%	50,3%	80,3%	83,0%	90,9%	10,2%	0,75%
Aufteilung auf Maschinen	Verteilung der Produktionsmenge auf die Anlagen	19,4%	12,5%	21,9%	20,3%	23,6%	2,3%	19,3%	12,8%	22,0%	20,0%	23,4%	2,5%	0,20%
Ausfallverhalten	Anzahl IH-Maßnahmen	28	27	30	28	30	18	27	26	30	29	31	21	4,75%
Ausfallverhalten	Ø Stillstandszeit / Tag [h]	0,94	0,46	0,28	0,93	0,71	0,12	0,98	0,46	0,29	0,98	0,73	0,12	3,06%
Terminverschiebungen	Anzahl Produktionsmengen mit Terminverschiebungen	56664						55807						1,54%
	Anzahl an Tagen mit Terminverschiebungen	168						165						1,82%

Tabelle 6.7: Übersicht der Quantifizierungsmetriken

### 6.3.6 Validierung des entwickelten Modells

Das entwickelte Simulationsmodell wurde validiert um sicherzugehen, dass das Modell in der Lage ist, das reale Verhalten des Use-Cases abzubilden. Zur Validierung des Simulationsmodells wurden folgende Validierungskriterien geprüft und mittels den in Tabelle 6.7 dargestellten Quantifizierungsmetriken bewertet:

- **Auslastung des Produktionssystems:** Es wurde sichergestellt, dass sich die Auslastung der Maschinen in einem realistischen Rahmen befindet. Außerdem wurde geprüft, dass es zu keiner unrealistischen Aufteilung zwischen den Maschinen kommt. Hierbei liegt die durchschnittliche Abweichung zwischen dem realen und dem Simulationsverhalten bei unter einem Prozent.
- **Ausfallverhalten:** Es wurde geprüft, ob eine realistische Anzahl an Instandhaltungsmaßnahmen vorgesehen wird, bzw. wie sich die durchschnittliche Stillstandszeit verhält. Für den Fall der reaktiven Instandhaltungsstrategie ist dies insofern sichergestellt, als das reale Ausfallverhalten mittels MTBF und der durchschnittlichen Stillstandszeit im Fall eines Maschinenausfalls modelliert wurde. Die relativ hohe Abweichung von ca. fünf Prozent hinsichtlich der Anzahl an IH-Maßnahmen bzw. drei Prozent hinsichtlich der Stillstandszeiten ist mit teilweise relativ langen MTBF zu begründen. Daher kommt es abhängig von Start und Ende des Simulationslaufs zu Abweichungen.
- **Rückstau:** Es wurde validiert, dass die ermittelte Anzahl an (internen) Terminverschiebungen aufgrund von Maschinenausfällen bzw. unzureichender Planung in einem realistischen Ausmaß liegen und für den Fall der manuellen Planung in etwa im Bereich des realen Use-Cases liegen. Hierbei liegt sowohl die Abweichungen

der Anzahl an Tagen mit Terminverschiebungen als auch die Abweichung der Produktionsmengen mit Terminverschiebungen bei unter zwei Prozent.

- Entwicklung der festgelegten Preise: Ein besonderes Augenmerk bei der Validierung des Modells wurde auf die Entwicklung der festgelegten Preise gelegt. Hierbei wurde geprüft, welchen Einfluss Warteschlangen-Preis und Ausfallrisiko-Preis auf das Systemverhalten haben. Durch die Feinabstimmung dieser Preise wurde das gewünschte Verhalten erreicht. Nämlich, dass bei gleichbleibender Auslastung diejenige Anlage mit dem geringsten Ausfallrisiko priorisiert wird, jedoch dieser Effekt bei der Gefahr eines Rückstaus aufgrund zu langer Warteschlangen ausgeglichen wird und somit ein Gesamtoptimum zwischen Minimierung des Ausfallrisikos und Einhaltung des Rückstaus erzielt werden kann.

Nachdem das entwickelte Modell validiert wurde, wurden im Rahmen verschiedener Experimente unterschiedliche Strategien simuliert. Die Ergebnisse dieser Experimente werden in 7 dargestellt und somit das entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung evaluiert.



## 7 Ergebnisdarstellung und Interpretation

Um zu evaluieren welchen Nutzen die Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung mit sich bringt und unter welchen Rahmenbedingungen eine Steigerung der Anlagenproduktivität erzielt werden kann, wurden mit Hilfe des in Kapitel 6.3 entwickelten agentenbasierten Simulationsmodells drei unterschiedliche Experimente durchgeführt. 1) Reaktive Instandhaltung bei manueller Produktionssteuerung; 2) Reaktive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung und 3) Präskriptive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung.

	Angewendete IH-Strategie	Art der Produktionssteuerung	Ziel des Experiments
Experiment 1	Reaktive Instandhaltung	Manuelle Produktionssteuerung	Validierung des agentenbasierten Simulationsmodells; Referenz für die Quantifizierung des Nutzens
Experiment 2	Reaktive Instandhaltung	Autonome Produktionssteuerung	Quantifizierung des Nutzens von autonomer Produktionssteuerung unter Berücksichtigung reaktiver Instandhaltung
Experiment 3	Präskriptive Instandhaltung	Autonome Produktionssteuerung	Quantifizierung des Nutzens der integrierten Betrachtung innovativer Instandhaltungsstrategien und autonomer Produktionssteuerung

Tabelle 7.1: Übersicht der durchgeführten Experimente

Die durchgeführten Experimente werden im vorliegenden Kapitel im Detail beschrieben, die gewonnenen Erkenntnisse übersichtlich dargestellt und die daraus abgeleitete Ergebnisse verglichen. Basierend auf dieser Ergebnisinterpretation wird der konkrete Nutzen des vorgestellten Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung berechnet.

### 7.1 Experiment 1: Reaktive Instandhaltung bei manueller Produktionssteuerung

Im Experiment „Reaktive Instandhaltung bei manueller Produktionssteuerung“ wird der Fall abgebildet, dass ein manuell ermittelter Reihenfolgeplan abgearbeitet wird, solange die dafür notwendigen Maschinenkapazitäten verfügbar sind. Im Falle eines ungeplanten Maschinenausfalls wird eine Instandhaltungsmaßnahme ausgelöst, welche für die

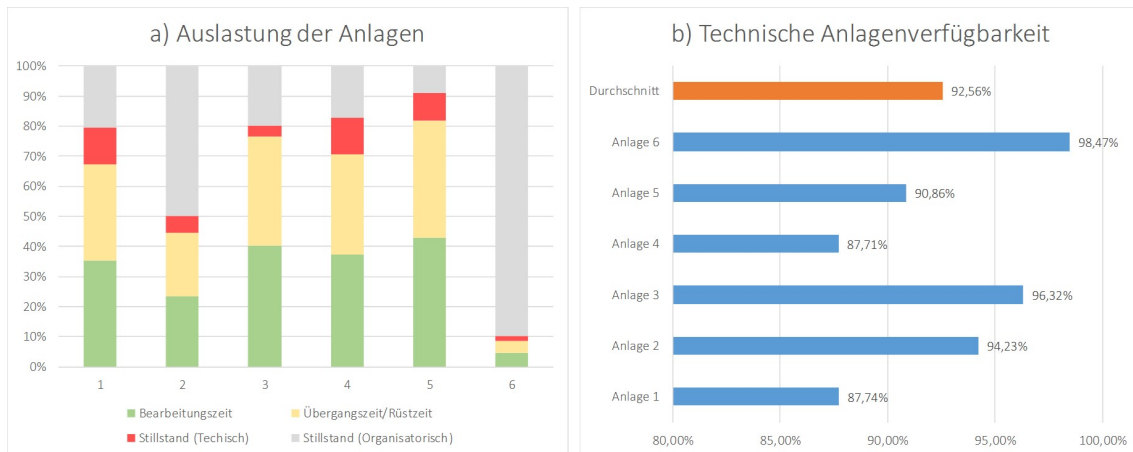


Abbildung 7.1: Experiment 1: a) Auslastung der Anlagen, b) Technische Anlagenverfügbarkeit

Zeit des Ausfalles die verfügbare Kapazität reduziert. In diesem Fall wird eine manuelle Umplanung angestoßen, da im Rahmen der Produktionssteuerung ein intakter Produktionsfluss sichergestellt werden muss. Das bedeutet, dass die Reihenfolge- und Maschinenbelegungsplanung der Aufträge unter Berücksichtigung der neuen Kapazitätssituation angepasst wird. Um zusätzliche Komplexität zu vermeiden, wird in dem vorliegenden Fall davon ausgegangen, dass die Maschinen nach der durchschnittlichen Stillstandsdauer wieder verfügbar sind und wieder verplant werden können. Anderenfalls müsste berücksichtigt werden, dass während der tatsächlichen Ausfallzeit eine erneute manuelle Planung notwendig sein könnte, sofern die Ausfalldauer signifikant von der angenommenen Stillstandszeit abweicht.

Wie in Abbildung 7.1 dargestellt, ist zu erkennen, dass die Produktionsaufträge ungleichmäßig auf die sechs verfügbaren Anlagen aufgeteilt wurde. Die Bearbeitungszeit der Anlagen ist als die reine Laufzeit der Bearbeitungszentren zu verstehen. Die Zeit, welche für den An- und Abtransport der Werkstücke, den Spannvorgang der Werkstücke und den Werkzeugwechsel im Fall eines Produkttypwechsel notwendig ist, ist als Übergangszeit separat ausgewiesen.

In Abbildung 7.1 ist außerdem die technische Anlagenverfügbarkeit der Anlagen dargestellt. Ungeplante Stillstandszeiten reduzieren die technische Anlagenverfügbarkeit auf bis zu 87,7%. Dadurch ergibt sich letztlich eine Produktivität von 30,26 produzierten Stück pro Stunde. Die auftretenden Stillstände führen darüber hinaus in 270 Fällen zu einer manuellen Umplanung und Anpassung der Produktionssteuerung. In Tabelle 7.2 sind die Ergebnisse des Experiments übersichtlich zusammengefasst.

Ebenso ist in Abbildung 7.1 zu erkennen, dass die verfügbare Kapazität der Anlagen nicht vollständig ausgenutzt wird und es zu organisatorischen Stillständen und Wartezei-

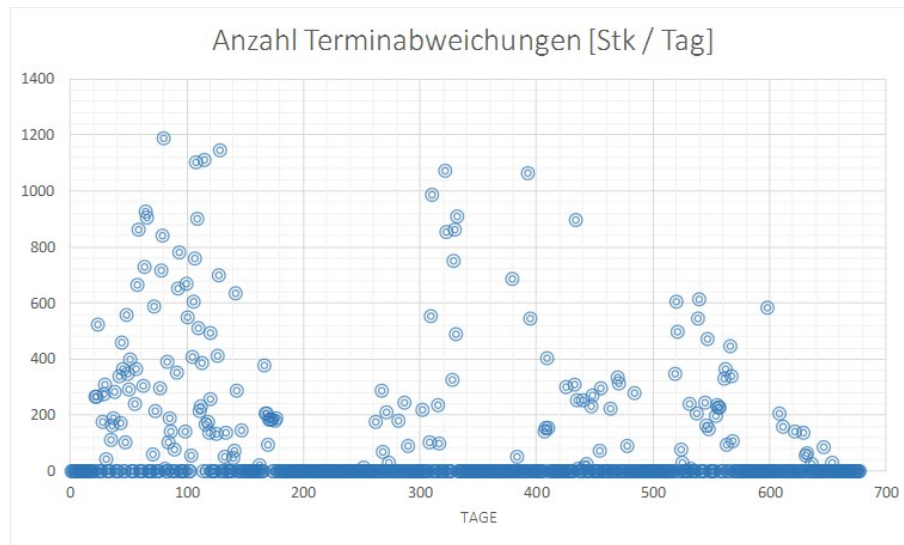


Abbildung 7.2: Experiment 1: Terminabweichungen durch Rückstau

ten kommt. Vor diesem Hintergrund ist es besonders bemerkenswert, dass es trotzdem zu einer hohen Anzahl an Terminabweichungen durch Rückstau der Aufträge, wie in Abbildung 7.2 dargestellt, kommt. Dies bedeutet, dass Aufträge nicht am geplanten Tag fertiggestellt werden konnten und es somit zu einem Rückstau der zu produzierenden Aufträgen kommt. Insbesondere im Falle von ungeplanten Ausfällen der Anlage summiert sich dieser Rückstau über mehrere Tage, was in einen maximalen Rückstau von 1185 Stück resultiert. Wie in Abbildung 7.2 ersichtlich, handelt es sich dabei um keine Ausnahmen, denn ein resultierender Rückstau von mehreren hundert Stück pro Tag kommt regelmäßig vor. Insgesamt kommt zu einem Rückstau von durchschnittlich 82,3 Aufträgen mit Terminabweichungen pro Tag.

## 7.2 Experiment 2: Reaktive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung

Das Experimente „Reaktive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung“ stellt den Fall dar, dass die Reihenfolge der Aufträge und die Maschinenbelegung autonom, basierend auf einem marktbasieren Prinzip, gesteuert wird. Je nach zu produzierendem Produkttyp, Zustand der Anlage und aktuellem Auftragsstand wird ein Preis für den Produktionsauftrag berechnet und Maschinenbelegung sowie die Reihenfolge der Aufträge ermittelt. Analog zu Experiment 1 wird im Fall eines ungeplanten Ausfalls eine Instandhaltungsmaßnahme ausgelöst, welche die Kapazität der Maschinen reduziert. Diese „Nicht-Verfügbarkeit“ wird im Rahmen der autonomen Steuerung als erhöhter Preis berücksichtigt, sodass keine Aufträge an eine stillstehende Anlage verplant werden.

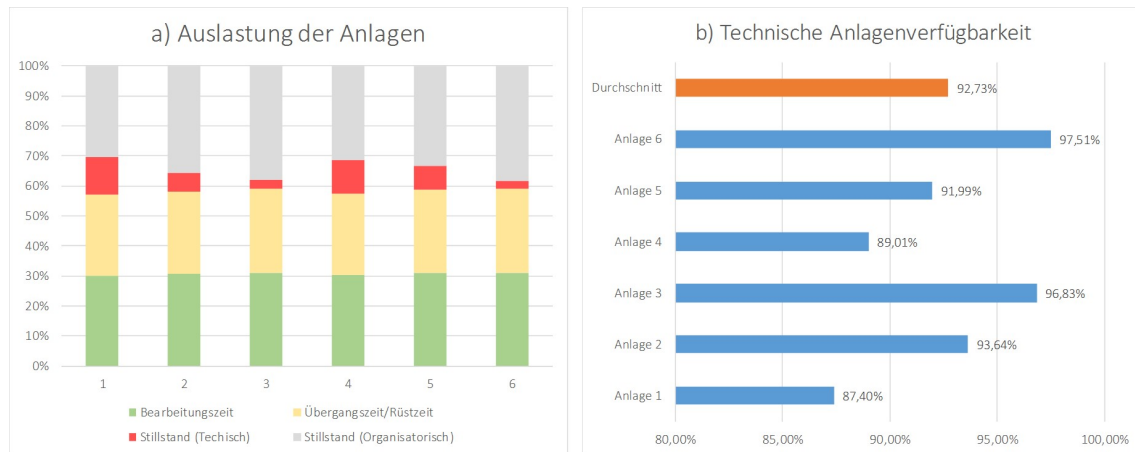


Abbildung 7.3: Experiment 2: a) Auslastung der Anlagen, b) Technische Anlagenverfügbarkeit

Diese autonome Steuerungslogik führt dazu, dass, wie in Abbildung 7.3 erkennbar, die Auslastung der einzelnen Anlagen geglättet wird und gleichermaßen ausgelastet wird. Da sich in Experiment 2 die Logik der Instandhaltungsplanung im Vergleich zum vorangegangenen Experiment nicht geändert hat, kommt es hierbei zu keiner signifikanten Veränderung der technischen Anlagenproduktivität. Jedoch entfällt im Falle eines ungeplanten Stillstandes die Notwendigkeit einer manuellen Umplanung im Rahmen der Produktionssteuerung (vgl. Tabelle 7.2). Tritt ein ungeplanter Ausfall der Anlage auf, werden einfach die Preise neu ermittelt und die Maschinenbelegung autonom angepasst.

Der wesentliche Unterschied der beiden Ergebnisse zeigt sich jedoch in der Entwicklung der Terminabweichungen aufgrund von Rückstau der Aufträge. Wie in Abbildung 7.4 dargestellt, kommt es zu signifikant weniger Terminabweichungen der Produktionsaufträge. Insgesamt tritt nur an 27 Tagen der Fall ein, dass Produktionsaufträge nicht termingerecht fertiggestellt werden können. Ebenso reduziert sich die Höhe des maximalen Rückstaus auf 199 Stück und die durchschnittliche Anzahl an Aufträgen mit Terminabweichung pro Tag auf 3,9. Dies entspricht also einer Reduktion von ca. 85% der Terminabweichungen aufgrund von Rückstau. In Abbildung 7.4 ist darüber hinaus klar erkenntlich, dass ein erhöhter Rückstau vor allem dann auftritt, wenn mehr als eine Anlage gleichzeitig einen ungeplanten Ausfall aufweist.

### 7.3 Experiment 3: Präskriptive Instandhaltung bei autonomer Produktionssteuerung

Anders als bei Experiment 1 und 2, welche jeweils eine reaktive Instandhaltungsstrategie verfolgen, stellt das Experiment „Präskriptive Instandhaltung bei autonomer Produktions-

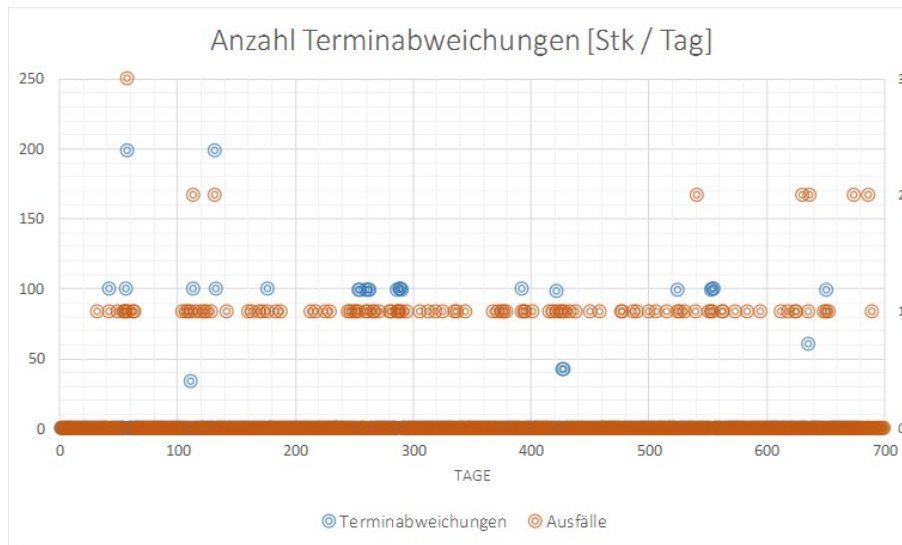


Abbildung 7.4: Experiment 2: Terminabweichungen durch Rückstau

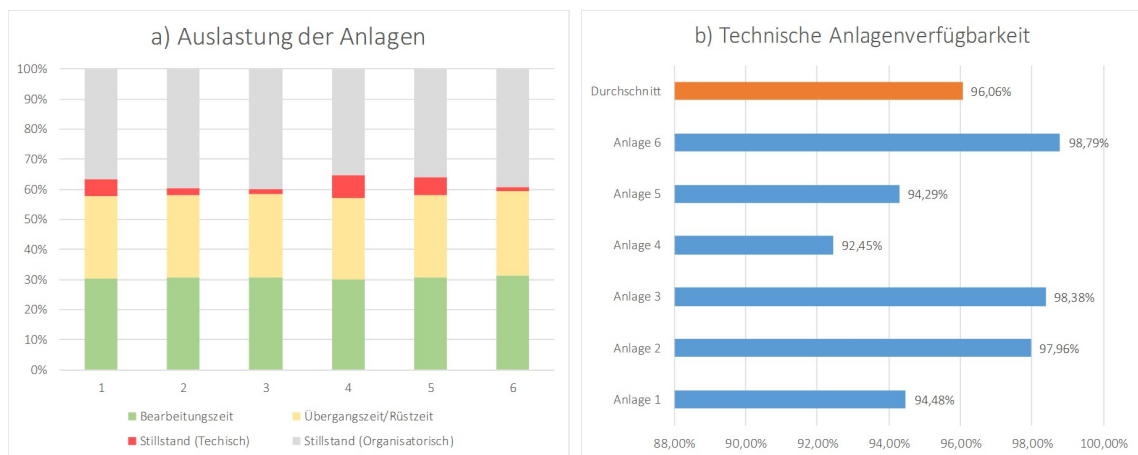


Abbildung 7.5: Experiment 3: a) Auslastung der Anlagen, b) Technische Anlagenverfügbarkeit

steuerung“ den Fall dar, dass die Instandhaltungsmaßnahmen an den Anlagen, basierend auf dem Zustand der Maschinen, präskriptiv ausgelöst wird. Wird also ein Produkt an einer Maschine produziert, so verringert sich der Abnutzungsvorrat der Komponenten um einen definierten Wert. Abhängig von diesem Abnutzungsvorrat verändert sich der Preis eines Produktionsauftrages an dieser bestimmten Maschine. Damit soll verhindert werden, dass besonders kritische Aufträge zusätzlich einem hohen Ausfallrisiko unterliegen sind. Dabei ist wichtig zu erwähnen, dass diese präskriptive Instandhaltung lediglich für ausgewählte Komponenten verfolgt wird, während die restlichen Komponenten der Anlage weiterhin reaktiv instandgesetzt werden.

Wie in Abbildung 7.5 erkenntlich, verhält sich die Auslastung der einzelnen Anlagen aufgrund derselben Logik zur autonomen Produktionssteuerung analog wie in Experiment 2

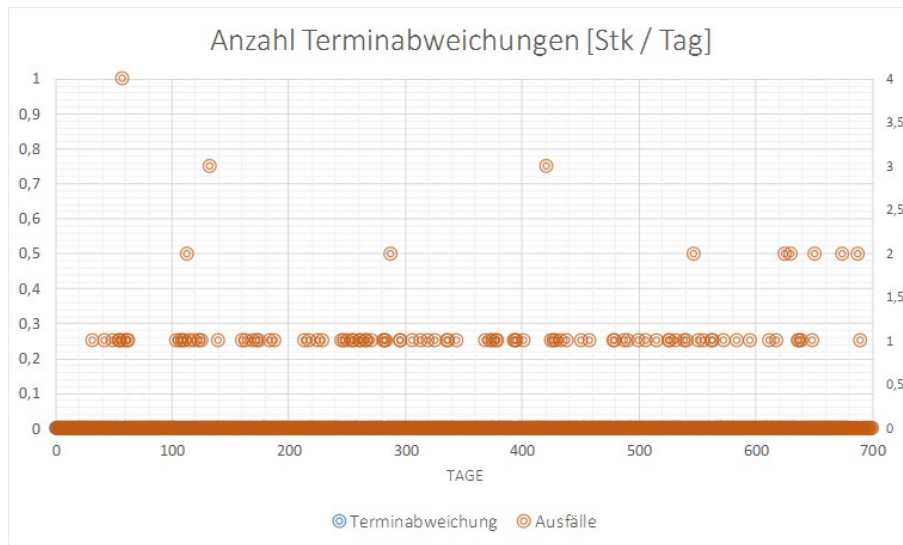


Abbildung 7.6: Experiment 3: Terminabweichungen durch Rückstau

und weist ein gleichmäßig verteiltes Bild dar. Die technische Anlagenverfügbarkeit kann jedoch im Vergleich zu den beiden vorangegangenen Experimenten signifikant gesteigert werden, da die geplante Wartung der präskriptiv instandgesetzten Komponenten zu einer geringeren Stillstandszeit als die ungeplante reaktive Instandhaltung führt. Diese Reduktion der Stillstandszeiten resultiert auch in einer erhöhten Produktivität von 31,8 Stück pro Stunde (vgl. Tabelle 7.2). Dieser Effekt begründet sich dadurch, dass im Falle einer geplanten Maßnahme keine Wartezeiten für eine etwaige Suche nach Ersatzteilen oder verfügbarem qualifizierten Personal auftreten. Außerdem reduziert sich die Zeit für Fehlersuche im Falle eines ungeplanten Stillstandes sowie etwaige Anfahrverluste, da geplante Maßnahmen in der Regel nicht während der Produktion eines bestimmten Loses durchgeführt werden müssen.

Durch die integrative Betrachtung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung ist es außerdem möglich, die auftretenden Terminabweichungen aufgrund von Rückstau gänzlich zu vermeiden. Wie in Abbildung 7.6 dargestellt, hat selbst ein gleichzeitiger Ausfall von mehreren Anlagen keinen negativen Effekt auf die Terminabweichungen. Dies ist möglich, da der Zustand der für die Steuerung eines kontinuierlichen Produktionsflusses entschiedenen Anlagenkomponenten bereits in der Produktionssteuerung berücksichtigt und somit das Ausfallrisiko minimiert wird. Die weiterhin reaktiv instandgehaltenen Komponenten haben selbst im Falle eines ungeplanten Ausfalls wenig Einfluss auf den Produktionsfluss, da diese innerhalb eines kurzen Zeitintervalls wieder instandgesetzt werden können.

Tabelle 7.2: Vergleich der Ergebnisse der Experimente

Ergebnis des Experiments	Experiment 1	Experiment 2	Experiment 3
Anzahl Tage mit Terminabweichungen durch Rückstau	165	27	0
Durchschnittlicher Rückstau pro Tag (Aufträge mit Terminabweichung pro Tag)	82,3	3,9	0
Maximaler Rückstau (Aufträge mit Terminabweichung)	1185	199	0
Termintreue	91,4%	99,6%	100%
Anzahl manueller Umplanungen durch Maschinenstillstände	270	0	0
Durchschnittliche Anlagenverfügbarkeit	92,5 %	92,7%	96,1%
Produktivität (Stk./Stunde)	30,26	30,35	31,97

#### 7.4 Interpretation der Ergebnisse und Quantifizierung des Nutzens

Die wichtigsten Ergebnisse der drei durchgeführten Experimente sind in Tabelle 7.2 übersichtlich dargestellt.

Offensichtlich sticht dabei eine drastische Reduktion der Terminabweichung aufgrund von Rückstau der Aufträge heraus. Durch die Nutzung von autonomer Produktionssteuerung können die Tage, an denen es zu Terminabweichungen aufgrund von Rückstau kommt, von 165 auf 27 um über 80% reduziert werden. Abbildung 7.7 c) zeigt die drastische Reduktion dieser Terminabweichungen, insbesondere des maximalen Rückstaus, im Detail. Durch die Reduktion der Terminabweichungen von durchschnittlich 82,3 Stück pro Tag auf 3,9 Stück pro Tag kann die interne Termintreue von 91,4% auf 99,6% um knapp 9% erhöht werden. Durch die zusätzliche Berücksichtigung von präskriptiver Instandhaltung ist es möglich, die Terminabweichungen gänzlich zu vermeiden und somit eine Termintreue von 100% erreichen zu können. Somit kann die interne Termintreue im dargestellten Use-Case um 9,4% erhöht werden.

Vergleicht man die Ergebnisse in Tabelle 7.2, ist darüber hinaus eine signifikante Reduktion der notwendigen manuellen Umplanungen aufgrund von Maschinenausfällen zu beobachten. Da im Falle der autonomen Produktionssteuerung ein ungeplanter Ausfall der Anlage dazu führt, dass Reihenfolge und Maschinenbelegung selbstständig angepasst werden, entfällt dieser manuelle Aufwand also. Geht man in dem vorliegenden Use-Case davon aus, dass eine manuelle Umplanung im Durchschnitt 30 Minuten pro Planungsvorgang benötigt, so ergibt sich eine potentielle Einsparung von 135 Stunden in der betrachteten Periode für die betrachteten sechs Anlagen. Rechnet man dieses Potential auf

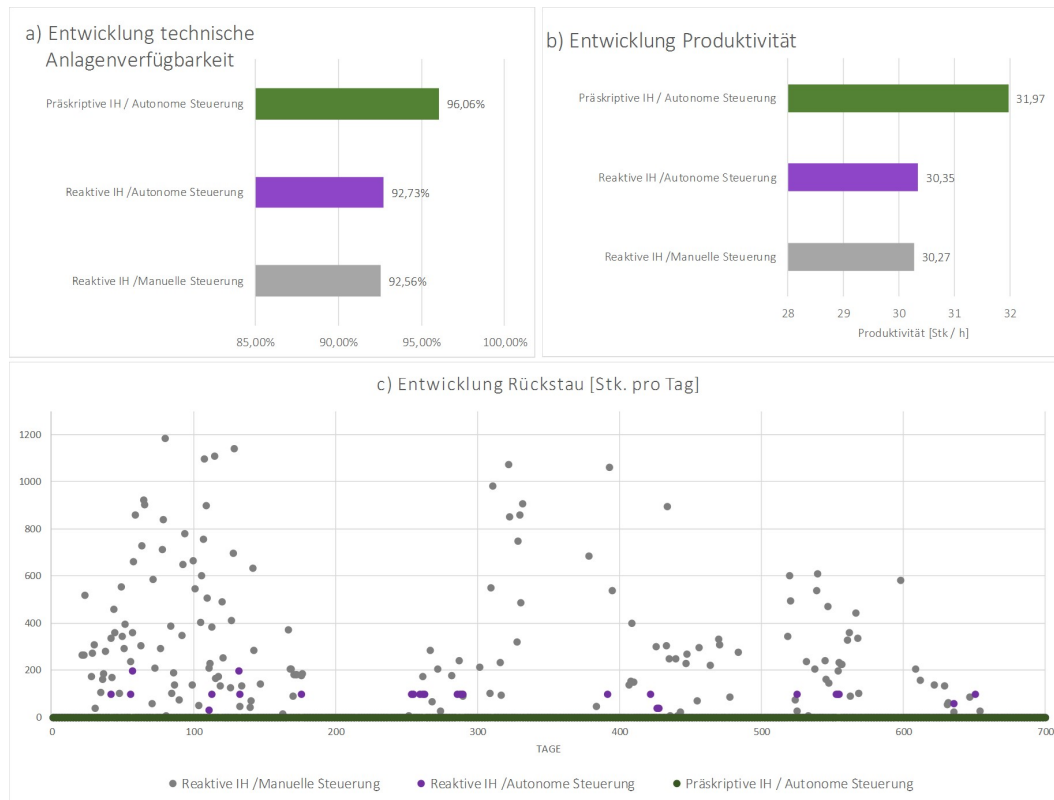


Abbildung 7.7: Quantifizierung des Nutzens | a) Technische Anlagenverfügbarkeit; b) Produktivität; c) Terminabweichung

die 58 baugleichen Anlagen hoch und normiert es auf ein Kalenderjahr, ergibt sich ein Potential von 702,5 Stunden pro Jahr. Geht man nun von einem branchenüblichen Kostensatz von 42 Euro / Stunde aus, ergibt das ein Verbesserungspotential von € 29.507 pro Jahr für den betrachteten Fertigungsbereich, welches sich durch die Reduktion der manuellen Aufwände für das Umplanen ergibt. In der Realität ist davon auszugehen, dass eine Reduktion der Aufwände für manuelles Umplanen noch höher ausfällt, da ja nicht nur im Falle von ungeplanten Maschinenausfällen, sondern auch in weiteren internen sowie externen Turbulenzen eine Umplanung notwendig ist.

Die Entwicklung der technischen Anlagenverfügbarkeit sowie der Produktivität ist in Abbildung 7.7 dargestellt. Während die reine Nutzung einer autonomen Produktionssteuerung nahezu keinen Einfluss auf die technische Anlagenverfügbarkeit und somit auf die die Produktivität hat, führt die Integration von präskriptiver Instandhaltungsplanung in der autonomen Produktionssteuerung zu einer signifikanten Erhöhung der technischen Anlagenverfügbarkeit. In dem vorliegenden Use-Case wurde eine Erhöhung der technischen Anlagenverfügbarkeit um 3,8% von 92,5% auf 96,1% erzielt, da die Wartungen, welche präskriptiv ausgelöst werden, eine geringere Stillstandszeit als ungeplant auslöst Reparaturen mit sich führen. Geht man davon aus, dass ca. 25% der Stillstandszeiten



lohnkostenwirksam als Erhöhung der Reparaturzeit zu Buche schlagen, ergibt sich eine Reduktion von ca. 1480 Stunden pro Jahr. Bei einem durchschnittlichen Kostensatz für das Instandhaltungspersonal von € 35 pro Stunde ergibt sich eine Reduktion von € 51.885 pro Jahr. Durch die Verbesserung der technischen Anlagenverfügbarkeit kann darüber hinaus die Produktivität, welche in dem vorliegenden Use-Case als Verhältnis der produzierten Stück pro Stunde definiert wird, von 30,26 auf 31,97 Stück um 5,6% gesteigert werden. Diese Produktivitätssteigerung kann entweder dazu führen, dass mehr Stück in der zur Verfügung stehenden Zeit produziert werden können, um die Gesamtausbringung zu erhöhen, oder dass der notwendigen Ressourceneinsatz für die Produktion der gewünschten Stückzahlen kostenwirksam reduziert wird.

Zusammenfassend lässt sich also folgern, dass eine Umsetzung einer autonomen Produktionssteuerung von den vorherrschenden Rahmenbedingungen und Zielsetzungen des Produktionssystems abhängt. Soll eine Erhöhung der Termintreue und Reduktion der manuellen Planungsaufwände erreicht werden, ist die Umsetzung einer autonomen Produktionssteuerung bei reaktiver Instandhaltung ausreichend. In diesem Fall wird jedoch keine signifikante Erhöhung der Anlagenproduktivität erreicht. Dafür ist eine Integration innovativer Instandhaltungsstrategien wie präskriptiver Instandhaltung zwingend notwendig. Aus diesem Grund ist bei einer Investitionsentscheidung im Detail zu klären welche Ziele durch die Umsetzung adressiert werden sollen. Auf jeden Fall bedingt die Umsetzung jedoch die Integration des Ausfallverhaltens der Anlagen, sei es lediglich im Fall der reaktiven Instandhaltung. Anderenfalls würde es zu zusätzlichen Rückstaus im Fall eines Anlagenstillstandes kommen.

Die Anwendung einer präskriptiven Instandhaltungsplanung ist natürlich auch unabhängig von einer autonomen Produktionssteuerung umsetzbar, führt in dem Fall allerdings wieder zu einer Erhöhung der Komplexität in der PPS, wodurch sich in der Regel das theoretische Potential durch modernen Instandhaltungsstrategien in der Praxis nicht heben lässt. Andererseits ist die Integration von Instandhaltung als Enabler für die autonome Produktionssteuerung zu betrachten. Erst durch klare Regelungen, wie sich eine autonome Steuerung im Falle eines Ausfalles der Anlage verhält und wie der Fall eines erhöhten Ausfallrisikos berücksichtigt wird, kann eine entsprechende Akzeptanz zur Umsetzung von autonomer Produktionssteuerung erreicht werden.

## **7.5 Rahmenbedingungen für die erfolgreiche integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung**

Um das entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien erfolgreich anwenden zu können, sind einige Rahmenbedingungen zu beachten.

In dem vorliegenden Use-Case sind die sechs betrachteten Maschinen technisch durch ein automatisiertes Förderband verbunden. Das heißt, dass je nach aktueller Maschinenbelegungsplanung eine Materialversorgung der Maschine ohne zusätzlichen logistischen Aufwand möglich ist. Für den Fall, dass eine kurzfristige zustandsbasierte Änderung in der Reihenfolge bzw. Maschinenbelegung zu einem erheblichen logistischen Aufwand führt, stehen die möglichen Potentiale hinsichtlich Reduktion von Terminabweichungen und erhöhter Verfügbarkeit diesem logistischen Mehraufwand gegenüber. Für eine erfolgreiche integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung ist also ein intralogistisches Konzept erforderlich, welches flexibel auf kurzfristige Änderungen in Reihenfolge- bzw. Maschinenbelegungsplanung reagieren kann. Dazu kann beispielsweise eine geeignete Automatisierungslösung oder aber eine Materialversorgung mittels autonomer, fahrerloser Transportsysteme (FTS) verwendet werden.

Vor diesem Zusammenhang sind natürlich auch die verfügbaren Produktionsanlagen und das Layout des Produktionsbereichs von hoher Bedeutung. In dem betrachteten Use-Case ist das Produktionslayout so gestaltet, dass unabhängig von der Maschinenbelegung die Transportstrecke bzw. Transportzeit und somit der logistische Aufwand nahezu gleichwertig ist. Für den Fall, dass es zwar mehrere Maschinen gibt, die die Bearbeitung der anstehenden Produktionsaufträge durchführen können, diese aber an unterschiedlichen, weit entfernten Orten in der Produktion stehen, wird das Potential durch autonome Produktionssteuerung gemindert. Zwar können diese Transportaufwände im Rahmen der Kostenfunktion des marktbasiereten Modells berücksichtigt werden, jedoch wird dadurch die Flexibilität stark eingeschränkt, da der zusätzliche logistische Aufwand in der Regel den Nutzen einer Änderung der Maschinenbelegung negieren wird.

Naheliegender ist auch, dass der vorliegende Ansatz darauf basiert, mehrere Maschinen zur Verfügung zu haben, welche die Bearbeitung des anstehenden Produktionsauftrages durchführen können. Stehen lediglich eine oder wenige Maschinen zur Verfügung, auf welche ausgewichen werden könnte, kann durch die Anpassung der Reihenfolgeplanung der Produktionsaufträge weiterhin ein Kostenoptimum erzielt werden, jedoch entfallen die Potentiale einer angepassten Maschinenbelegung.

Damit die einzelnen Teile des Produktionssystems autonom miteinander kommunizieren können, sind entsprechende technische Rahmenbedingungen für die erfolgreiche integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung notwendig. Bei der Entwicklung des vorliegenden Modells wurde besonderes Augenmerk darauf gelegt, dass der Ansatz in einem realen Use-Case umsetzbar ist. Für den vorliegenden Use-Case dauert die Ermittlung der Produktionsreihenfolge bzw. der Maschinenbelegung lediglich wenige Sekunden, sodass eine entsprechende Logik auf einer einfachen industrieüblichen Steuerung an einem Werkstückträger problemlos aufgerufen werden kann. Die Kommunikation

von Werkstückträger, Maschinen, weiterer Ressourcen und der Produktionssteuerung als auch der übergeordneten Produktionsplanung ist in einem internen Netzwerk, wie in Abbildung 5.3 skizziert, umzusetzen.

Für eine erfolgreiche integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung ist es hinaus essentiell, dass das Ausfallverhalten der Anlagen bzw. ausgewählter Komponenten bestimmbar ist. Dafür können sowohl empirische Ansätze z.B. aus dem Zuverlässigkeitsmanagement, theoretische Abnutzungsberechnungen oder datenbasierte Ansätze herangezogen werden. Ist das Ausfallverhalten nicht bestimmbar, bleibt lediglich die Möglichkeit, reaktiv instandzuhalten, wodurch die möglichen Ergebnisse jedoch eingeschränkt werden (vgl. dazu Tabelle 7.2). Darüber hinaus ist eine integrierte Planung vor allem dann sinnvoll, wenn technische Ausfälle einen maßgeblichen Einfluss auf die Produktivität des Produktionssystems haben. Für diese Fälle führt die Integration von vorbeugenden, zustandsbasierten, prädiktiven oder gar präskriptiven Maßnahmen zu einer Erhöhung der Produktivität. Sind diese Effekte nicht vorhanden, ist aus wirtschaftlicher Sicht eine autonome Produktionssteuerung mit reaktiver Instandhaltung zu bevorzugen.

In dem vorliegenden Use-Case ist klar ersichtlich, dass der größte Nutzen des Vorgehensmodells in der Reduktion der internen Terminabweichungen und somit Erhöhung der Termintreue entsteht. Aus diesem Grund ist eine erfolgreiche Umsetzung des entwickelten Modells vor allem dann möglich, wenn diese Terminabweichungen einen kritischen Erhöhungsfaktor für das zugrundeliegende Produktionssystem darstellen. Werden hingegen interne Terminabweichung beispielsweise durch interne Pufferlager ausgeglichen, so wirkt sich eine entsprechende Reduktion der Abweichungen nicht auf die Termintreue seitens des Kunden aus. In dem Zusammenhang ist es ebenso wichtig zu erwähnen, dass eine Reduktion der Terminabweichungen vor allem dann möglich ist, wenn die Auslastung wie im vorliegenden Use-Case nicht zu 100% ausgeschöpft ist. Anderenfalls würde jeder Fall einer ungeplanten Maßnahme zwangsweise zu einer Terminabweichung führen. Der Nutzen einer autonomen Steuerung reduziert sich in diesem Fall auf die Reaktion im Falle solcher Abweichungen, um ein Kostenoptimum zu erzielen.

Abschließend ist zu erwähnen, dass der Nutzen einer integrativen Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung umso höher ist, desto größer der manuelle Planungsaufwand im Vergleich dazu wäre. Das bedeutet, je komplexer die Restriktionen, welche bei der manuellen Produktionssteuerung berücksichtigt werden müssen und je mehr manuelle Planungstätigkeiten notwendig wären, desto größer ist der Nutzen bei der Umsetzung einer autonomen Produktionssteuerung.

Rahmenbedingungen	Anforderungen	Anwendungsgrenzen
Flexibles Intralogistikkonzept	Reaktion auf kurzfristige Änderungen in der Reihenfolge- bzw. Maschinenbelegungsplanung	Potentiale hinsichtlich Terminabweichungen und Anlagenproduktivität stehen logistischen Mehraufwand gegenüber
	Wirtschaftliche Transporte sind bei Änderung der Maschinenbelegung möglich	
Produktionssystemstruktur	Produktionsauftrag kann auf unterschiedlichen Maschinen bearbeitet werden	Stehen keine alternativen Anlagen zur Verfügung reduziert sich das Potential signifikant
		Rüst- und Übergangszeiten sind in dem vorliegenden Modell nicht explizit modelliert
Technische Rahmenbedingungen	Autonome Kommunikation zwischen den einzelnen Teilen des Produktionssystems sind möglich	Querschnittsaufgaben der Produktionsplanung (z.B. Qualitätsmanagement, Personalmanagement, Energie- und Ressourcenmanagement) sind nicht Teil der Betrachtung
Ausfallverhalten	Ausfallverhalten ist bestimmbar	Ist das Ausfallverhalten nicht bestimmbar, bleibt lediglich die Möglichkeit der reaktiven IH
	Technische Ausfälle haben einen signifikanten Einfluss auf Produktivität	Potential steht Investitionskosten für innovative Instandhaltungsstrategien gegenüber
Planungskomplexität	Hoher Anteil an manuellen Planungsaufwänden ist gegeben	Sind Anlagen bereits zu 100% ausgelastet, führt eine Anpassung der Produktionssteuerung zu einer geringeren Auswirkung auf die Termintreue
	Terminabweichungen stellen kritischen Faktor für das Produktionssystem dar	Wesentliche Aufgaben der PPS finden weiterhin in einem zentralen, hierarchischen Planungssystem statt

Tabelle 7.3: Übersicht über Anforderungen und Anwendungsgrenzen der Rahmenbedingungen

Zusammengefasst ist, wie in Tabelle 7.3 übersichtlich dargestellt, zu folgern, dass folgende Rahmenbedingungen für die erfolgreiche Anwendung für die integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung notwendig sind:

- Flexibles Intralogistikkonzept, welches auf kurzfristige Änderungen in Reihenfolge- bzw. Maschinenbelegungsplanung reagieren ohne resultierenden logistischen Mehraufwand reagieren kann.
- Geeignetes Layout der Produktion, welches wirtschaftliche Transporte bei der Änderung der Maschinenbelegung zulässt.
- Flexibler Anlagenpark, welcher ermöglicht, den selben Produktionsauftrag auf möglichst vielen Maschinen zu bearbeiten.

- Technische Rahmenbedingungen, welche die autonome Kommunikation zwischen den einzelnen Teilen des Produktionssystems ermöglichen.
- Ausfallverhalten der Anlagen oder Komponenten, welches empirisch, theoretisch oder datenbasiert bestimmbar ist.
- Technische Ausfälle, welche einen signifikanten Einfluss auf die Produktivität des Gesamtsystems haben.
- Terminabweichungen stellen einen kritischen Erhöhungsfaktor für das Produktionssystem dar.
- Verfügbare Anlagen sind nicht zu 100% ausgelastet, sodass eine Anpassung Produktionssteuerung eine positive Auswirkungen auf Terminabweichungen hat.
- Ein hoher Anteil an manuelle Planungsaufwänden aufgrund hoher Komplexität bzw. Anzahl an manuellen Umplanungen.

## 8 Zusammenfassung und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung entwickelt. Dazu wurde, basierend auf einer ausführlichen Analyse des Stands der Technik, im ersten Schritt die relevanten Entscheidungsfaktoren für die Integration von Instandhaltung in die Produktionssteuerung mittels Expertenbefragungen identifiziert. Diese Faktoren stellen die Grundlage für die Entwicklung eines Konzepts für eine autonome Produktionssteuerung unter Berücksichtigung von Instandhaltung dar und wurden außerdem in einer Kostenfunktion für die autonome Produktionssteuerung nach einem marktbasierten Ansatz für unterschiedliche Instandhaltungsstrategien berücksichtigt. Das Vorgehensmodell wurde anschließend in einem agentenbasierten Simulationsmodell am Beispiel eines realen Use-Cases einer Getriebefertigung in der Automobilindustrie umgesetzt, evaluiert und Rahmenbedingungen für die erfolgreiche integrative Planung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung diskutiert. Das entwickelte Modell ermöglicht eine Erhöhung der Liefertermintreue bei gleichzeitiger Steigerung der technischen Anlagenverfügbarkeit und somit der Produktivität eines Produktionssystems.

Durch Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung wurde ein wichtiger Schritt gemacht, diese Ansätze in die Umsetzungsreife zu bringen. Somit wurde schlussendlich ein positiver Beitrag geleistet, um den aktuellen hohen Anforderungen an die Flexibilität und Reaktionszeiten in der Planung und gleichzeitig hoher Anlagenverfügbarkeit entgegenzuwirken.

In der folgenden Zusammenfassung wird der Nutzen des entwickelten Modells im Überblick dargestellt, die Forschungsfragen beantwortet und abschließend ein Ausblick auf den zukünftigen Forschungsbedarf gegeben.

### 8.1 Darstellung des Nutzens

Zusammenfassend kann der Nutzen einer integrativen Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung am Beispiel des in der vorliegenden Arbeit dargestellten Use-Cases wie folgt beschrieben werden:

- Eine Erhöhung der Liefertermintreue von über 9% durch Reduktion von Terminabweichungen aufgrund von Rückstau der Produktionsaufträge. Da der Zustand der für die Steuerung eines kontinuierlichen Produktionsflusses entscheidenden Anlagenkomponenten bereits in der Produktionssteuerung berücksichtigt wird, hat selbst

ein gleichzeitiger Ausfall von mehreren Anlagen keinen negativen Effekt auf die Termintreue.

- Eine Reduktion des Aufwandes für manuelles Umplanen von ca. € 29.500 pro Jahr, da im Falle eines ungeplanten Maschinenausfalls die Reihenfolge und Maschinenbelegung autonom angepasst werden kann.
- Erhöhung der technischen Anlagenverfügbarkeit durch Nutzung des Potentials von modernen präskriptiven Instandhaltungsstrategien um ca. 4% auf über 96% technische Verfügbarkeit und somit eine Reduktion der Instandhaltungskosten von ca. € 52.000 pro Jahr.
- Erhöhung der Produktivität, welche als produzierte Stück pro Stunde definiert ist, um über 5,6%.
- Innovativer Ansatz zur Kommunikation zwischen Produktions- und Instandhaltungsplanung sowohl aus praktischer als auch wissenschaftlicher Sicht
- Erweiterung des wissenschaftlichen Stand der Technik um ein Modell, welches die Integration von wissensbasierter Instandhaltung in CPPS insbesondere im Bereich der Produktionsplanung adressiert
- Hybride Vorgehensweise zur Entwicklung, Implementierung und Validierung basierend auf experimentellen und simulationsbasierten Ansätzen sowie Expertenmeinungen, bietet eine Grundlage für weitere Forschungsaktivitäten

## 8.2 Abschließende Diskussion der Forschungsfragen

Wie in Kapitel 4.1 dargestellt, wurden keine bestehenden Ansätze identifiziert, welche sich mit modernen Instandhaltungsansätzen wie PdM oder CBM in autonomen PPS Systemen beschäftigen, obwohl sich aktuell eine Vielzahl an Forschungsaktivitäten mit der Entwicklung von Ansätzen zur autonomen Produktionssteuerung beschäftigen (vgl. Martins et al., 2018). Die meisten der gegenwärtigen Ansätze gehen von idealisierten Annahmen aus oder berücksichtigen viele entscheidende Faktoren der Instandhaltung nicht umfassend und sind somit weitgehend noch nicht reif für die industrielle Anwendung (Vogel-Heuser et al., 2016). Um eine hohe Akzeptanz innovativer Ansätze bei dem operativen Planungspersonal zu erreichen, ist maßgeblich, dass das zugrunde liegende Modell alle relevanten Faktoren berücksichtigt und robuste Entscheidungen treffen kann (vgl. Grundstein et al., 2013). Jedoch werden die Bereiche der Produktionsplanung und Instandhaltung traditionell getrennt voneinander betrachtet (vgl. Frost and Mc Carthy, 2016). Wie in

Kapitel 4.2 dargestellt, werden in aktuellen Ansätzen zur Produktionssteuerung lediglich statistische Verfügbarkeiten oder periodische Wartungspläne berücksichtigt, sofern die Instandhaltung überhaupt eine Rolle spielt. Von einer integrativen Betrachtung der beiden Bereiche sind jedoch wesentliche Vorteile zu erwarten (vgl. Jafari and Makis, 2015).

Vor diesem Hintergrund wurde in der vorliegenden Arbeit die übergeordnete Fragestellung beantwortet, wie ein Modell für die integrative Betrachtung von Instandhaltung und autonomer Produktionssteuerung gestaltet sein kann. Im Speziellen können die in Kapitel 2.2 dargelegten Fragestellungen wie folgt beantwortet werden:

1. *Welche Teilaspekte der Instandhaltung sind für die Integration in die Produktionssteuerung entscheidungsrelevant?* | Um herauszufinden wie die einzelnen Aspekte der Instandhaltung in Hinblick auf deren Relevanz bezüglich einer Integration in die Produktionssteuerung zu bewerten sind, wurden, wie in Kapitel 5.1.1 dargestellten, Expertenbefragung durchgeführt. Basierend auf der Diskussion der Fragestellung mit Experten aus nationalen und internationalen Forschungseinrichtungen und Experten aus unterschiedlichen Industriebereichen, konnten die wichtigsten Teilaspekte der Instandhaltung hinsichtlich der Integration in die Produktionssteuerung identifiziert werden. Als besonders hoch entscheidungsrelevant wurden dabei der Zustand der Anlagenkomponenten, die festgelegten Intervalle für (periodisch) vorbeugend durchgeführte Wartungen, die Aufträge, welche zur Durchführung einer Instandhaltung eingeplant sind und somit Kapazitäten binden, sowie die Zeit für einen Stillstand im Falle eines auftretenden Ausfalls der Anlage und die damit verbundenen Kosten bewertet. Ebenso wurde die Information, ob die für Reparatur und Wartung notwendigen Ersatzteile grundsätzlich verfügbar sind, die Zeit für die Reparatur oder Wartung einer Anlage und die für eine Reparatur notwendigen (internen und externen) Kosten sowie die Ausfallwahrscheinlichkeit, welche das Risiko für einen Ausfall der Anlage während der Produktion innerhalb einer definierten Periode bestimmt, als hoch entscheidungsrelevant bewertet.
2. *Wie muss eine Kostenfunktion für die autonome Produktionssteuerung aussehen, um diese Aspekte abzubilden?* | Um diese entscheidungsrelevanten Faktoren der Instandhaltung in dem in Kapitel 5.1.3 vorgestellten Konzept berücksichtigen zu können, wurde, wie in Kapitel 5.1.2 dargestellt, eine Kostenfunktion für die autonome Produktionssteuerung entwickelt, welche in der vorliegenden Arbeit am Beispiel des Marktprinzips zur autonomen Produktionssteuerung Anwendung findet. Dazu wurden unterschiedlicher Kostenfunktionen für verschiedene Instandhaltungsstrategien entwickelt. Somit ist es im Rahmen der autonomen Produktionssteuerung möglich, verschiedene Komponenten der Anlage unterschiedlich zu berücksichti-



gen. Die Berücksichtigung von präskriptiver Instandhaltung wird in Kapitel 5.2 am Beispiel des Prescriptive Maintenance Modell PriMa vorgestellt. Im Rahmen der Umsetzung des vorliegenden Use-Cases im agentenbasierten Simulationsmodell wurden sowohl Komponenten mit reaktiver Instandhaltung, als auch Komponenten mit präskriptiver Instandhaltung in dem marktbasieren Modell zur autonomen Produktionssteuerung berücksichtigt. Durch die Validierung des Modells, wie in Kapitel 6.3.6 beschrieben, konnte nachgewiesen werden, dass die entwickelte Kostenfunktion in der Lage ist, die besonders entscheidungsrelevanten Aspekte der Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung abzubilden. Wie in Kapitel 7.4 am Beispiel des vorliegenden Use-Cases dargestellt, ergibt sich durch dieses Vorgehen ein signifikanter wirtschaftlicher Nutzen.

3. *Unter welchen Rahmenbedingungen führt eine Integration von Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung zu einer Steigerung der Anlagenproduktivität?* | Obwohl durch eine adaptive, dezentrale Produktionssteuerung wesentliche Vorteile, wie die Reduktion der Aufwände für die Planung (vgl. Zhang, 2017), kürzere Reaktionszeiten (vgl. Kasakow et al., 2016) und erhöhte Planungsflexibilität (Cupek et al., 2016) ermöglicht werden, wäre es vermessen zu behaupten, dass das entwickelte Vorgehensmodell zur Integration unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien in der autonomen Produktionssteuerung für alle denkbaren Anwendungsfälle geeignet ist bzw. einen wirtschaftlichen Nutzen mit sich bringt. Basierend auf den in der vorliegenden Arbeit durchgeführten Experimenten wurden Rahmenbedingungen identifiziert, unter welchen, wie in Kapitel 7.5 darstellt, das entwickelte Modell erfolgreich angewendet werden kann. Dabei ist vor allem die notwendige Flexibilität des Anlagenparks und Intralogistikkonzeptes, ein geeignetes Layout des Produktionssystems, sowie die technischen Rahmenbedingungen, welche eine autonome Kommunikation ermöglichen, anzuführen. Darüber hinaus ist wichtig, dass sowohl das Ausfallverhalten der Anlagen oder Komponenten empirisch, theoretisch oder datenbasiert bestimmbar ist und die mit dem vorliegenden Vorgehensmodell beeinflussbaren Zielgrößen, wie Termintreue und Anlagenverfügbarkeit, eine signifikante Auswirkung auf den wirtschaftlichen Erfolg des Produktionssystems haben.

### 8.3 Ausblick und weiterer Forschungsbedarf

In Kapitel 8.2 wurde auf die Beantwortung der behandelten Forschungsfragen eingegangen. Darüber hinaus bleiben weitere Fragen für weitere Forschungsaktivitäten offen, welche in Abbildung 8.1 dargestellt und im folgenden ausgeführt sind.

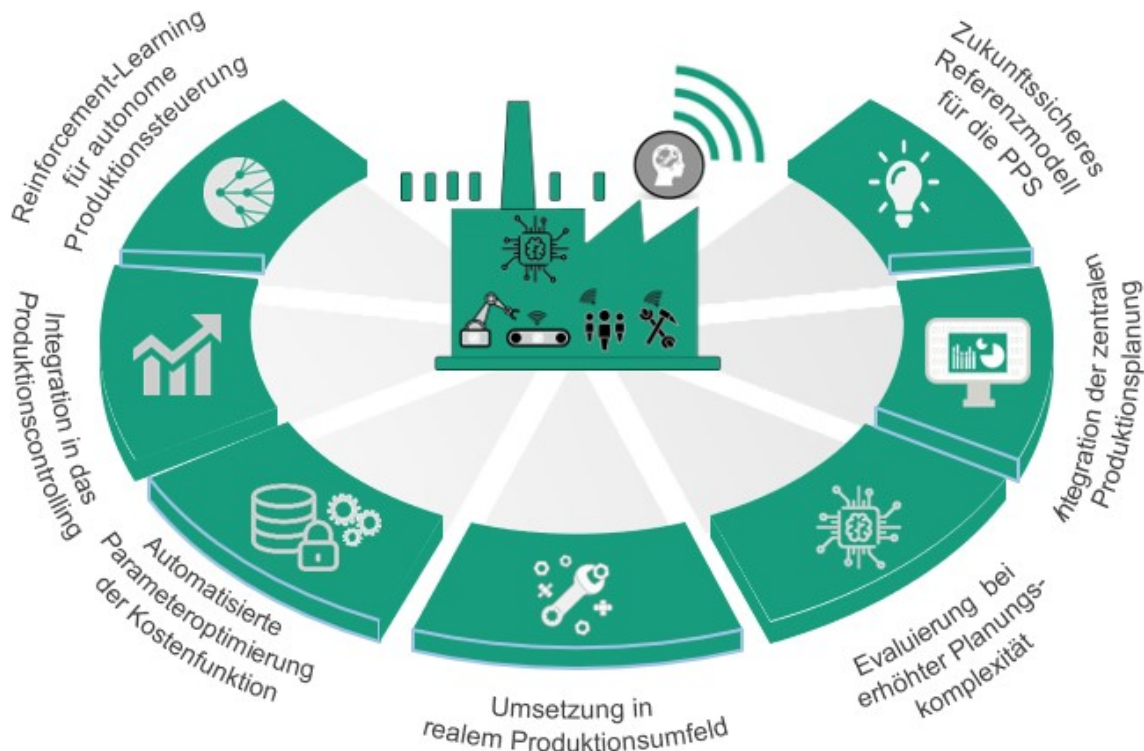


Abbildung 8.1: Übersicht über den weiteren Forschungsbedarf

**Umsetzung in einem realen Produktionsumfeld:** Zum einem stellt die Umsetzung des vorliegenden Vorgehensmodells in einem realen Produktionsumfeld und eine entsprechende Bewertung des Nutzens in der industriellen Praxis den logischen nächsten Schritt dar. Dabei bedarf es einer durchdachten Strategie und Maßnahmenplanung, da solch eine Umsetzung tief in unterschiedliche Bereiche eines Produktionssystems eingreift. Darüber hinaus besteht die Herausforderung, das Personal auf die neue Arbeitsweise unter Nutzung einer autonomen Produktionssteuerung vorzubereiten und rechtzeitig entsprechende Qualifizierungsmaßnahmen vorzusehen.

Um eine erfolgreiche Umsetzung zu ermöglichen, ist eine systematische Bewertung der vorhandenen Datenqualität zu empfehlen. Während mit dem Modell von Nemeth (vgl. Nemeth et al., 2019) ein geeignetes Modell für die Evaluierung der Instandhaltungsrelevanten Daten existiert, gilt es, solch eine Betrachtung für die Anforderungen an die autonome Produktionssteuerung noch zu entwickeln.

**Integration der zentralen Produktionsplanung:** Zur Umsetzung des in Kapitel 5.1.3 vorgestellten Planungsmodells zur Berücksichtigung von Instandhaltung in der autonomen Produktionssteuerung ist neben der technischen und organisatorischen Implementierung insbesondere die Anbindung an die übergeordnete zentrale Produktionsplanung noch zu erforschen. Der vorliegende Use-Case beschränkt sich auf die Abbildung eines

Fertigungsbereiches und negiert an dieser Stelle die Abhängigkeiten hinsichtlich der übergeordneten Planung zu den vorliegenden bzw. nachfolgenden Bereichen des Produktionssystems. Insbesondere die Herausforderungen an die Integration autonomer und menschlicher Agenten sind dabei zu adressieren.

**Zukunftssicheres Referenzmodell für die PPS:** In diesem Zusammenhang ist erwähnenswert, dass das aktuelle Referenzmodell für die PPS (Aachener PPS-Modell) aus dem Jahr 2006 stammt und daher auf wissenschaftlichen Erkenntnissen um die Jahrtausendwende basiert. Aus diesem Grund sind Anforderungen vor dem Hintergrund von Digitalisierung, Industrie 4.0 und Cyber-Physischen Produktionssystemen, welche zu dieser Zeit kaum bis überhaupt nicht erforscht waren, nicht ausreichend berücksichtigt. Aus Sicht des Autors stehen wir vor einer radikalen Neukonzeption der PPS im Hinblick auf die aktuellen technologischen Veränderungen, was zu einer signifikanten Reduktion der Produktionskosten führen wird. Solch eine Neukonzeption der PPS könnte neben einer adaptiven, dezentralen Produktionssteuerung eine zustandsabhängige und ressourcenoptimierende Feinplanung sowie eine stabile Grobplanung mittels Einsatz von Methoden des maschinellen Lernens umfassen.

**Evaluierung bei erhöhter Planungskomplexität:** Während die im vorliegenden agentenbasierten Simulationsmodell angewendeten Logiken für die Ermittlung der Produktionsreihenfolge bzw. der Maschinenbelegung lediglich wenige Sekunden in Anspruch nehmen, gilt es zu evaluieren, wie sich dieses Verhalten bei einer höheren Planungskomplexität, beispielsweise aufgrund einer umfassenderen Kostenfunktion oder der Berücksichtigung von unternehmensspezifischen Randbedingungen verhält. Während für den vorliegenden Use-Case die entsprechende Logik auf einer einfachen industrietypischen Steuerung an einem Werkstückträger problemlos aufgerufen werden kann, gilt es, dies bei zunehmender Komplexität noch zu prüfen. Ebenso gilt es zu bedenken, dass sich die Umsetzung im vorliegenden Simulationsmodell lediglich auf die Abbildung von Maschinen- und Werkstückagenten beschränkt. Eine komplexere Kommunikation, beispielsweise zwischen Werkstück-, Maschinen-, Werkzeug-, und Transportagenten, gilt es, sowohl im Rahmen eines Simulationsmodells als natürlich auch im realen Umfeld zu erforschen.

**Automatisierte Parameteroptimierung der Kostenfunktion:** Die Parametrierung der konkreten Kostenfunktion zur Umsetzung des Use-Cases, also das Festlegen der Preise beispielsweise für die Abnutzung des Anlagenzustandes oder Verbleib in einer Warteschlange, erfordert aktuell relativ viel Aufwand und erfordert intensive Plausibilitätsprü-

funken, um eine erfolgreiche Anwendung des Vorgehensmodells zu ermöglichen. Um diesen Ansatz in Zukunft einfach und rasch auf weitere Use-Case anwenden zu können, sollte in Richtung einer automatisieren Parameteroptimierung, beispielsweise mittels Simulationsstudien, geforscht werden.

**Integration in das Produktionscontrolling:** Ebenso stellt die Auswirkung der kurzfristigen Produktionssteuerung auf operativer Ebene auf die taktische und strategische Ebene, beispielsweise des Produktionscontrollings, spannende Anforderungen an weitere Forschungsaktivitäten. Insbesondere die Integration in das Instandhaltungskostencontrolling, wie in Kapitel 5.1.4 schematisch ausgeführt, kann dabei einen wesentlichen Beitrag zur Quantifizierung des Beitrags der Instandhaltung zur Erreichung der operativen Zielgrößen bieten.

**Reinforcement-Learning für die autonome Produktionssteuerung:** Während in dem vorliegenden Modell auf ein relativ einfaches marktbasierendes Modell zur autonomen Produktionssteuerung zurückgegriffen wurde und dieses als agentenbasiertes Simulationsmodell umgesetzt wurde, stellen Ansätze, welche sich Methoden der künstlichen Intelligenz zu nutzen machen, interessante Alternativen dar, um eine autonome Produktionssteuerung unter Berücksichtigung der Instandhaltung umzusetzen. In diesem Zusammenhang stellen besonders Ansätze des Reinforcement-Learning eine Alternative dar, welche es, aus Sicht des Autors, in diesem Zusammenhang in Zukunft zu erforschen gilt.

## A Literaturverzeichnis

- Abar, S., Theodoropoulos, G. K., Lemarinier, P., and O'Hare, G. M. (2017). Agent based modelling and simulation tools: a review of the state-of-art software. *Computer Science Review*, (24):13–33.
- Aguirre, A. M. and Papageorgiou, L. G. (2018). Medium-term optimization-based approach for the integration of production planning, scheduling and maintenance. *Computers & Chemical Engineering*, 116:191–211.
- Ansari, F. (2014). Meta-analysis of knowledge assets for continuous improvement of maintenance cost controlling. *Faculty of Science and Technology, University of Siegen*.
- Ansari, F. and Glawar, R. (2018). Knowledge-based maintenance. *Book Chapter, In Instandhaltungslogistik, K. Matyas (Ed.), 7th Edition, Carl Hanser Verlag*, pages 318–342.
- Ansari, F., Glawar, R., and Nemeth, T. (2019a). Prima: A prescriptive maintenance model for cyber-physical production systems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing, Vol. 32, Issue 4-5: Smart Cyber-Physical System Applications in Production and Logistics, Taylor & Francis*, 7(1):482–503.
- Ansari, F., Glawar, R., and Sihm, W. (2019b). Prescriptive maintenance of cpps by integrating multi-modal data with dynamic bayesian networks. *Machine Learning for Cyber Physical Systems, Springer, , 2020 (Online Since 10 April 2019)*, pages 1–8.
- Ansari, F., Khobreh, M., Seidenberg, U., and Sihm, W. (2018). A problem-solving ontology for human-centered cyber physical production systems. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 22:91–106.
- Apel, H. (2018). *Instandhaltungs-und Servicemanagement: Systeme mit Industrie 4.0*. Carl Hanser Verlag GmbH Co KG.
- Banghart, M., Babski-Reeves, K., Bian, L., and Strawderman, L. (2018). Subjectivity in failure mode effects analysis (fmea) severity classification within a reliability centered maintenance (rcm) context. *International Journal of Aviation, Aeronautics, and Aerospace*, 5(1):2.
- Barbati, M., Bruno, G., and Genovese, A. (2012). Applications of agent-based models for optimization problems: A literature review. *Expert Systems with Applications*, 39(5, pages 6020–6028.

- Beheshti Fakher, H., Nourelfath, M., and Gendreau, M. (2016). A cost minimisation model for joint production and maintenance planning under quality constraints. *International Journal of Production Research*, 55(8):2163–2176.
- Benbouzid-Si Tayeb, F. and Belkaaloul, W. (2014). Towards an artificial immune system for scheduling jobs and preventive maintenance operations in flowshop problems. In *2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pages 1065–1070. IEEE.
- Benbouzid-Si Tayeb, F., Messiaid, A., and Benatchba, K. (2015). Game theoretic modelling of the integrated production and preventive maintenance scheduling problem in permutation flowshops. In *2015 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 5184–5189. IEEE.
- Bentaleb, M., Hnaïen, F., and Yalaoui, F. (2016). Two-machine job shop problem for makespan minimization under availability constraint. *IFAC-PapersOnLine*, 49(28):132–137.
- Bernate Lara, A. F., Yalaoui, F., Dugardin, F., and Entzmann, F. (2013). Heuristic method for the hybrid flow shop problem in batch production. In *2013 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, pages 149–153. IEEE.
- Berrichi, A. and Yalaoui, F. (2013). Bi objective artificial immune algorithms to the joint production scheduling and maintenance planning. In *2013 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, pages 810–814. IEEE.
- Biebl, F., Glawar, R., Jalali, A., Ansari, F., Haslhofer, B., de Boer, P., and Sihn, W. (2020). A conceptual model to enable prescriptive maintenance for etching equipment in semiconductor manufacturing. *Procedia CIRP*, 88:64–69.
- Biedermann, H. (2007). *Wertschöpfendes Instandhaltungs- und Produktionsmanagement: Erfolgreich durch Innovationen in Management und Technologie*. TÜV Media.
- Biedermann, H. (2008a). *Anlagenmanagement: Managementinstrumente zur wertsteigerung*, 2. Aufl. TÜV Media, Köln.
- Biedermann, H. (2008b). *Ersatzteilmanagement: Effiziente Ersatzteillogistik für Industrieunternehmen*. Springer-Verlag.
- Biedermann, H. (2014). Anlagenmanagement im zeitalter von industrie 4.0 - handlungsfelder für die industrielle instandhaltung. *Instandhaltung im Wandel, TÜV Rheinland Group, Cologne*,, pages 23–32.

- Biedermann, H. (2016). Lean smart maintenance. In *Industrial Engineering und Management*, pages 119–141. Springer.
- Biedermann, H. (2019). Increasing resource efficiency through digitalization—chances and challenges for manufacturing industries. In *International Joint conference on Industrial Engineering and Operations Management*, pages 1–11.
- Biedermann, H. and Kinz, A. (2019). Lean smart maintenance—value adding, flexible, and intelligent asset management. *BHM Berg-und Hüttenmännische Monatshefte*, 164(1):13–18.
- Biundo-Stephan, S. (2007). Multiagentsysteme, einföhrung, lehrunterlagen. *Fachbereich Informatik, Universität Ulm*.
- Blazewicz, J., Ecker, K., and Pesch, E. (2008). Handbook on scheduling: From theory to applications. *International Handbook on Information Systems: Springer Berlin Heidelberg*.
- Block, C., Morlock, F., Kreimeier, D., and Kuhlenkötter, B. (2016). Agentensysteme als befähiger für materialflusssimulationen. *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 111(3):118–121.
- Blume, S., Herrmann, C., and Thiede, S. (2018). Increasing resource efficiency of manufacturing systems using a knowledge-based system. *Procedia CIRP*, 69:236–241.
- Boella, G., Elkind, E., Tony, B., Savarimuthu, R., Dignum, F., and Purvis, M. K. (2013). Lnai 8291 - prima 2013: Principles and practice of multi-agent systems.
- Bokrantz, J., Skoogh, A., Berlin, J., and Stahre, J. (2017). Maintenance in digitalised manufacturing . delphi-based scenarios for 2030. In: *International Journal of Production Economics 191*, pages 154–169.
- Bongaerts, L., Monostori, L., McFarlane, D., and Kádár, B. (2000). Hierarchy in distributed shop floor control. *Computers in Industry*, 43(2):123–137.
- Botthof, A. and Hartmann, E. A. (2015). Zukunft der arbeit in industrie 4.0. *Springer Vieweg*.
- Bouslah, B., Gharbi, A., and Pellerin, R. (2018). Joint production, quality and maintenance control of a two-machine line subject to operation-dependent and quality-dependent failures. *International Journal of Production Economics*, 195:210–226.

- Bouzidi-Hassini, S., Benbouzid-Si Tayeb, F., Marmier, F., and Rabahi, M. (2015). Considering human resource constraints for real joint production and maintenance schedules. *Computers & Industrial Engineering*, 90:197–211.
- Brettel, M., Fischer, F. G., Bendig, D., Weber, A. R., and Wolff, B. (2016). Enablers for self-optimizing production systems in the context of industrie 4.0. *Procedia CIRP*, 41:93–98.
- Brucker, P., Jurisch, B., and Sievers, B. (1994). A branch und bound algorithm for the jobshop scheduling problem. *Discrete Applied Mathematics* (49), pages 107–127.
- Calis, B. and Bulkan, S. (2015). A research survey: Review of ai solution strategies of job shop scheduling problem. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 26(5):961–973.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., and Shearer, C. (2000). Crisp-dm 1.0. *CRISP-DM Consortium*.
- Chaudhry, I. A. and Khan, A. A. (2016). A research survey: Review of flexible job shop scheduling techniques. *International Transactions in Operational Research*, 23(3):551–591.
- Chen, X., Chau, V., Xie, P., Sterna, M., and Błażewicz, J. (2017). Complexity of late work minimization in flow shop systems and a particle swarm optimization algorithm for learning effect. *Computers & Industrial Engineering*, 111:176–182.
- Colledani, M., Tolio, T., Fischer, A., Iung, B., Lanza, G., Schmitt, R., and Váncza, J. (2014). Design and management of manufacturing systems for production quality. *CIRP Annals*, 63(2):773–796.
- Cui, W., Lu, Z., Li, C., and Han, X. (2018). A proactive approach to solve integrated production scheduling and maintenance planning problem in flow shops. *Computers & Industrial Engineering*, 115:342–353.
- Cupek, R., Ziebinski, A., Huczala, L., and Erdogan, H. (2016). Agent-based manufacturing execution systems for short-series production scheduling. *Computers in Industry*, 82:245–258.
- Daub, A. (1994). Ablaufplanung: Modellbildung, kapazitätsabstimmung und unsicherheit.
- Deckert, A. and Klein, R. (2010). Agentenbasierte simulation zur analyse und lösung betriebswirtschaftlicher entscheidungsprobleme. *Journal für Betriebswirtschaft*, 60(2):89–125.



- Deutsches Institut für Normung (2017). Din 31051: Grundlagen der Instandhaltung.
- Deutsches Institut für Normung (2018). Din en 13306 Instandhaltung: Begriffe der Instandhaltung. *Beuth Verlag, Berlin*.
- Dittrich, J., Mertens, P., Hau, M., and Hufgard, A. (2009). *Dispositionsparameter in der Produktionsplanung mit SAP\textregistered: Einstellhinweise, Wirkungen, Nebenwirkungen*. Springer-Verlag.
- Domschke, W., Scholl, A., and Voß, S. (1997). Produktionsplanung - ablauforganisatorische Aspekte. *Springer Lehrbuch*.
- Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, pages 39–43. IEEE.
- Efthymiou, K., Mourtzis, D., Pagoropoulos, A., Papakostas, N., and Chryssolouris, G. (2015). Manufacturing systems complexity analysis methods review. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 29(9):1025–1044.
- El Khoukhi, F., Boukachour, J., and El Hilali Alaoui, A. (2017). The “dual-ants colony”: A novel hybrid approach for the flexible job shop scheduling problem with preventive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 106:236–255.
- ElMaraghy, W., ElMaraghy, H., Tomiyama, T., and Monostori, L. (2012). Complexity in engineering design and manufacturing. *CIRP Annals*, 61(2):793–814.
- Erol, S. and Sihni, W. (2017). Intelligent production planning and control in the cloud – towards a scalable software architecture. *Procedia CIRP*, 62:571–576.
- Expertenkommission Forschung und Innovation (2018). Gutachten zu Forschung, Innovation und technologischer Leistungsfähigkeit: Efi; 2014 [zuletzt zugegriffen am 06.04.2018].
- Feng, H., Da, W., Huang, H., Xi, L., and Pan, E. (2016). Joint optimization of flow-shop sequence-dependent manufacturing cell scheduling and preventive maintenance. In *2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, pages 946–950. IEEE.
- Fernandes, N. O., Martins, T., and Carmo-Silva, S. (2018). Improving materials flow through autonomous production control. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 35(5):319–327.

- Fischäder, H., Göhler, R., and Schneider, H. (2017). Maschinenbelegungsplanung in entkoppelten Produktionssystemen. *productivITy* (2), pages 1–21.
- Fitouri, C., Fnaiech, N., Varnier, C., Fnaiech, F., and Zerhouni, N. (2016). A decision-making approach for job shop scheduling with job depending degradation and predictive maintenance. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12):1490–1495.
- Fnaiech, N., Fitouri, C., Varnier, C., Fnaiech, F., and Zerhouni, N. (2015). A new heuristic method for solving joint job shop scheduling of production and maintenance. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3):1802–1808.
- Förster, F., Schier, A., Henke, M., and ten Hompel, M. (2019). Dynamische risikoorientierung durch predictive analytics am beispiel der instandhaltungsplanung. *Logistics Journal: Proceedings*, 2019(12).
- Frost, T. and Mc Carthy, J. (2016). New level of performance with dynamic maintenance management: achieving excellence in four dimensions. *Journal of Maintenance Engineering*; (Vol. 1,):413–424.
- Gallina, V., Lingitz, L., and Karner, M. (2019). A new perspective of the cyber-physical production planning system. *16th IMEKO TC10 Conference*.
- Gara-Ali, A. and Espinouse, M.-L. (2015). A two-machine flow-shop scheduling with a deteriorating maintenance activity on the second machine. In *2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*, pages 481–488. IEEE.
- Glawar, R. (2018). Innovative instandhaltung durch intelligente datenverknüpfung bei einem hersteller elektronsicher bauelemente. in: *Isopp, Jutta (Hrsg.): Jahrbuch Instandhaltungstage 2018*.
- Glawar, R., Ansari, F., Kardos, C., Matyas, K., and Sihm, W. (2019). Conceptual design of an integrated autonomous production control model in association with a prescriptive maintenance model (prima). *Procedia CIRP*, 80,, pages 482–487.
- Glawar, R., Habersohn, C., Nemeth, T., Matyas, K., Kittl, B., and Sihm, W. (2016a). A holistic approach for anticipative maintenance planning supported by a dynamic calculation of wear reserve. *Journal of Maintenance Engineering*, 1, pages 313–324.
- Glawar, R., Karner, M., Nemeth, T., Matyas, K., and Sihm, W. (2018). An approach for the integration of anticipative maintenance strategies within a production planning and control model. *Procedia CIRP*, 67:46–51.

- Glawar, R., Kemeny, Z., Nemeth, T., Matyas, K., Monostori, L., and Sihn, W. (2016b). A holistic approach for quality oriented maintenance planning supported by data mining methods. *Procedia CIRP*, 57:259–264.
- Glawar, R. and Nemeth, T. (2018). Innovative trends und technologien im bereich instandhaltungsplanung. in: *K.Matyas: Instandhaltungslogistik 7. Auflage*, pages 299–317.
- Gopalakrishnan, M., Skoogh, A., and Laroque, C. (2014). Simulation-based planning of maintenance activities by a shifting priority method: 7 - 10 dec. 2014, savannah, ga. *Proceedings of the Winter Simulation Conference 2014, Savannah, GA*.
- Graessler, I. and Poehler, A. (2017). *Integration of a Digital Twin as Human Representation in a Scheduling Procedure of a Cyber-Physical Production System*. IEEE.
- Gronau, N. (2012). Handbuch der erp-auswahl, handbücher erp management band 1. *GITO mbH Verlag, Berlin*.
- Grundstein, S., Freitag, M., and Scholz-Reiter, B. (2017). A new method for autonomous control of complex job shops – integrating order release, sequencing and capacity control to meet due dates. *Journal of Manufacturing Systems*, 42:11–28.
- Grundstein, S., Schukraft, S., and GÓšrges, M. (2013). An approach for applying autonomous production control methods with central production planning. *Int J Syst Appl Eng Dev*, (7(4)):167–174.
- Günter, G. (2014). Instandhaltung 4.0, bedürfnisse, anforderungen und trends in der instandhaltung 4.0. *Salzburg Research Forschungsgesellschaft, Salzburg*.
- Günter, G. (2015). Instandhaltung 4.0, entwicklungsszenarien und handlungsempfehlungen. *Salzburg Research Forschungsgesellschaft*.
- Gupta, G. and Mishra, R. P. (2018). Identification of critical components using anp for implementation of reliability centered maintenance. *Procedia CIRP*, 69:905–909.
- Gyulai, D., Pfeiffer, A., Kádár, B., and Monostori, L. (2016). Simulation-based production planning and execution control for reconfigurable assembly cells. *Procedia CIRP*, 57:445–450.
- Hao, Y. and Helo, P. (2017). The role of wearable devices in meeting the needs of cloud manufacturing: A case study. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 45:168–179.

- Haoues, M., Dahane, M., Mouss, K. N., and Rezg, N. (2013). Production planning in integrated maintenance context for multi-period multi-product failure-prone single-machine. In *2013 IEEE 18th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA)*, pages 1–8. IEEE.
- Heger, J. (2014). Dynamische regelselektion in der reihenfolgeplanung: Prognose von steuerungsparametern mit gaußschen prozessen. *Springer-Verlag*.
- Heller, T. and Prasse, C. (2018). Die tpm-architektur. In *Total Productive Management-ganzheitlich*, pages 1–24. Springer.
- Henke, M. and Hegmanns, T. (2017). Geschäftsmodelle für die logistik 4.0: Herausforderungen und handlungsfelder einer grundlegenden transformation. In *Handbuch Industrie 4.0 Bd. 3*, pages 335–345. Springer.
- Henke, M. and Heller, T. (2019). Smart maintenance – der weg vom status quo zur zielvision. *acatech STUDIE*.
- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., and Ram, S. (2008). Design science in information systems research. *Management Information Systems Quarterly*, 28(1):6.
- Hnaien, F. and Yalaoui, F. (2013). A bi-criteria flow-shop scheduling with preventive maintenance. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(9):1387–1392.
- Hoffmann, M., Aro, J., Büscher, C., and Meisen, T. (2016). Intelligente produktionssteuerung und automatisierung. *productivITy*.
- Huang, R.-H. and Yu, S.-C. (2016). Two-stage multiprocessor flow shop scheduling with deteriorating maintenance in cleaner production. *Journal of Cleaner Production*, 135:276–283.
- Ickerott, I. (2007). Agentenbasierte simulation für das supply chain management (vol. 2). *Josef Eul Verlag GmbH*.
- IoT Analytics (2017). Predictive maintenance market report. *Market Report, IoT Analytics, 2017*.
- Jafari, L. and Makis, V. (2015). Joint optimal lot sizing and preventive maintenance policy for a production facility subject to condition monitoring. *International Journal of Production Economics*, 169:156–168.
- Jalali, A., Heistracher, C., Schindler, A., Haslhofer, B., Nemeth, T., Glawar, R., Sihm, W., and de Boer, P. (2019). Predicting time-to-failure of plasma etching equipment using machine learning. *arXiv preprint arXiv:1904.07686*.

- Jamrus, T., Chien, C.-F., Gen, M., and Sethanan, K. (2018). Hybrid particle swarm optimization combined with genetic operators for flexible job-shop scheduling under uncertain processing time for semiconductor manufacturing. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 31(1):32–41.
- Jeon, J. and Sohn, S. Y. (2015). Product failure pattern analysis from warranty data using association rule and weibull regression analysis: A case study. *Reliability Engineering & System Safety*, 133:176–183.
- Jeschke, S., Brecher, C., Meisen, T., Özdemir, D., and Eschert, T. (2017). Industrial internet of things and cyber manufacturing systems. In *Industrial Internet of Things*, pages 3–19. Springer.
- Junges, R. and Klügl, F. (2013). Learning tools for agent-based modeling and simulation. *KI - Künstliche Intelligenz*, 27(3):273–280.
- Kagermann, H., Helbig, J., Hellinger, A., and Wahlster, W. (2013). Umsetzungsempfehlungen für das zukunftsprojekt industrie 4.0: Deutschlands zukunft als produktionsstandort sichern; abschlussbericht des arbeitskreises industrie 4.0. *Forschungsunion*.
- Kaluzny, M. (2014). Dezentrale koordination von produktions/instandhaltungs-systemen: Entwurf und analyse eines kartenbasierten ansatzes. *Springer-Verlag*.
- Karner, M., Glawar, R., Sihm, W., and Matyas, K. (2018). Integrating machine tool condition monitoring and production scheduling in metal forming. *Proceedings of MOTSP, Primosten, Croatia*.
- Karner, M., Glawar, R., Sihm, W., and Matyas, K. (2019). An industry-oriented approach for machine condition-based production scheduling. *Procedia CIRP*, 81:938–943.
- Karner, M. and Sihm, W. (2018). Zustandsüberwachungssysteme zur entscheidungsunterstützung in der produktionsplanung. einsatz von zustandsüberwachungssystemen zur entscheidungsunterstützung in der produktionsplanung der variantenreichen fertigung. *GITO-Verlag*.
- Kasakow, G., Menck, N., and Aurich, J. C. (2016). Event-driven production planning and control based on individual customer orders. *Procedia CIRP*, 57:434–438.
- Kelleher, J. D., Mac Namee, B., and D’Arcy, A. (2015). Fundamentals of machine learning for predictive data analytics: Algorithms, worked examples, and case studies., *MIT Press*, pages . 1–3, 12–15 and 153–158.

- Kernchen, A., Jachmann, D., and Adler, S. (2016). Assistenzsysteme für die Instandhaltung und störungsbehebung. *21. Magdeburger Logistik Tage. Logistik neu denken und gestalten*, page 195.
- Kinz, A., Bernerstaetter, R., and Biedermann, H. (2016). Lean smart maintenance – efficient and effective asset management for smart factories. *MOTSP 2016, Porec, Istria*.
- Kittl, B. (2014). Einsatz von pps- und leitsystemen. *Skript zur VO, Institut für Fertigungstechnik und Hochleistungslasertechnik*.
- Kovacs, K., Ansari, F., Geisert, C., Uhlmann, E., Glawar, R., and Sihm, W. (2019). A process model for enhancing digital assistance in knowledge-based maintenance. *Machine Learning for Cyber Physical System*, pages 87–96.
- Kovacs, K. and Glawar, R. (2019). Platform-driven digital maintenance. in: *Isopp, Jutta (Hrsg.): Jahrbuch Instandhaltungstage 2019*.
- Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., and Sihm, W. (2018). Digital twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11):1016–1022.
- Kuhn, A., Schuh, G., and Stahl, B. (2006). Nachhaltige Instandhaltung: Trends, potenzielle und handlungsfelder nachhaltiger Instandhaltung. *Ergebnisbericht der vom BMBF geförderten Untersuchung "Nachhaltige Instandhaltung"*, VDMA-Verlag.
- Kuhnle, A., Röhrig, N., and Lanza, G. (2019). Autonomous order dispatching in the semiconductor industry using reinforcement learning. *Procedia CIRP*, 79:391–396.
- Kumar, S. and Lad, B. K. (2016). Effect of maintenance resource constraints on flow-shop environment in a joint production and maintenance context. In *2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, pages 641–645. IEEE.
- Lauermann, A. (1994). Autonomie von fertigungssegmenten, analyse zur gestaltung neuer fabrikstrukturen. *Springer Fachmedien, Wiesbaden* [I].
- Lee, W.-C. and Wang, J.-Y. (2017). A three-agent flow shop problem for minimizing the total completion time. In *2017 6th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*, pages 825–828. IEEE.
- Leidinger, B. (2017). *Wertorientierte Instandhaltung: Kosten senken, Verfügbarkeit erhalten*. Springer-Verlag.

- Li, C., Liu, Y., Zhou, A., Kang, L., and Wang, H. (2007). A fast particle swarm optimization algorithm with cauchy mutation and natural selection strategy. *International Symposium on Intelligence Computation and Applications*, Springer, Berlin, Heidelberg., pages 334–343.
- Li, J.-q. and Pan, Q.-k. (2013). Chemical-reaction optimization for solving fuzzy job-shop scheduling problem with flexible maintenance activities. *International Journal of Production Economics*, 145(1):4–17.
- Li, J.-q., Pan, Q.-k., and Tasgetiren, M. F. (2014). A discrete artificial bee colony algorithm for the multi-objective flexible job-shop scheduling problem with maintenance activities. *Applied Mathematical Modelling*, 38(3):1111–1132.
- Li, M., Li, H., and Liu, Q. (2010). Integrated production scheduling and opportunistic preventive maintenance in the flowshop manufacturing system. In *The 2nd International Conference on Information Science and Engineering*, pages 294–298. IEEE.
- Li, X. and Ma, S. (2017). Multiobjective discrete artificial bee colony algorithm for multiobjective permutation flow shop scheduling problem with sequence dependent setup times. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 64(2):149–165.
- Liao, W., Jiang, M., and Zhang, X. (2017). *2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering & Engineering Management: IEEE IEEM2017 : 10-13 Dec, Singapore*. IEEE, Piscataway, NJ.
- Liao, W. and Wang, T. (2018). An optimization approach using in production scheduling with different order. In *2018 7th International Conference on Industrial Technology and Management (ICITM)*, pages 237–241. IEEE.
- Lima, R. M., Sousa, R. M., and Martins, P. J. (2006). Distributed production planning and control agent-based system. *International Journal of Production Research*, 44(18-19):3693–3709.
- Lin, Y.-K., Huang, D.-H., and Huang, C.-F. (2016a). Estimated network reliability evaluation for a stochastic flexible flow shop network with different types of jobs. *Computers & Industrial Engineering*, 98:401–412.
- Lin, Y. K., Huang, D. H., and Lin, J. S. (2016b). Reliability evaluation of a multistate flexible flow shop with stochastic capacity for multiple types of jobs. *Journal of Manufacturing Systems*, 41, pages 287–298.

- Lin, Y.-K., Huang, D.-H., and Yeng, L. C.-L. (2016c). Reliability evaluation of a hybrid flow-shop with stochastic capacity within a time constraint. *IEEE Transactions on Reliability*, 65(2):867–877.
- Lingitz, L., Gallina, V., Ansari, F., Gyulai, D., Pfeiffer, A., Sihn, W., and Monostori, L. (2018). Lead time prediction using machine learning algorithms: A case study by a semiconductor manufacturer. *Procedia CIRP*, 72:1051–1056.
- Lingitz, L., Morawetz, C., Gigloo, D. T., Minner, S., and Sihn, W. (2013). Modelling of flexibility costs in a decision support system for mid-term capacity planning. *Procedia CIRP*, 7:539–544.
- Liu, Q., Dong, M., and Chen, F. F. (2018). Single-machine-based joint optimization of predictive maintenance planning and production scheduling. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 51:238–247.
- Lucke, D., Defranceski, M., and Adolf, T. (2016). Cyberphysische systeme für die prädik- tive instandhaltung. In Vogel-Heuser, B., Bauernhansl, T., and ten Hompel, M., editors, *Handbuch Industrie 4.0*, pages 1–17. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Luke, S., Cioffi-Revilla, C., Panait, L., Sullivan, K., and Balan, G. (2016). Mason: A multiagent simulation environment. *SIMULATION*, 81(7):517–527.
- Macal, C. M. (2016). Everything you need to know about agent-based modelling and simulation. *Journal of Simulation*, 10(2), pages 144–156.
- Mantravadi, S., Li, C., and Møller, C. (2019). Multi-agent manufacturing execution sys- tem (mes): Concept, architecture & ml algorithm for a smart factory case. In *Procee- dings of the 21st International Conference on Enterprise Information Systems*, pages 477–482. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.
- Martins, L., Fernandes, N. O., and Varela, M. L. (2018). Autonomous production con- trol: A literature review. In *International Conference on Innovation, Engineering and Entrepreneurship*, pages 425–431.
- Matyas, K. (2018). *Instandhaltungslogistik: Qualität und Produktivität steigern*, 7. Aufl. Carl Hanser Verlag, München.
- Matyas, K., Nemeth, T., Kovacs, K., and Glawar, R. (2017). A procedural approach for realizing prescriptive maintenance planning in manufacturing industries. *CIRP Annals*, 66(1):461–464.



- Mayer, S. and Endisch, C. (2019). Adaptive production control in a modular assembly system based on partial look-ahead scheduling. In *2019 IEEE International Conference on Mechatronics (ICM)*, volume 1, pages 293–300.
- Meissner, H., Ilse, R., and Aurich, J. C. (2017). Analysis of control architectures in the context of industry 4.0. *Procedia CIRP*, 62:165–169.
- Mokhtari, H. and Dadgar, M. (2015). Scheduling optimization of a stochastic flexible job-shop system with time-varying machine failure rate. *Computers & Operations Research*, 61:31–45.
- Mokhtari, H. and Hasani, A. (2017). An energy-efficient multi-objective optimization for flexible job-shop scheduling problem. *Computers & Chemical Engineering*, 104:339–352.
- Monostori, L., Kádár, B., Bauernhansl, T., Kondoh, S., Kumara, S., Reinhart, G., Sauer, O., Schuh, G., Sihn, W., and Ueda, K. (2016). Cyber-physical systems in manufacturing. *CIRP Annals*, 65(2):621–641.
- Monostori, L., Váncza, J., and Kumara, S. (2006). Agent-based systems for manufacturing. *CIRP Annals*, 55(2):697–720.
- Mosheiov, G., Sarig, A., Strusevich, V. A., and Mosheiff, J. (2018). Two-machine flow shop and open shop scheduling problems with a single maintenance window. *European Journal of Operational Research*, 271(2):388–400.
- Moubray, J. and Kugler, W. (1996). Rcm - die hohe schule der zuverlässigkeit von produkten und systemen. *Moderne Industrie*.
- Mourtzis, D., Zogopoulos, V., and Vlachou, E. (2017). Augmented reality application to support remote maintenance as a service in the robotics industry. *Procedia CIRP*, 63:46–51.
- Neges, M., Wolf, M., and Abramovici, M. (2015). Secure access augmented reality solution for mobile maintenance support utilizing condition-oriented work instructions. *Procedia CIRP*, 38:58–62.
- Nemeth, T., Ansari, F., and Sihn, W. (2019). A maturity assessment procedure model for realizing knowledge-based maintenance strategies in smart manufacturing enterprises. *Procedia Manufacturing (Forthcoming)*.
- Nemeth, T., Bernerstätter, R., Glawar, R., Matyas, K., and Sihn, W. (2015). Instandhaltung 4.0: Sicherstellung von produktqualität und anlagenverfügbarkeit durch einen

- echtzeitbasierten Instandhaltungsleitstand. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, (110(9)):569–573.
- Neri, A., Cagno, E., Di Sebastiano, G., and Trianni, A. (2018). Industrial sustainability: Modelling drivers and mechanisms with barriers. *Journal of Cleaner Production*, 194:452–472.
- Niehues, M. R. (2017). Adaptive produktionssteuerung für werkstattfertigungssysteme durch fertigungsbegleitende reihenfolgebildung (vol. 329). *Herbert Utz Verlag*.
- Niu, B., Bi, Y., Chan, F., and Wang, Z. X. (2015). Algorithm for production scheduling with mold and machine maintenance consideration. In: *Huang DS, Jo KH, Hussain Literaturverzeichnis 23 A. (eds) Intelligent Computing Theories and Methodologies. Springer*, (vol 9226).
- Nyhuis, P. (2010). *Wandlungsfähige Produktionssysteme*. GITO mbH Verlag.
- Nyhuis, P. and Wiendahl, H.-P. (2016). Produktionstechnik-ansatz zu einer theorie der produktionstechnik. *ZWF: Zeitschrift für Wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, (150):15.
- Ouelhadj, D. and Petrovic, S. (2009). A survey of dynamic scheduling in manufacturing systems. *Journal of Scheduling*, 12(4):417–431.
- Palmarini, R., Erkoyuncu, J. A., Roy, R., and Torabmostaedi, H. (2018). A systematic review of augmented reality applications in maintenance. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 49:215–228.
- Pantförder, D., Mayer, F., Diedrich, C., Göhner, P., Weyrich, M., and Vogel-Heuser, B. (2017). Agentenbasierte dynamische rekonfiguration von vernetzten intelligenten produktionsanlagen. In *Handbuch Industrie 4.0 Bd. 2*, pages 31–44. Springer.
- Pauker, F., Frühwirth, T., Kittl, B., and Kastner, W. (2016). A systematic approach to opc ua information model design. *Procedia CIRP*, 57:321–326.
- Pawellek, G. (2016). Integrierte Instandhaltung und ersatzteillogistik: Vorgehensweisen, methoden, tools. *Springer-Verlag*.
- Peffer, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., and Chatterjee, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. *Journal of management information systems*, 24(3):45–77.
- Peng, H. and van Houtum, G.-J. (2016). Joint optimization of condition-based maintenance and production lot-sizing. *European Journal of Operational Research*, 253(1):94–107.

- Pfeifer, T. and Schmitt, R. (2006). Autonome produktionszellen: komplexe produktionsprozesse flexibel automatisieren. *Springer-Verlag*.
- Pfister, H. and Blitzstein, J. (2014). Cs109 syllabus. *Harvard School of Engineering and Applied Science*.
- Ragab, A., Ouali, M.-S., Yacout, S., and Osman, H. (2016). Remaining useful life prediction using prognostic methodology based on logical analysis of data and kaplan–meier estimation. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 27(5):943–958.
- Rahmati, S. H. A., Ahmadi, A., and Karimi, B. (2018). Multi-objective evolutionary simulation based optimization mechanism for a novel stochastic reliability centered maintenance problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, 40, pages 255–271.
- Raileanu, S., Anton, F., Borangiu, T., Anton, S., and Nicolae, M. (2018). A cloud-based manufacturing control system with data integration from multiple autonomous agents. *Computers in Industry*, 102:50–61.
- Ramezani, R. and Saidi-Mehrabad, M. (2013). Hybrid simulated annealing and mip-based heuristics for stochastic lot-sizing and scheduling problem in capacitated multi-stage production system. *Applied Mathematical Modelling*, 37(7):5134–5147.
- Ratnaweera, A., Halgamuge, S. K., and Watson, H. C. (2004). Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8(3):240–255.
- Rauch, E., Dallasega, P., and Matt, D. T. (2018). Complexity reduction in engineer-to-order industry through real-time capable production planning and control. *Production Engineering*, 12(3-4):341–352.
- Regulin, D. and Vogel-Heuser, B. (2016). Agentenorientierte verknüpfung existierender heterogener automatisierter produktionsanlagen durch mobile roboter zu einem industrie-4.0-system. In Vogel-Heuser, B., Bauernhansl, T., and ten Hompel, M., editors, *Agentenorientierte Verknüpfung existierender heterogener automatisierter Produktionsanlagen durch mobile Roboter zu einem Industrie-4.0-System*, pages 1–25. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Reichel, J., Müller, G., and Haeffs, J. (2009). Betriebliche instandhaltung. *Springer*.
- Resende, M. and Ribeiro, C. C. (2010). Greedy randomized adaptive search procedures: advances, hybridizations, and applications. in: *Handbook of metaheuristics*. pages 283–291.

- Rocholl, J. and Moench, L. (2017). *Genetic Algorithms for a Single-Machine Multiple Orders per Job Scheduling Problem with a Common Due Date: 20-23 Aug. 2017*. IEEE, Piscataway, NJ.
- Rötzer, S. and Schwaiger, W. (2016). Forschungsbericht zum projekt: „kosten und co2 - emissionen im produktionsnetzwerk von magna europe“. “*In H. Biedermann, Industrial Engineering und Management. Technoökonomische Forschung und Praxis, Wiesbaden: Springer Gabler.*, pages 237–246.
- Roy, R., Stark, R., Tracht, K., Takata, S., and Mori, M. (2016). Continuous maintenance and the future—foundations and technological challenges. *CIRP Annals*, 65(2):667–688.
- Ruiz, R. and Vázquez-Rodríguez, J. A. (2010). The hybrid flow shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 205(1):1–18.
- Russell, S. J. and Norvig, P. (2016). Artificial intelligence: a modern approach. *Malaysia: Pearson Education Limited*.
- Schenk, M. (2010). Instandhaltung technischer systeme: Methoden und werkzeuge zur gewährleistung eines sicheren und wirtschaftlichen anlagenbetriebs. *Springer Berlin Heidelberg*.
- Schenk, M., Wirth, S., and Müller, E. (2013). Fabrikplanung und fabrikbetrieb: Methoden für die wandlungsfähige, vernetzte und ressourceneffiziente fabrik. *Springer-Verlag*.
- Schmiedbauer, O., Maier, H. T., and Biedermann, H. (2020). Evolution of a lean smart maintenance maturity model towards the new age of industry 4.0. <https://doi.org/10.15488/9640>.
- Schuh, G. and Fuß, C. (2015). Prosense: Ergebnisbericht des bmbf-verbundprojektesâ; hochauflösende produktionssteuerung auf basis kybernetischer unterstützungssysteme und intelligenter sensorik. *Aachen: Apprimus Verl.*
- Schuh, G., Reinhart, G., Prote, J.-P., Sauer mann, F., Horsthofer, J., Oppolzer, F., and Knoll, D. (2019). Data mining definitions and applications for the management of production complexity. *Procedia CIRP*, 81:874–879.
- Schuh, G. and Schmidt, C. (2014). Produktionsmanagement, handbuch produktion und management 5, 2. auflage. *Springer, Berlin*.
- Schuh, G. and Stich, V. (2012). Produktionsplanung und-steuerung 2: Evolution der pps. *Springer-Verlag*.

- Schuh, G. and Stich, V. (2017). Marktspiegel business software erp/pps 2017/2018 (9., überarbeitete auflage). (Aachen 2017).
- Segawa, S., Kin, S., Kawamura, H., and Suzuki, K. (2015). Implementation of massive agent model using repast hpc and gpu. *Journal of Systemics*, (13(2)):41–45.
- Shen, W. (2002). Distributed manufacturing scheduling using intelligent agents. *IEEE Intelligent Systems*, 17(1):88–94.
- Sihag, N., Sangwan, K. S., and Pundir, S. (2018). Development of a structured algorithm to identify the status of a machine tool to improve energy and time efficiencies. *Procedia CIRP*, 69:294–299.
- Sihn, W., Sobottka, T., Heinzl, B., and Kamhuber, F. (2018). Interdisciplinary multi-criteria optimization using hybrid simulation to pursue energy efficiency through production planning. *CIRP Annals*, 67(1):447–450.
- Sobottka, T., Kamhuber, F., and Sihn, W. (2017). Increasing energy efficiency in production environments through an optimized, hybrid simulation-based planning of production and its periphery. *Procedia CIRP*, 61:440–445.
- Spath, D., Westkämper, E., Bullinger, H. J., and Warnecke, H. J. (2017). Neue entwicklungen in der unternehmensorganisation. *Springer Berlin*.
- Stadler, H. (2015). Production planning and scheduling. In: *Hartmut Stadler, Christoph Kilger, Herbert Meyr (Hg.), Supply Chain Management and Advanced Planning, Berlin*.
- Stockert, A., Glawar, R., Ansari, F., and Sihn, W. (2019). Qualitätsprognose anhand prozess-parametern einer papiermaschine mittels industrial data science. *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 114(5):310–313.
- Stricker, N. and Lanza, G. (2014). The concept of robustness in production systems and its correlation to disturbances. *Procedia CIRP*, 19:87–92.
- Strunz, M. (2012). Instandhaltung: Grundlagen-strategien-werkstätten. *Springer-Verlag*.
- Suhl, L. and Mellouli, T. (2009). Optimierungssysteme: Modelle, verfahren, software, anwendungen. *Springer New York*.
- Sunk, A., Kuhlang, P., Edtmayr, T., and Sihn, W. (2016). Developments of traditional value stream mapping to enhance personal and organisational system and methods competencies. *International Journal of Production Research*, 55(13):3732–3746.

- Teschemacher, U., Vernim, S., Gröger, M., Hellig, I., Siggelkow, P., Sippl, F., Tausendpfund, T., and Reinhart, G. (2016). Akzeptanz autonomer produktionsplanungs- und steuerungssysteme: Unternehmensbefragung zur verbreitung und akzeptanz autonomer steuerungssysteme. *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, (111(5)):265–269.
- Thames, L. and Schaefer, D. (2017). *Cybersecurity for industry 4.0*. Springer.
- Thorsten, C., Herrmann, F., and Manitz, M. (2016). Produktionsplanung und –steuerung. *Springer Berlin Heidelberg*.
- Trzyna, D. (2015). Modellierung und steuerung von eilaufträgen in der produktion. *Dissertation*.
- Uhlemann, T. H.-J., Schock, C., Lehmann, C., Freiberger, S., and Steinhilper, R. (2017). The digital twin: Demonstrating the potential of real time data acquisition in production systems. *Procedia Manufacturing*, 9:113–120.
- Uhlmann, E., Hohwieler, E., and Kraft, M. (2013). Selbstorganisierende produktion, agenten intelligenter objekte koordinieren und steuern den produktionsablauf. *Fraunhofer IPK Berlin, GITO Verlag, Berlin*.
- Ulrich, M. and Bachlechner, D. (2020). Wirtschaftliche bewertung von ki in der praxis – status quo, methodische ansätze und handlungsempfehlungen. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 57(1):46–59.
- Vallhagen, J., Almgren, T., and Thörnblad, K. (2017). Advanced use of data as an enabler for adaptive production control using mathematical optimization – an application of industry 4.0 principles. *Procedia Manufacturing*, 11:663–670.
- Villarraga, J., Carley, K. M., Wassick, J., and Sahinidis, N. (2017). Agent-based modeling and simulation for an order-to-cash process using netlog.
- Vogel-Heuser, B., Berger, U., Schütz, D., Schöler, T., Jeschke, S., Ewert, D., Niggemann, O., Windmann, S., and Lehmann, C. (2016). Agentenbasierte cyber-physische produktionssysteme: Anwendungen für die industrie 4.0.
- Wakiru, J., Pintelon, L., Muchiri, P. N., and Chemweno, P. (2018). Maintenance optimization: Application of remanufacturing and repair strategies. *Procedia CIRP*, 69:899–904.
- Wang, F., Lu, Y., and Ju, F. (2018). Condition-based real-time production control for smart manufacturing systems. In *2018 IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, pages 1052–1057.

- Wang, L., Zhou, G., Xu, Y., Wang, S., and Liu, M. (2012). An effective artificial bee colony algorithm for the flexible job-shop scheduling problem. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 60(1-4):303–315.
- Wang, S. and Liu, M. (2015). Multi-objective optimization of parallel machine scheduling integrated with multi-resources preventive maintenance planning. *Journal of Manufacturing Systems*, 37, pages 182–192.
- Wannenwetsch, H. (2014). Integrierte materialwirtschaft, logistik und beschaffung. *Springer-Verlag*.
- Waschneck, B., Altenmüller, T., Bauernhansl, T., and Kyek, A. (2016). Production scheduling in complex job shops from an industry 4.0 perspective: A review and challenges in the semiconductor industry. In *SAMI@ iKNOW*, pages 1–12.
- Weidner, R., Redlich, T., and Wulfsberg, J. P. (2014). Passive und aktive unterstützungssysteme für die produktion. *wt Werkstattstechnik online*, Vol. 104, No. 9:561–566.
- Westkämper, E. and Löffler, C. (2016). Das system produktion unter dem einfluss globaler megatrends. in *strategien der produktion*. pages 45–70.
- Westkämper, E., Wiendahl, H.-H., and Balve, P. (1998). Dezentralisierung und autonomie in der produktion: Eine systematische betrachtung der klassifizierungsmerkmale. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb : ZWF*, 93(407-410).
- Wollschlaeger, M., Sauter, T., and Jasperneite, J. (2017). The future of industrial communication: Automation networks in the era of the internet of things and industry 4.0. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 11(1):17–27.
- Wong, C. S., Chan, F., and Chung, S. H. (2013). A joint production scheduling approach considering multiple resources and preventive maintenance tasks. *International Journal of Production Research*, 51(3):883–896.
- Wooldridge, M. and Jennings, N. (1995). An introduction to multiagent systems.
- Wöstmann, R., Strauß, P., and Deuse, J. (2017). Predictive maintenance in der produktion: Anwendungsfälle und einführungsvoraussetzungen zur erschließung ungenutzter potentiale. *Werkstattstechnik Online*, 2017(107.7/8):524–529.
- Xing, L. N., Chen, Y. W., and Yang, K. W. (2008). Double layer aco algorithm for the multi-objective fjssp. *new generation computing*, 26(4). pages 313–327.

- Ye, D., Zhang, M., and Vasilakos, A. V. (2017). A survey of self-organization mechanisms in multiagent systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 47(3):441–461.
- Yin, H. L. and Wang, Y. M. (2016). A discrete artificial bee colony algorithm for the permutation flowshop scheduling problem with sequence-dependent setup times. *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Vancouver, BC*.
- Yu, A. J. and Seif, J. (2016). Minimizing tardiness and maintenance costs in flow shop scheduling by a lower-bound-based ga. *Computers & Industrial Engineering*, 97:26–40.
- Zahedi, R. and Yusriski, R. (2017). Stepwise optimization for model of integrated batch production and maintenance scheduling for single item processed on flow shop with two machines in jit environment. *Procedia Computer Science*, 116:408–420.
- Zandieh, M., Sajadi, S. M., and Behnoud, R. (2017). Integrated production scheduling and maintenance planning in a hybrid flow shop system: A multi-objective approach. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 8(S2):1630–1642.
- Zhai, S. and Reinhart, G. (2018). Predictive maintenance als wegbereiter für die instandhaltungsgerechte produktionssteuerung. *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 113(5):298–301.
- Zhang, J. (2017). Multi-agent-based production planning and control. *John Wiley & Sons*.
- Zheng, Y., Mesghouni, K., and Dutilleul, S. C. (2013). Condition based maintenance applied to reduce unavailability of machines in flexible job shop scheduling problem. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(9):1405–1410.
- Zhou, X., Xi, L., and Lee, J. (2007). Reliability-centered predictive maintenance scheduling for a continuously monitored system subject to degradation. *Reliability Engineering & System Safety*, 92 (4), pages 530–534.
- Zou, J., Chang, Q., Ou, X., Arinez, J., and Xiao, G. (2019). Resilient adaptive control based on renewal particle swarm optimization to improve production system energy efficiency. *Journal of Manufacturing Systems*, 50:135–145.



# A Anhang

## A.1 Literaturanalyse: Ansätze zur integrativen Produktions- und Instandhaltung

Autoren	Titel	Problemklasse	Beziehungen der Instandhaltung	Prioritäten	Filterkriterium	Risikofaktoren	Prüfbarkeit	Lern-effekte	Zielsetzung	Algorithmus
F. Benabdellah, A. Moudaoui, K. Bouhassoune	Game theoretic modeling of the integrated production and preventive maintenance scheduling problem in permutation flowshops	Flow Shop	Preventive Instandhaltung						Minimierung des Wartezeiten, Minimierung der total completion time, die preventive maintenance	Game Theory basierte Heuristik
Z. Yang, C. Liu, W. Qian	An improved multi-objective grey wolf optimization algorithm for fuzzy scheduling flow shop production problem	Flow Shop			*				Minimierung Wartezeiten, Maximierung Agreement Index	population-based Meta-Heuristik
W. C. Lee, J. Y. Wang	A Three-Agents Flow Shop Problem for Minimizing the Total Completion Time	Flow Shop	Preventive Instandhaltung						Minimierung der Total Completion Time	genetischer Algorithmus
S. Kumar, B. K. Ladd	Effect of maintenance resource constraints on flow shop environment in a joint production and maintenance context	Flow Shop	Preventive Instandhaltung						Minimierung des Wartezeiten, der Production Costs und Minimierung der Instandhaltung	Adaptive Thermo-Statistical Simulated Annealing
M. Gopalakrishnan, A. Shroff, C. Laroque	Simulation-based planning of maintenance activities by a shifting priority method	Flow Shop	Preventive Instandhaltung						Maximierung des Throughput	Shifting Priority Methode
K. Graber-Debatto, E. Kochanska, E. Duda	Use of switching algebraic models in flow-shop scheduling problem with defects	Flow Shop			*				Einhalten der due dates	algebraic-logical meta-model
A. E. Benmalek, J. Yalaoui, F. Dugardin, J. Ghomri	Heuristic method for the hybrid flow shop problem in batch production	Flow Shop			*				Minimierung der Total Dribiness	Tabu Search Algorithmus
H. Feng, W. Du, H. Huang, L. X. E. Pan	Joint optimization of flow shop sequence-dependent manufacturing cell scheduling and preventive maintenance	Flow Shop	Preventive Instandhaltung			+			Minimierung der sum of tardiness cost of jobs, preventive maintenance, and repair cost of machines	genetischer Algorithmus
A. Ghasem-Ali, M. L. Espinouse	A two-machine flow shop scheduling with a deteriorating maintenance priority on the second machine	Flow Shop	Preventive Instandhaltung						Minimierung des Wartezeiten	Branch & Bound Algorithmus
F. Benabdellah, S. Trayek, W. Belhabib	Towards an self-adaptive system for scheduling jobs and preventive maintenance operations in flow shop problems	Flow Shop	Preventive Instandhaltung						Minimierung der total completion time (production part), minimierung der total tardiness/tardiness (preventive maintenance part)	artificial immune Algorithmus, mit vaccination und adaptive cloning
Y. K. Liu, D. H. Huang, L. C. L. Yeng	Reliability Evaluation of a Hybrid Flow-Shop With Stochastic Capacity Within a Time Constraint	Flow Shop	Stochastische Kapazitäten						Minimierung des Wartezeiten, der total flow time, und der completion time der letzten Charge	Bereichs- und Bound Algorithmus
K. Graber-Debatto, E. Kochanska, M. Jagodzinski	AMM based switching method for FSS problem with defects	Flow Shop			*				Einhalten der due dates	algebraic-logical meta-model
D. Yang, X. Zhang	A hybrid approach for due date assignment in a dynamic job shop	Job Shop			*				Minimierung der Mean Absolute Tardiness und der Root Mean Squared Tardiness	Hybridmethode der Orthogonal Kernel Least Squares Algorithmus
S. Precupoua, A. Konstantinidis, A. Achilias, G. A. Papadopoulos	Genetic hybridization of MOEA/D with learning for permutation flow shop scheduling problem	Flow Shop			*				Minimierung des Wartezeiten, Minimierung der maximum tardiness	genetic hybrid Multi-Objective Evolutionary Algorithmus
Quang Chau Thi, C. Billaud, J. L. Bouquard	Heuristic algorithm to minimize the total tardiness in a flow shop production and outbound distribution scheduling problem	Flow Shop			*				Minimierung der sum of tardiness	Greedy Algorithmus, Tabu Search Algorithmus und Kombination von GA und TS
Y. Miao, L. Xiecheng, C. Zhe, G. Daquan	Application of self-adaptive evolution strategy DE algorithm based on optimal objective of due date in HFS	Flow Shop			*				Minimierung der sum of tardiness, total tardiness, tardiness und jobs total completion sequence, so far as can be determined an die erwartete completion sequence herabnehmen	self-adaptive DE Algorithmus
A. Jafari, A. Elyasi	Minimizing the number of tardy jobs in a dynamic flexible flow shop	Flow Shop			*				Minimierung der number of tardy jobs	dynamic method für decomposition, anschließend Moore-Hodgson Algorithmus
Y. T. Lo, L. M. Cheng, J. W. Fowler	Decomposition heuristic for a two-machine flow shop with batch processing	Flow Shop			*				Minimierung der total weighted tardiness	decomposition heuristics, anschließend variable neighborhood search Algorithmus

M. Komaki, S. Sheikh, E. Teymourian	A Hybrid Harmony Search algorithm to minimize total weighted tardiness in the permutation flow shop	Flow Shop										Minimierung der total weighted tardiness	Improved Harmony Search Algorithmus
M. Mitrovitsky, M. Sipahi, M. W. Cohen	Operation and Control of Manufacturing Systems by Agents with Local Intelligence	Flow Shop										Maximierung der Ausnutzung der Ressourcen	agent-based adaptive control system
Y. Yang, Peng Li, S. Wang, B. Liu, Yongliang Luo	Scatter search for distributed assembly flowshop scheduling to minimize total tardiness	Flow Shop										Minimierung der total tardiness	scatter search based memetic Algorithmus
R. Ruiz, Q. K. Pan	Simple greedy methods for scheduling hybrid flowshops with due date windows	Flow Shop										Minimierung der weighted earliness and tardiness	Iterated greedy Algorithmus und iterated local search Algorithmus
U. Waqas et al.	A re-entrant flowshop heuristic for online scheduling of the paper path in a large scale printer	Flow Shop										Minimierung des Makespan	greedy heuristic-Algorithmus
A. W. ElBouri	Scheduling a dynamic flowshop to minimize the mean absolute deviation from distinct due dates	Flow Shop										Minimierung der mean deviation from the due dates	Cooperativ Dispatching
Y. Yu, T. Li	Scheduling a constrained hybrid flow shop problem by heuristic algorithm	Flow Shop										Minimierung der total cost of earliness and tardiness	Hybridmethode bestehend aus heuristisch repairing und neighborhood search Algorithmus
J. Deng, Z. Cao, M. Liu	A bottleneck prediction and rolling horizon scheme combined dynamic scheduling algorithm for semiconductor wafer fabrication	Job Shop										Minimierung der cycle time und Maximierung der Maschinenauslastung	adaptive network-based fuzzy inference system and dynamic different layer bottleneck-based scheduling Algorithmus
H. Zikoven	Algorithm for an IT-based scheduling of flow line production in a one of a kind manufacturing	Flow Shop										Maximierung der Kapazitätsauslastung	unbenannter IT-based scheduling Algorithmus
X. Li, Y. Jiang, R. Ruiz	Methods for Scheduling Problems Considering Experience, Learning, and Forgetting Effects	Flow Shop										Minimierung des Makespan; Minimierung der total completion time; Minimierung der total weighted completion time; Minimierung der total tardiness	Johnson and insert; Johnson and swap; Greedy and insert; Greedy and swap; Branch and Bound
H. Li	Stochastic Single-Machine Scheduling With Learning Effect	Single machine										Minimierung der expected total flow time and des expected Makespan	shortest expected processing time (SEPT) Regel
N. Mortezaei, N. Zulfikri	N-job, m-machine lot-streaming problem with learning effects	Flow Shop										Minimierung der sum of production costs, der holding costs und der makespan costs	berechnet mit LINGO 12.0
F. Yuan, Q. Cheng, Y. Yin	Two-machine flowshop scheduling with past-sequence-dependent setup times and general learning effects	Flow Shop										Minimierung des Makespan und der sum of the kth power of completion times; Minimierung der total weighted completion time; Maximierung lateness and maximum tardiness	(WJSP) Regel
Zhongshun Shi, Zewen Huang, Leyuan Shi	Two-stage flow shop with a batch processor and limited buffer	Flow Shop										Minimierung der total completion time	hybrid greedy Algorithmus
Y. Yu	A comparison of two-machine flowshop with availability constraints for limited waiting time	Flow Shop										Minimierung des Makespan	heuristic algorithm basierend auf Modified Johnson Order, polynomial-time approximation scheme
N. F. M. Mendes, J. E. C. Arroyo, H. M. M. Villadiego	Local search heuristics for the Flowshop Sequence Dependent Group Scheduling problem (esp)	Flow Shop										Minimierung der total flow time	Hybridmethode basierend auf Variable Neighborhood Descent (VND) und iterated Local Search (LS)
J. Kim et al.	Rescheduling of flexible flow shop with sequence-dependent setup times and job splitting	Flow Shop										Minimierung der completion time	schedule adjustment algorithm basierend auf MoZArt
H. Harbaoui, O. Belkhenouf, Morineau S. Khalilallah	Scheduling a two-stage hybrid flow shop with dedicated machines, time lags and sequence-dependent family setup times	Flow Shop										Minimierung des Makespan	genetischer Algorithmus für upper bound



R. A. Sousa, M. L. R. Varela, C. Alves, J. Machado	Job shop schedules analysis in the context of industry 4.0	Job Shop										Minimierung des Makespan, Minimierung der total weighted tardiness	Early Due Date (EDD), First-Come First-Served (FCFS), Longest Processing Time first (LPT), Minimum Slack (MS) and Shortest Processing Time first (SPT), Shifting-bottleneck – Total
D. Karunakaran, Vi Mei, Gang Chen, Mengjie Zhang	Evolving dispatching rules for dynamic job shop scheduling with uncertain processing times	Job Shop										Minimierung der total flowtime	Ex-post Training, Ex-ante Training / genetischer Algorithmus
S. Wang, Aoigele, G. Liu, S. Gao	A Hybrid Discrete Imperialist Competition Algorithm for Fuzzy Job-Shop Scheduling Problems	Job Shop										Maximierung des minimum agreement index	Hybridmethode bestehend aus discrete Imperialist Competition Algorithmus and Tabu Search Algorithmus
X. Gong, T. De Pessemier, W. Joseph, L. Martens	A power data driven energy-cost-aware production scheduling method for sustainable manufacturing at the unit process level	Job Shop										Minimierung der Elektrizitätskosten	kein genauer algorithmus angegeben
M. Bertolini, G. Romagnoli, F. Zammori	Assessing performance of Workload Control in High Variety Low Volumes MTO job shops: A simulative analysis	Job Shop										Minimierung der Work in Progress und Einhaltung der Due Dates	shop load, bottleneck load, shop family load Regeln
Y. Morinaga, M. Nagao, M. Sano	Optimization of flexible job-shop scheduling with weighted tardiness and setup-worker load balance in make-to-order manufacturing	Job Shop										Minimierung der weighted tardiness und der setup-worker load balance	multiobjective-oriented island model genetischer Algorithmus
W. Wei-hing, Y. Jing	A hybrid differential evolution algorithm for job shop scheduling problem to minimize the total weighted tardiness	Job Shop										Minimierung der total weighted tardiness	hybrid differential evolution algorithm and improved critical path Algorithmus
S. Nguyen, M. Zhang, M. Johnston, K. C. Tan	Automatic Design of Scheduling Policies for Dynamic Multi-Objective Job Shop Scheduling via Cooperative Coevolution Genetic Programming	Job Shop										Minimierung des Makespan, der normalized total weighted tardiness und des mean absolute percentage error	multi-objective genetic programming-based hyperheuristic
D. Wen-Ying, Z. Hui-Xiu, H. Ke-Tai	Integrated order acceptance and production scheduling with lead time flexibility	Flow Shop										Maximierung des Profits	genetischer Algorithmus
C. Zeng, J. Tang	Blocking job shop cell scheduling with automated guided vehicles	Job Shop										Minimierung des Makespan	Hybridmethode bestehend aus improving timeabling method und local search
S. Zhang, S. Wang	Flexible Assembly Job-Shop Scheduling With Sequence-Dependent Setup Times and Part-Sharing in a Dynamic Environment: Constraint Programming Model, Mixed-Integer Programming Model, and Dispatching Rules	Job Shop										Minimierung des Makespan	berechnet mit IBM ILOG CPLEX
A. Azzouz, M. Emnigrou, L. B. Said	A self-adaptive evolutionary algorithm for solving flexible job-shop problem with sequence dependent setup time and learning effects	Job Shop										Minimierung des Makespan	Hybridmethode basierend auf einem genetischen Algorithmus mit variable neighborhood search und iterated local search
C. W. Chou, C. F. Chien, M. Gen	A Multiobjective Hybrid Genetic Algorithm for TFLCD Module Assembly Scheduling	Job Shop										Minimierung des Makespan, der weighted number of tardy jobs, und der total machine setup time	Hybridmethode aus variable neighborhood descent (VND) Algorithmus als local search und TOPSIS evaluation technique
H. L. Yin, Y. M. Wang	A two-stage tabu-search algorithm for large scale multi-constraints Scheduling problems (china)	Job Shop										Erhalten der due dates	two-stage tabu search Algorithmus
Y. Ince, K. Karabulut, M. F. Tasgetiren, Q. k. Pan	A discrete artificial bee colony algorithm for the permutation flowshop scheduling problem with sequence-dependent setup times	Flow Shop										Minimierung des Makespan	discrete artificial bee colony Algorithmus
J. Lim, M. J. Chae, Y. Yang, I. B. Park, J. Lee, J. Park	Fast Scheduling of Semiconductor Manufacturing Facilities Using Case-Based Reasoning	Job Shop										Utilization Score (measures effectiveness of a schedule in reducing machine idleness and time required for setup changes)	case based reasoning
B. s. Chung, J. Lim, I. B. Park, J. Park, M. Seo, J. Seo	Setup Change Scheduling for Semiconductor Packaging Facilities Using a Genetic Algorithm With an Operator Recommender	Job Shop										Maximierung der Maschinenauslastung while minimizing the total setup change time of all machines	genetischer Algorithmus mit Operator Recommender

W. Uao, T. Wang	An optimization approach using in production scheduling with different order	Job Shop	Präventive Instandhaltung							Minimierung des <i>Makespan</i> , des <i>penalty value</i> , und der <i>total costs</i>	genetischer Algorithmus
J. O. Cerdiera, I. C. Lopes, E. C. e. Silva	Scheduling the Repairment of Aircrafts' Engines	Job Shop		+						Minimierung der <i>weighted tardiness</i> . Minimierung des <i>Makespan</i>	gerechnet mit Gurobi 3.0.3
Z. Huang, J. Ding, J. Song, L. Shi, C. H. Chen	Simulation optimization for the MIRO scheduling problem based on multi-fidelity models	Flow Shop		+						Minimierung der <i>total weighted expected tardiness</i>	Multi-fidelity optimization with ordinal transformation and optimal sampling (MOTOS)
Jun-Qing Li, Quan-Ke Pan, M. Fahil Tasgetiren	A discrete artificial bee colony algorithm for the multi-objective flexible job-shop scheduling problem with maintenance activities	Job Shop	Präventive Instandhaltung							Minimierung der <i>maximal completion time</i> , der <i>total workload</i> und der <i>maximal workload</i>	discrete artificial bee colony Algorithmus
Hadil Mokhtari, Mehriad Daedgar	Scheduling optimization of a stochastic flexible job-shop system with time-varying machine failure rate	Job Shop	Predictive Maintenance	+						Minimierung der <i>number of tardy jobs</i> bei <i>minimum total availability</i>	simulated annealing Algorithmus und Monte Carlo Simulator
M. Zandieh, A.R. Khatami, Seyed Habib A. Rahmati	Flexible job shop scheduling under condition-based maintenance: Improved version of imperialist competitive algorithm	Job Shop	Condition Based Maintenance							Minimierung des <i>Makespan</i>	Hybridansatz aus improved imperialist competitive Algorithmus und simulated annealing
Yahong ZHENG, Khaïed MESGHOUNI, Simon COLLART DUTILLEUL	Condition based Maintenance applied to Reduce Unavailability of Machines in Flexible Job Shop Scheduling Problem	Job Shop	Condition Based Maintenance							Minimierung des <i>Makespan</i>	integrated genetic Algorithmus und inserting Algorithmus
Jun-qing Li, Quan-ke Pan	Chemical reaction optimization for solving fuzzy job-shop scheduling problem with flexible maintenance activities	Job Shop	Präventive Instandhaltung	+							hybrid chemical-reaction optimization Algorithmus
Fatima El Khakhi, Jaouad Boukhour, Ahmed El Hilali Alaoui	The "Dual-Ants Colony": A novel hybrid approach for the flexible job shop scheduling problem with preventive maintenance	Job Shop	Präventive Instandhaltung	+						Minimierung der <i>maximum fuzzy completion time</i>	"Dual-Ants Colony"-Algorithmus
Gur Moshiry, Assaf Seng, Vicky A. Stoussivich, Jonathan Moshiri	Two-Machine Flow Shop and Open Shop Scheduling Problems with a Single Maintenance Window	Flow Shop	Präventive Instandhaltung							Minimierung des <i>Makespan</i>	unnamed approximation Algorithmus
C. Fitouri, N. Fnaiech, C. Vernier, F. Fnaiech, N. Zerhouni	A Decision-Making Approach for Job Shop Scheduling with Job Depending Degradation and Predictive Maintenance	Job Shop	Predictive Maintenance							Minimierung des <i>Makespan</i> und der <i>total costs of maintenance</i>	unnamed shifting Algorithmus
Mourad Bentaleb, Fazel Hnaïen, Farouk Yalaoui	Two-machine job-shop problem for makespan minimization under availability constraint	Job Shop	Präventive Instandhaltung							Minimierung des <i>Makespan</i>	Branch & Bound Algorithmus
N. Fnaiech, C. Fitouri, C. Vernier, F. Fnaiech, N. Zerhouni	A New Heuristic Method for Solving Joint Job Shop Scheduling of Production and Maintenance	Job Shop	Präventive Instandhaltung							Minimierung des <i>Makespan</i>	Modified Genetic Algorithmus und Heuristic Displacement of Genes
Weiwei Cui, Zhiqiang Lu, Chen Li, Xiaole Han	A proactive approach to solve integrated production scheduling and maintenance planning problem in flow shops	Flow Shop	Predictive Maintenance							Minimierung des <i>expected Makespan</i> Minimierung der <i>total deviation between the jobs start time from actual schedule and that of the planned start time</i>	Two Loop Algorithmus: outer Loop - local search; inner Loop - genetic Algorithmus
Hadil Mokhtari, Aliakbar Hasani	An energy-efficient multi-objective optimization for flexible job-shop scheduling problem	Job Shop	Präventive Instandhaltung							Minimierung der <i>total completion time</i> , Maximierung der <i>total availability of system</i> , Minimierung der <i>energy cost</i>	enhanced evolutionary Algorithmus aus genetic Algorithmus und simulated annealing
Seyed Habib A. Rahmati, Abbas Ahmadi, Behrooz Karimi	Multi-objective evolutionary simulation based optimization mechanism for a novel stochastic reliability centered maintenance problem	Job Shop	Condition Based Maintenance							Minimierung der <i>maintenance costs</i> , Minimierung des <i>Makespan</i>	multi-objective biogeography based optimization, pareto envelope-based selection Algorithmus, non-dominant sorting genetic Algorithmus,

Kashif Akram, Khuram Kamal, Alan Zeb	Fast simulated annealing hybridized with quenching for solving job shop scheduling problem	Job Shop														Hybridansatz aus fast simulated annealing und quenching
Yi-Kuei Lin, Ding-Hsiang Huang, Jseh-Shung Lin	Reliability evaluation of a multistate flexible flow shop with stochastic capacity for multiple types of jobs	Flow Shop														modified Branch & Bound Algorithmus
Yi-Kuei Lin, Ding-Hsiang Huang, Cheng-Fu Huang	Estimated network reliability evaluation for a stochastic flexible flow shop network with different types of jobs	Flow Shop														Branch & Bound Algorithmus
Omid Shahvari, Rasaratnam Logendran	A comparison of two-stage-based hybrid algorithms for a batch scheduling problem in hybrid flow shop with learning effect	Flow Shop														Hybridansatz aus local search Algorithmus und population based Algorithmus
Xin Chen, Vincent Chau, Pengyu Xie, Malgorzata Sterna, Jacek Blazewicz	Complexity of late work minimization in flow shop systems and a particle swarm optimization algorithm for learning effect	Flow Shop														Particle Swarm Optimization Algorithmus
Gang Li, Xiao-Yuan Wang, Ji-Bo Wang, Lin-Yan Sun	Worst case analysis of flow shop scheduling problems with a time-dependent learning effect	Flow Shop														heuristik Algorithmen mit tight worst-case bound
Xiao-Yuan Wang, Zhili Zhou, Xi Zhang, Ping Ji, Ji-Bo Wang	Several flow shop scheduling problems with truncated position-based learning effect	Flow Shop														heuristik Algorithmen mit tight worst-case bound
Fuqing Zhao, Yang Liu, Yi Zhang, Weimin Ma, Chuck Zhang	A hybrid harmony search algorithm with efficient job sequence scheme and variable neighborhood search for the permutation flow shop scheduling problems	Flow Shop														Hybridansatz aus harmony search Algorithmus und variable neighborhood search
Jun-qing Li, Quan-ke Pan	Solving the large-scale hybrid flow shop scheduling problem with limited buffers by a hybrid artificial bee colony algorithm	Flow Shop														Hybridansatz aus artificial bee colony und tabu search Algorithmus
Joey Fung, Yakov Zinder, Gaurav Singh	Flexible Flow Shop with Storage: Complexity and Optimisation Methods	Flow Shop														Gelöst mit CPLEX Concert Technology 12.5
Chengkuan Zeng, Jiayu Tang, Chongjun Yan	Scheduling of no buffer job shop cells with blocking constraints and automated guided vehicles	Job Shop														Hybridansatz aus improving time tabling Methode und local search
Shi Qiang Liu, Ehsan Kozan	Parallel-identical-machine job-shop scheduling with different stage-dependent buffering requirements	Job Shop														gelöst mit ILOG-CPLEX
Andrew Brown, Stanko Dimitrov, Ada Y. Barfat	Routing distributions and their impact on dispatch rules	Job Shop														55 different dispatching-rules
Aleksandar Ilić	On the variable common due date, minimal tardy jobs bicriteria two-machine flow shop problem with ordered machines	Flow Shop														quadratic Algorithmus improved with binary tree data
Hegen Xiong, Huali Fan, Guozhang Jiang, Gongfa Li	A simulation-based study of dispatching rules in a dynamic job shop scheduling problem with batch release and extended technical precedence constraints	Job Shop														4 dispatching rules

Dunwei Gong, Yuyan Han, Jianyong Sun	A novel hybrid multi-objective artificial bee colony algorithm for blocking lot-streaming flow shop scheduling problems	Flow Shop														hybrid multi-objective discrete artificial bee colony Algorithms
Michael Hopf, Clemens Thielen, Oliver Wendt	Competitive algorithms for multistage online scheduling	Flow Shop														greedy Algorithmen
Hamed Samaghbari, Mehdi Behroozi	An Enumeration Algorithm for the No-Wait Flow Shop Problem with Due Date Constraints	Flow Shop														enumeration Algorithms
Hamed Samaghbari, Mehdi Behroozi	On the exact solution of the no-wait flow shop problem with due date constraints	Flow Shop														enumeration Algorithms
Midhun Paul, R. Sridharan, T. Radha Ramanan	An Investigation of Order Release/Release Policies and Dispatching Rules for Assembly Job Shops with Multi Objective Criteria	Job Shop														24 dispatching rules
Rui Zhang, Shiji Song, Cheng Wu	A hybrid artificial bee colony algorithm for the job shop scheduling problem	Job Shop														Hybridansatz aus artificial bee colony Algorithmus mit local search
Binchao Chen, Timothy J. Watts	A flexible dispatching rule for minimizing tardiness in job shop scheduling	Job Shop														Weight biased modified RR rule - dispatching rule
Oleh Sobeyko, Lars Mönch	Heuristic approaches for scheduling jobs in large-scale flexible job shops	Job Shop														Local Search Algorithmus, shifting bottleneck Algorithmus, variable neighborhood search Algorithmus
K.Z. Gao, P.N. Suganthan, Q.K. Pan, T.J. Chu, T.X. Cai, C.S. Chong	Pareto-based grouping discrete harmony search algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling	Job Shop														Pareto-based grouping discrete harmony search Algorithms
All Elyasi, Nasser Salmasi	Stochastic scheduling with minimizing the number of tardy jobs using chance constrained programming	Flow Shop														gelöst mit CPLEX 12.0
Damy Bai, Jianheng Liang, Bingqian Liu, Mengqian Tang, Zhi-Hai Zhang	Permutation flow shop scheduling problem to minimize nonlinear objective function with release dates	Flow Shop														Branch & Bound Algorithmus für small scale problems, discrete differential evolution Algorithmus für medium scale problems und ein sequence-independent lower bound für large scale problems
Rainer Leisten, Chandrasekharan Rajendran	Variability of completion time differences in permutation flow shop scheduling	Flow Shop														20 verschiedene simple Regeln
Amen Azouz, Meriem Ennigrou, Lamjed Ben Said	A self-adaptive hybrid algorithm for solving flexible job-shop problem with sequence dependent setup time	Job Shop														Hybridansatz aus genetic Algorithmus und iterative local search Algorithms
Miguel A. González, Angèle Oubi, Riccardo Rasconi, Ramiro Varela	Scatter search with path re-linking for the job shop with time lags and setup times	Job Shop														scatter search Algorithms
Tamer F. Abdelmaguid	A neighborhood search function for flexible job shop scheduling with separable sequence-dependent setup times	Job Shop														neighborhood search Algorithms

Pankaj Sharma, Ajai Jain	Performance analysis of dispatching rules in a stochastic dynamic job shop manufacturing system with sequence-dependent setup times: Simulation approach	Job Shop									Minimierung des <i>makespan</i> ; Minimierung der <i>mean flow time</i> ; Minimierung der <i>maximum tardiness</i> ; Minimierung der <i>maximum tardiness</i> ; Minimierung der <i>number of tardy jobs</i> ; Minimierung der <i>total setups and mean setup time performance measures</i> ;	9 dispatching rules
Guo-Sheng Liu, Ya Zhou, Hai-Dong Yang	Minimizing energy consumption and tardiness penalty for fuzzy flow shop scheduling with state-dependent setup time	Flow Shop									Minimieren der <i>energy consumption</i> und der <i>tardiness</i>	genetic Algorithmus
Watt Kwong Wai, Lin Ting, Liang Wei Peng, Hadiano Budiarjo, Gan Chiu Liang, Ding Luyi, Zhu Fangming, Charles Pang T-Howe	Decision Support System for Production Scheduling (DSSPS)	Job Shop									Minimierung von <i>tardiness</i> ; Minimierung von <i>total completion time</i>	6 rule based schedule Algorithmen
Marcelo Seido Nagano, Hugo Hisashi Miyata, Daniela Castro Araujo	A constructive heuristic for total flowtime minimization in a no-wait flowshop with sequence-dependent setup times	Flow Shop									Minimierung der <i>total flowtime</i>	Heuristik mit dem Namen QUARTS
Andrea Rossi	Flexible job shop scheduling with sequence-dependent setup and transportation times by ant colony with reinforced pheromone relationships	Job Shop									Minimierung des <i>Makespan</i>	ant colony optimization Algorithmus
Javad Navvel, Seyyed Mohammad Taghi Fatemi Ghomi, Farbooz Jalal, Ashkan Mozdaji	Heuristics for an assembly flow-shop with non-identical assembly machines and sequence dependent setup times to minimize sum of holding and delay costs	Flow Shop									Minimierung der <i>sum of holding and delay costs</i>	simulated annealing Algorithmus, imperialist competitive Algorithmus, neue unbenannte Heuristik
Omid Shahvari, Raasaratnam Logendran	Hybrid flow shop batching and scheduling with a bi-criteria objective	Flow Shop									Minimierung der <i>weighted sum of the total weighted completion time and total weighted tardiness</i>	Tabu search/path-relinking Algorithmus
Yin-Yann Chen, Chen-Yong Cheng, Li-Chih Wang, Tzu-H Chen	A hybrid approach based on the variable neighborhood search and particle swarm optimization for parallel machine scheduling problems—A case study for solar cell industry	Flow Shop									Minimierung des <i>Makespan</i>	variable neighborhood search und particle swarm optimization Algorithmus
Hamed Samarghandi	A no-wait flow shop system with sequence dependent setup times and server constraints	Flow Shop									Minimierung des <i>Makespan</i>	genetic Algorithmus
Hwang Ho Kim, Do Gyun Kim, Jin Young Choi, Sung Chul Park	Time mixing process scheduling using particle swarm optimization	Job Shop									Minimierung des <i>Makespan</i>	particle swarm optimization Algorithmus
Marcelo Seido Nagano, Augusto Almeida da Silva, Luiz Antonio Nogueira Lorena	An evolutionary clustering search for the no-wait flow shop problem with sequence dependent setup times	Flow Shop									Minimierung des <i>Makespan</i>	hybrid metaheuristic Evolutionary Cluster Search Algorithmus
Cheng-Dar Liou, Yi-Chih Hsieh	A hybrid algorithm for the multi-stage flow shop group scheduling with sequence-dependent setup and transportation times	Flow Shop									Minimierung des <i>Makespan</i>	Hybridansatz aus genetic Algorithmus und particle swarm optimization Algorithmus
Imène Benkhalil, Djamel Rebasine, Caroline Gagné, Pierre Baptiste	The migrating birds optimization metaheuristic for the permutation flow shop with sequence dependent setup times	Flow Shop									Minimierung der <i>overall completion time</i>	Migrating Birds Optimization Algorithmus
Byung Jun Joo, Yong Chen Choi, Paul Xirouchakis	Dispatching Rule-based Algorithms for a Dynamic Flexible Flow Shop Scheduling Problem with Time-dependent Process Defect Rate and Quality Feedback	Flow Shop									Maximierung der <i>quality rate</i> und Minimierung der <i>mean tardiness of jobs</i>	dispatching rules: ATCSQ-rule, TQ1-rule, TQ2-rule



A.N. Balaçi, S. Porsevi	Artificial Immune System Algorithm and Simulated Annealing Algorithm for Scheduling Batches of Parts based on Job Availability Model in a Multi-cell Flexible Manufacturing System	Flow Shop										Minimierung des <i>Makespan</i>	artificial Immune system Algorithmus und simulated annealing Algorithmus
Rong-Hwa Huang, Shun-Chi Yu	Two-stage multiprocessor flow shop scheduling with deteriorating maintenance in cleaner production	Flow Shop	Präventive Instandhaltung									Minimierung des <i>Makespan</i>	Cluster particle swarm optimization Algorithmus
Faïed Hlaïen, Farouk Yalaoui	A bi-criteria flow shop scheduling with preventive maintenance	Flow Shop	Präventive Instandhaltung									Minimierung des <i>makespan</i> und Minimierung der <i>sum of the earliness and tardiness between theoretical and actual frequency for two machines</i>	genetic Algorithm: NSGAII, SPEAII
Andrew Junfang Yu, Javed Seif	Minimizing tardiness and maintenance costs in flow shop scheduling by a lower-bound-based GA	Flow Shop	Predictive Maintenance									Minimierung der <i>total costs (penalty and maintenance)</i>	lower-bound-based genetic Algorithmus
Zahedi, Rojaili, Rinto Yuriski	Stepwise Optimization for Model of Integrated Batch Production and Maintenance Scheduling for Single Item Processed on Flow Shop with Two Machines in JIT Environment	Flow Shop	Präventive Instandhaltung									Minimierung der <i>total costs</i>	SITM-Algorithmus
Reza Ramezani, Mohammad Sadi-Mehrabadi, Parviz Fattahi	MIP formulation and heuristics for multi-stage capacitated lot-sizing and scheduling problem with availability constraints	Flow Shop	Präventive Instandhaltung									Minimierung von <i>production, holding and setup costs</i>	3 Heuristiken mit rolling horizon framework
Danyu Bai, Mengqian Tang, Zhi-Hai Zhang, Ernesto DR Santibanez-Gonzalez	Flow shop learning effect scheduling problem with release dates	Flow Shop										Minimierung des <i>makespan</i> ; Minimierung der <i>total completion time</i> ; Minimierung der <i>total quadratic completion time</i>	Branch & Bound Algorithmus, shortest processing time available - based heuristics
Hongyu He	Minimization of maximum lateness in an m-machine permutation flow shop with a general exponential learning effect	Flow Shop										Minimierung der <i>maximum lateness</i>	Hybridansatz aus einigen unbearbeiteten Heuristiken, Branch & Bound Algorithmus und Nested-solution-based Algorithmus
Christian Almeder, Richard F. Hartl	A metaheuristic optimization approach for a real-world stochastic flexible flow shop problem with limited buffer	Flow Shop										Maximierung der <i>average expected utilization of machine 1</i> ; Maximierung der <i>average expected utilization of the buffer</i> ; Minimierung der <i>average expected completion time</i> ; Eine gewichtete Kombination aus den bisher genannten <i>objectives</i> .	variable neighborhood search Algorithmus
Ghasem Moselehi, Danial Khorasani	A hybrid variable neighborhood search algorithm for solving the limited-buffer permutation flow shop scheduling problem with the makespan criterion	Flow Shop										Minimierung des <i>Makespan</i>	Hybridansatz aus variable neighborhood search Algorithmus und simulated annealing Algorithmus
Sana Abdollahpour, Javad Rezaeian	Minimizing makespan for flow shop scheduling problem with intermediate buffers by using hybrid approach of artificial immune system	Flow Shop										Minimierung des <i>Makespan</i>	artificial Immune system Algorithmus, greedy Algorithmus, Hybridansatz aus artificial Immune system und greedy Algorithmus
Simon Martin, Djamilia Ouelhadi, Patrick Beullens, Eider Ozcan, Angel A. Juan, Edmund K. Burke	A multi-agent based cooperative approach to scheduling and routing	Flow Shop										Minimierung des <i>Makespan</i>	agent-based Framework
M. Ebrahimi, S.M.T. Fateemi Ghomi, B. Karimi	Hybrid flow shop scheduling with sequence dependent family setup time and uncertain due dates	Flow Shop										Minimierung des <i>makespan</i> und <i>total tardiness</i>	Non-dominated Sorting Genetic Algorithmus, Multi Objective Genetic Algorithm
Xiaoping Li, Zhi Yang, Rubén Ruiz, Tian Chen, Shaohun Sui	An iterated greedy heuristic for no-wait flow shops with sequence dependent setup times, learning and forgetting effects	Flow Shop										Minimierung der <i>total flow time</i>	3 accelerated neighborhood construction Heuristiken

A. Sioud, C. Gagné	Enhanced migrating birds optimization algorithm for the permutation flow shop problem with sequence dependent setup times	Flow Shop									Minimierung des <i>makespan</i>	enhanced migrating bird optimization Algorithmus
Zhongshi Shao, Dechang Pi, Weishi Shao	A novel discrete water wave optimization algorithm for blocking flow-shop scheduling problem with sequence-dependent setup times	Flow Shop									Einhalten der due dates	discrete water wave optimization Algorithmus
B. Naderi, M. Yazdani	A model and imperialist competitive algorithm for hybrid flow shops with sublots and setup times	Flow Shop									Minimierung der <i>total tardiness</i>	imperialist competitive Algorithmus
Shun-Chi Yu	Elucidating multiprocessors flow shop scheduling with dependent setup times using a twin particle swarm optimization	Flow Shop									Minimierung der <i>total weighted earliness and tardiness</i> und der <i>machine idle time</i>	twin particle swarm optimization Algorithmus
Reza Ramezani, Mohammad Sidi-Mehrabadi	Hybrid simulated annealing and MIP-based heuristics for stochastic lot-sizing and scheduling problem in capacitated multi-stage production system	Flow Shop								Stochastische Kapazitäten	Minimierung der <i>total cost</i>	2 MIP-Heuristics with rolling horizon framework, Hybridansatz aus simulated annealing und firefly Algorithmus
Sebastian Knopp, Stéphane Dauzère-Péres, Claude Yugma	A batch-oblivious approach for Complex Job Shop scheduling problems	Job Shop									Minimierung des <i>makespan</i> ; Minimierung der <i>total weighted tardiness</i> ; Minimierung der <i>maximum tardiness</i>	local search, simulated annealing Algorithmus, greedy randomized adaptive search procedure
M.T. Yazdani Sabouni, Rasaratnam Logendran	Carryover sequence-dependent group scheduling with the integration of internal and external setup times	Flow Shop									Minimierung der <i>weighted sum of weighted flow times</i> und der <i>total weighted tardines</i>	Forward Improving Exchanges/Inserts Algorithmus, tabu search Algorithmus, genetic Algorithmus
Chao Lu, Jiang Guo, Xinyu Li, Quanke Pan, Qi Wang	Energy-efficient permutation flow shop scheduling problem using a hybrid multi-objective backtracking search algorithm	Flow Shop									Minimierung des <i>makespan</i> und der <i>energy consumption</i>	hybrid multi-objective backtracking search Algorithmus
Al-mehdi Ibrahem, Tarek Eimeklawy, Qingjin Peng	Robust Metaheuristics for Scheduling Cellular Flowshop with Family Sequence-Dependent Setup Times	Flow Shop									Minimierung der <i>total flow time</i>	genetic Algorithmus, particle swarm optimization Algorithmus

## A.2 Details zur Bestimmung der entscheidungsrelevanten Faktoren

Details der Expertenbewertung, Paarweiser Vergleich (PV)																			
Aspekt der Instandhaltungsplanung	Integration in die PPS	Experte Industrie Halbleiterfertigung			Experte Industrie Metallverarbeitung			Experte Industrie Automotive			Experte Industrie Condition Monitoring			Experte Forschung National			Experte Forschung International		
		Qualitative Bewertung	Summe PV	Prozent PV	Resultierende Bewertung	Summe PV	Prozent PV	Resultierende Bewertung	Qualitative Bewertung	Summe PV	Prozent PV	Resultierende Bewertung	Summe PV	Prozent PV	Resultierende Bewertung	Summe PV	Prozent PV	Resultierende Bewertung	
Stillstandszeit &-kosten	Produktionssteuerung	Hoch	26	9,6	Sehr Hoch	26	9,6	Sehr Hoch	Mittel	26	9,6	Sehr Hoch	23	8,5	Hoch	5	1,8	Sehr Niedrig	
Reparaturzeit &-kosten	Produktionssteuerung	Sehr Hoch	27	9,9	Sehr Hoch	28	10,3	Sehr Hoch	Hoch	32	11,8	Sehr Hoch	25	9,2	Sehr Hoch	27	9,9	Sehr Hoch	
Wartungszeit &-kosten	Produktionssteuerung	Mittel	24	8,8	Hoch	26	9,6	Sehr Hoch	Hoch	30	11,0	Sehr Hoch	15	5,5	Mittel	25	9,2	Sehr Hoch	
Ersatzteilverfügbarkeit	Produktionssteuerung	Niedrig	24	8,8	Hoch	24	8,8	Sehr Hoch	Hoch	28	10,3	Sehr Hoch	24	8,8	Sehr Hoch	14	5,1	Mittel	
Verfügbarkeit Instandhaltungspersonal	Produktionssteuerung	Mittel	14	5,1	Mittel	15	5,5	Mittel	Sehr Hoch	24	8,8	Hoch	19	7,0	Hoch	26	9,6	Sehr Hoch	
Verfügbarkeit Qualifikation	Produktionssteuerung	Hoch	13	4,8	Mittel	15	5,5	Mittel	Mittel	22	8,1	Hoch	14	5,1	Mitte	28	10,3	Sehr Hoch	
Geplante Instandhaltungsaufträge	Produktionssteuerung / Produktionsplanung	Hoch	13	4,8	Mittel	12	4,4	Mittel	Mittel	20	7,4	Hoch	20	7,4	Hoch	19	7,0	Hoch	
Ausfallwahrscheinlichkeit	Produktionssteuerung / Produktionsplanung	Sehr Hoch	20	7,4	Hoch	24	8,8	Sehr Hoch	Hoch	14	5,1	Mittel	29	10,7	Sehr Hoch	11	4,0	Niedrig	
Zustand der Anlagenkomponenten	Produktionssteuerung / Produktionsplanung	Sehr Hoch	26	9,6	Sehr Hoch	24	8,8	Sehr Hoch	Sehr Hoch	16	5,9	Mittel	29	10,7	Sehr Hoch	20	7,4	Hoch	
Wartungsintervalle	Produktionsplanung	Niedrig	4	1,5	Sehr Niedrig	3	1,1	Sehr Niedrig	Niedrig	10	3,7	Niedrig	6	2,2	Niedrig	16	5,9	Mittel	
Technische Anlagenverfügbarkeit	Produktionsplanung	Sehr Hoch	21	7,7	Hoch	28	10,3	Sehr Hoch	Sehr Hoch	12	4,4	Niedrig	19	7,0	Hoch	20	7,4	Hoch	
Instandhaltungsquote	Produktionsplanung / Produktionscontrolling	Sehr Hoch	32	11,8	Sehr Hoch	20	7,4	Hoch	Mittel	18	6,6	Mittel	20	7,4	Hoch	19	7,0	Hoch	
Geplante Ersatzteilverfügbarkeit	Strategisches Ersatzteilmanagement	Niedrig	4	1,5	Sehr Niedrig	1	0,4	Sehr Niedrig	Niedrig	8	2,9	Niedrig	8	2,9	Niedrig	12	4,4	Mittel	
Instandhaltungsintensität	Strategisches Produktionscontrolling	Hoch	9	3,3	Niedrig	10	3,7	Niedrig	Sehr Hoch	4	1,5	Sehr Niedrig	7	2,6	Niedrig	14	5,1	Mittel	
Fremdleistungsanteil	Strategisches Produktionscontrolling	Mittel	5	1,8	Sehr Niedrig	8	2,9	Niedrig	Sehr Hoch	1	0,4	Sehr Niedrig	6	2,2	Niedrig	5	1,8	Sehr Niedrig	
Lohnkostenanteil	Strategisches Produktionscontrolling	Mittel	5	1,8	Sehr Niedrig	2	0,7	Sehr Niedrig	Niedrig	1	0,4	Sehr Niedrig	4	1,5	Sehr Niedrig	5	1,8	Sehr Niedrig	
Materialkostenanteil	Strategisches Produktionscontrolling	Niedrig	5	1,8	Sehr Niedrig	6	2,2	Niedrig	Niedrig	6	2,2	Sehr Niedrig	4	1,5	Sehr Niedrig	6	2,2	Niedrig	

Tabelle A.1: Detailauswertung der Expertenbefragung

**Wie bewerten sie die einzelnen Aspekte der Instandhaltung in Hinblick auf deren Relevanz bezüglich einer Integration in die Produktionsplanung und -steuerung ?**

BEWERTUNG	0	ist weniger wichtig als ...																							
	1	ist gleich wichtig wie ...																							
	2	ist wichtiger als ...																							
			(von Zeile nach Spalte gelesen)																						
Instandhaltungsrelevante Aspekte	Kurzbeschreibung	Relevant für:	Ausfallwahrscheinlichkeit	Stillstandszeit & -kosten	Reparaturzeit & -kosten	Wartungszeit & -kosten	Ersatzteilverfügbarkeit	Verfügbarkeit Instandhaltungspersonal	Verfügbarkeit Qualifikation	Wartungsintervalle	Geplante Instandhaltungsaufträge	Instandhaltungsquote	Zustand der Anlagenkomponenten	Technische Anlagenverfügbarkeit	Instandhaltungsintensität	Geplante Ersatzteilverfügbarkeit	Fremdleistungsanteil	Materialkostenanteil	Lohnkostenanteil	0	0	0	0	Summe	
Ausfallwahrscheinlichkeit	Die Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmt das Risiko für einen Ausfall der Anlage während der Produktion innerhalb einer definierten Periode	Produktionssteuerung	x																					0	
Stillstandszeit & -kosten	Die Zeit für einen Stillstand, im Falle eines auftretenden Ausfalls der Anlage und die damit verbundenen Kosten	Produktionssteuerung	2	x																				2	
Reparaturzeit & -kosten	Die Zeit für die Reparatur einer Anlage und die für eine Reparatur notwendigen (internen und externen) Kosten	Produktionssteuerung	2	2	x																			4	
Wartungszeit & -kosten	Die Zeit für die Wartung einer Anlage und die für eine Wartung notwendigen (internen und externen) Kosten	Produktionssteuerung	2	2	2	x																		6	
Ersatzteilverfügbarkeit	Die Information, ob die für Reparatur und Wartung notwendigen Ersatzteile grundsätzlich verfügbar sind	Produktionssteuerung	2	2	2	2	x																	8	
Verfügbarkeit Instandhaltungspersonal	Die Information ob die Kapazität der Instandhaltung für eine Reparatur bzw. Wartung Verfügbar ist	Produktionssteuerung	2	2	2	2	2	x																10	
Verfügbarkeit Qualifikation	Die notwendige Qualifikation für die Durchführung einer bestimmten Reparatur bzw. Wartungsaufgabe	Produktionssteuerung	2	2	2	2	2	2	x															12	
Wartungsintervalle	Die festgelegten Intervalle für (periodisch) vorbeugend durchgeführte Wartungen	Mittelfristige Produktionsplanung	2	2	2	2	2	2	2	x														14	
Geplante Instandhaltungsaufträge	Die Aufträge welche zur Durchführung einer Instandhaltung eingeplant sind und somit Kapazitäten binden	Schichtplanung	2	2	2	2	2	2	2	2	x													16	
Instandhaltungsquote	Die Instandhaltungsquote beschreibt die auftretenden Instandhaltungskosten pro Erzeugnismenge bezogen auf einen Betrachtungszeitraum	Mittelfristige Produktionsplanung	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x												18	
Zustand der Anlagenkomponenten	Der Zustand einer Anlagenkomponente kann gemessen, geschätzt oder berechnet werden	Produktionsplanung (Ersatzteildisposition)	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x											20	
Technische Anlagenverfügbarkeit	Die technische Anlagenverfügbarkeit stellt dar welchen Anteil der verfügbaren Betriebszeit eine Anlage technisch verfügbar ist	Langfristige Produktionsplanung	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x										22	
Instandhaltungsintensität	Die Instandhaltungsintensität beschreibt die gesamten Instandhaltungskosten bezogen auf den Wiederbeschaffungswert der Anlage	Strategisches Produktionscontrolling	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x									24	
Geplante Ersatzteilverfügbarkeit	Die geplante Ersatzteilverfügbarkeit legt einen definierter Verfügbarkeitsgrad für einzelne Ersatzteile fest	Strategisches Ersatzteilmanagement	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x								26	
Fremdleistungsanteil	Der Fremdleistungsanteil beschreibt die Fremdleistungskosten bezogen auf die gesamten Instandhaltungskosten	Strategisches Produktionscontrolling	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x							28	
Materialkostenanteil	Der Materialkostenanteil beschreibt die Materialkosten (der Ersatzteile) bezogen auf die gesamten Instandhaltungskosten	Strategisches Produktionscontrolling	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x						30	
Lohnkostenanteil	Der Lohnkostenanteil beschreibt die Lohnkosten (der Instandhaltung) bezogen auf die gesamten Instandhaltungskosten	Strategisches Produktionscontrolling	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	x					32	
<b>Weitere relevante Aspekte:</b>																									
			2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
			2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
			2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	

Tabelle A.2: Vorlage für die Expertenbefragung zur Bestimmung der entscheidungsrelevanten Faktoren

### A.3 Details zur Abbildung der Planungslogik im Simulationsmodell

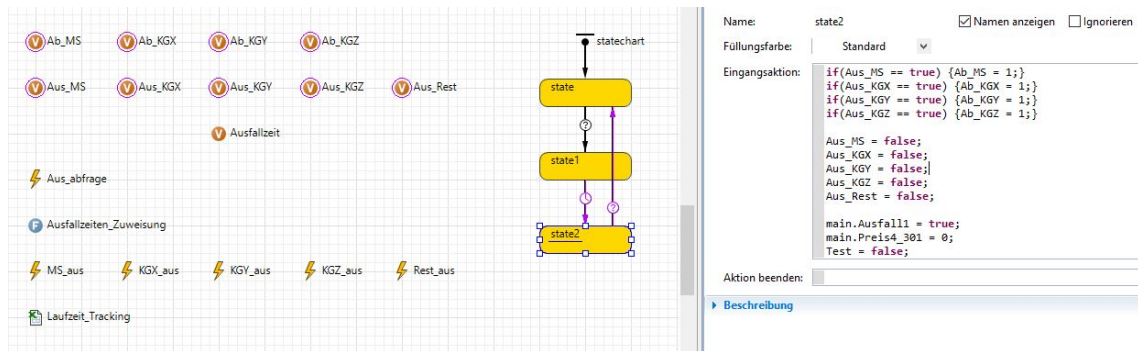


Abbildung A.1: Beispiel für ein Statechart der Produktionsanlagen

#### Algorithmus 18 Logik des Optimierer-Bausteins bei manueller Steuerung

```

if((ANLAGE_1.Ab_MS < ANLAGE_1.Ab_KGX) && (ANLAGE_1.Ab_MS < ANLAGE_1.Ab_KGY) && (ANLAGE_1.Ab_MS < ANLAGE_1.Ab_KGZ)) { Preis2_301 = (1 - ANLAGE_1.Ab_MS) * 3501.19494 * 0.0166667; }
if((ANLAGE_1.Ab_KGX < ANLAGE_1.Ab_MS) && (ANLAGE_1.Ab_KGX < ANLAGE_1.Ab_KGY) && (ANLAGE_1.Ab_KGX < ANLAGE_1.Ab_KGZ)) { Preis2_301 = (1 - ANLAGE_1.Ab_KGX) * 2632.37813 * 0.0166667; }
if((ANLAGE_1.Ab_KGY < ANLAGE_1.Ab_MS) && (ANLAGE_1.Ab_KGY < ANLAGE_1.Ab_KGX) && (ANLAGE_1.Ab_KGY < ANLAGE_1.Ab_KGZ)) { Preis2_301 = (1 - ANLAGE_1.Ab_KGY) * 1108.30157 * 0.0166667; }
if((ANLAGE_1.Ab_KGZ < ANLAGE_1.Ab_MS) && (ANLAGE_1.Ab_KGZ < ANLAGE_1.Ab_KGX) && (ANLAGE_1.Ab_KGZ < ANLAGE_1.Ab_KGY)) { Preis2_301 = (1 - ANLAGE_1.Ab_KGX) * 1108.30157 * 0.0166667; }

```

#### Algorithmus 19 Logik des Optimierer-Bausteins bei autonomer Steuerung

```

if((AGENT_ON == false) && (SMARTMAINT_ein == false) == true) {
if(agent.maschine == 1) {weiche1 = true ; v11++; } else if(agent.maschine == 2)
{weiche2 = true ; v12++; } else if(agent.maschine == 3) {weiche3 = true ; v13++; }
else if(agent.maschine == 4) {weiche4 = true ; v14++; } else if(agent.maschine == 5)
{weiche5 = true ; v15++; } else if(agent.maschine == 6) {weiche6 = true ; v16++; }
}

```

**Algorithmus 20** Logik für Zuweisung der Preise

```

if(AGENT_ON == true) {
if(agent.produkttyp == 55575542) { Preis1 = 0.0166667 * 51; } else if(agent.produkttyp
== 55575546) { Preis1 = 0.0166667 * 51; } else if(agent.produkttyp == 55590819)
{ Preis1 = 0.0166667 * 73.42; } //-----
-----
//-----
-----
Kosten_Zuweisung();
Liste.add(Preis301); Liste.add(Preis302); Liste.add(Preis303); Liste.add(Preis304); Lis-
te.add(Preis305); Liste.add(Preis306);
Preis_min = 1000000;
for(int i = 0; i<6; i++) { if( Liste.get(i) < Preis_min) {Preis_min = Liste.get(i); } }
if(Preis_min == Preis301) //((Preis_min == Preis301) && (Ausfall1 == false))
{agent.maschinen = 1; weiche1 = true ; v11++; Maschinen1.add(1); } else if(Preis_min
== Preis302) {agent.maschinen = 2; weiche2 = true ; v12++; Maschinen1.add(2); }
else if(Preis_min == Preis303) {agent.maschinen = 3; weiche3 = true; v13++; Ma-
schinen1.add(3); } else if(Preis_min == Preis304) {agent.maschinen = 4; weiche4 =
true; v14++; Maschinen1.add(4); } else if(Preis_min == Preis305) {agent.maschinen
= 5; weiche5 = true; v15++; Maschinen1.add(5); } else if(Preis_min == Preis306)
{agent.maschinen = 6; weiche6 = true; v16++; Maschinen1.add(6); } Liste.clear(); //wri-
tePreise(); }

```

**Algorithmus 21** Modellierung des Verschleißverhaltens und Ausfälle

```

//-----Ausfall auslösen -----
-----
if(ANLAGE_1.Ab_MS < 0.009) { ANLAGE1_Ausfall(); ANLAGE_1.Aus_MS = true; AN-
LAGE_1_MS_ist_ausgefallen++; Ausfall_pro_Tag++; Preis4_301 = Preis4_301 + Aus-
fall_Preis; Laufzeit_Tracking.setCellValue("ANLAGE_1.Ab_MS", 1, Tag1 ,10); }
//-----Verschleiß abziehen-----
-----
if(agent.produkttyp == 55575542) { ANLAGE_1.Ab_MS = ANLAGE_1.Ab_MS -
0.0000512; ANLAGE_1.Ab_KGX = ANLAGE_1.Ab_KGX - 0.00000660753; ANLA-
GE_1.Ab_KGY = ANLAGE_1.Ab_KGY - 0.00000983394; ANLAGE_1.Ab_KGZ = AN-
LAGE_1.Ab_KGZ - 0.00000405578; Laufzeit301 = Laufzeit301 + 51; }

```

## A.4 CURRICULUM VITAE

### ROBERT GOTTFRIED GLAWAR

#### CURRICULUM VITAE



#### Persönliche Angaben

Geburtsdatum	01.09.1986
Geburtsort	Wolfsberg, Kärnten
Geschlecht	Männlich
Staatsbürgerschaft	Österreich

#### Berufserfahrung

Seit 2019:	<p><b>Gruppenleiter, Fraunhofer Austria Research GmbH</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Leitung des Bereichs Instandhaltung und Anagenmanagement</li> <li>• Personal- und Finanzierungsverantwortung</li> <li>• Inhaltliche und Strategische Themenentwicklung</li> <li>• Akquise, Leitung und Bearbeitung von industriefinanzierten und öffentlich finanzierten Forschungsprojekten</li> <li>• Publikation von Forschungsergebnissen auf nationalen und internationalen Konferenzen und Fachzeitschriften</li> <li>• Entwicklung von Seminarinhalten und -angeboten</li> </ul>
2014-2019	<p><b>Wissenschaftlicher Mitarbeiter bzw. Projektleiter, Fraunhofer Austria Research GmbH</b></p>
2014-2017	<p><b>Projektassistent an der Technischen Universität Wien am Institut für Managementwissenschaften, Bereich Betriebstechnik und Systemplanung</b></p>
2012-2014	<p><b>Hilfswissenschaftlicher Mitarbeiter, Fraunhofer Austria Research GmbH</b></p>
08/ 2011 bis 11/2011	<p><b>Projektassistent, Instituto Tecnológico de Durango, Victoria de Durango - Mexico</b></p>
10/2009 bis 12/2009	<p><b>Praktikum, Optimierung der Leergüter Prozesse, REWE International Lager und Transportgesellschaft m.b.H,</b></p>
03/2007 bis 10/2007	<p><b>Junior Project Manager Product Design, Optimierung von Verpackungssystemen, MAHLE Filtersysteme Austria GmbH</b></p>

Waldstraße 13, 4060 Leonding, Österreich

☎ +43 650 76 23 784 ✉ robert@glawar.at

## Projektübersicht (Auszug)

- 2019: Entwicklung eines datengetriebenen Konzeptes zur Instandhaltungsplanung basierend auf einem Prognosemodells zur Erhöhung der Anlagenverfügbarkeit für einen internationalen Halbleiterfertiger
- Soll-Konzept für die Digitalisierung der Instandhaltung und Einführung einer datengetriebenen Instandhaltungsplanung bei einem österreichischen Verkehrsbetrieb
- 2018 Auswahl und Konzeption eines digitalen Assistenzsystems zur interaktiven Störungsbehebung, sowie einer IIoT-Plattform für Predictive Maintenance bei einem österreichischen Energieversorger
- Evaluierung von Digitalisierungspotentialen bei einem österreichischen Lebensmittelhersteller
- Entwicklung eines Konzeptes und Umsetzungsplans zur integrierten Produktions- und Logistikplanung bei einem internationalen Papierhersteller
- Forschungsprojekt EPIC: (Centre of Excellence in Production Informatics and Control) Technologie- und Innovationstransfer zur Entwicklung einer nachhaltigen und wettbewerbsfähigen produzierenden Industrie in Europa
- 2014 bis 2017 Optimierung der Instandhaltung zur Erhöhung der Anlagenverfügbarkeit von Sinteröfen für einen internationalen Produzenten von keramischen Bauteilen für die Elektronikbauteilfertigung
- Forschungsprojekt Instandhaltung 4.0: Integrativer Instandhaltungsansatzes zur Maximierung von Anlagenverfügbarkeit und Produktqualität bei optimalem Ressourceneinsatz
- Entwicklung eines neuen Lager- und Werkslogistikkonzeptes für ein österreichisches Maschinenbauunternehmen
- Entwicklung eines Traceability-Konzeptes für einen internationalen Automobilzulieferanten
- Entwicklung eines Konzeptes für die Produktionsplanung und –steuerung sowie Auswahl eines PPS-Systems für einen österreichischen Hersteller von Stahlbändern
- Optimierung der Feinplanung und Auswahl eines MES-Systems für einen internationalen Elektronikbauteillieferanten für die Automobilindustrie
- Entwicklung eines Intelligenten Instandhaltungssystems für einen internationalen Hersteller von Elektronikbauteilen
- Verbesserung der Gesamtanlageneffizienz und Einführung von 5S bei einem österreichischen Hersteller von Faserzementprodukten
- Optimierung der Auftragsabwicklung und der administrativen Prozesse bei einem österreichischen Pumpen- und Armaturenhersteller

Waldstraße 13, 4060 Leonding, Österreich

☎ +43 650 76 23 784 ✉ robert@glawar.at



## Ausbildung

2011 bis 2014	<b>Dipl.-Ing. Wirtschaftsingenieurwesens – Maschinenbau</b> an der Technischen Universität Wien, <u>Abschluss mit Auszeichnung</u> Diplomarbeit: „Potentialanalyse einer manuellen Großgerätemontage unter Berücksichtigung hoher Variantenvielfalt“
2007 bis 2011	<b>BSc - Wirtschaftsingenieurwesen – Maschinenbau</b> an der Technischen Universität; Bachelorarbeit: „Implementierung einer Mietverwaltungslösung am Beispiel der Nuntio Audio Video Solutions GmbH“
02/2010 bis 06/2010	<b>Auslands Semester (Erasmus Programm)</b> POLITEHNICA University of Bucharest (Rumänien)
2001 bis 2006	<b>Matura, <u>Abschluss mit Auszeichnung</u></b> : HTBLuVA Mödling
1997 bis 2001	Stiftsgymnasium der Benediktiner St.Paul i. Lavanttal

## Sprachkenntnisse

Deutsch	Muttersprache
Englisch	Fließend in Wort und Schrift
Rumänisch	Grundkenntnisse
Spanisch	Grundkenntnisse

## Weitere Qualifikationen

- Fraunhofer Qualifizierungsprogramm (*Projektmanagement, Kommunikation, Moderation*) und Führungskräfte training (*Grundlagen der Führung, Konfliktmanagement, Zeit- und Selbstmanagement*)
- REFA-Grundausbildung: Arbeitssystem& Prozessgestaltung, Prozessdatenmanagement
- Fundierte Erfahrung mit MS-Office Anwendungen sowie verschiedenen CAD, PLM, ERP sowie Simulationsprogrammen
- Erfahrung mit Python, R, Java
- Führerschein der Klassen A und B
- Regelmäßiges Durchführung von Workshops, Seminaren und Schulungen zu Thema Instandhaltung, Anlagenmanagement und Lean Management beispielsweise am ÖPWZ, IMH, oder der TU-Wien

## Persönliche Interessen

- Reisen
- Musik (Zugposaune)
- Basketball
- Engagement in unterschiedlichen Vereinen
- Technischer Fortschritt und neue Technologie

Waldstraße 13, 4060 Leonding, Österreich

☎ +43 650 76 23 784 ✉ robert@glawar.at

Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Dissertation ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.  
The approved original version of this doctoral thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.





Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Dissertation ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.  
The approved original version of this doctoral thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.