

Datenbasierte Entscheidungsunterstützung für das wertstromübergreifende Performance Management

Vom Fachbereich Maschinenbau

an der Technischen Universität Darmstadt

zur

Erlangung des Grades eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigte

D i s s e r t a t i o n

vorgelegt von

M.Sc. Lukas Philipp Longard

aus Kaiserslautern

Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Joachim Metternich

Mitberichterstatter: Prof. Dr. techn. Christian Ramsauer

Tag der Einreichung: 24.02.2024

Tag der mündlichen Prüfung: 02.07.2024

Darmstadt 2024

D17

Longard, Lukas Philipp: Datenbasierte Entscheidungsunterstützung für das wertstrom-
übergreifende Performance Management
Darmstadt, Technische Universität Darmstadt
Jahr der Veröffentlichung der Dissertation auf TUprints: 2024
Tag der mündlichen Prüfung: 02.07.2024

Veröffentlicht unter CC BY-SA 4.0 International
<https://creativecommons.org/licenses/>

VORWORT DES HERAUSGEBERS

Die zunehmende Verfügbarkeit von Daten eröffnet produzierenden Unternehmen neue Möglichkeiten, ihre Prozesse umfassend zu analysieren und zu verbessern. Ein vielversprechendes Instrument zur Ausschöpfung dieses Potenzials sind Performance Management Systeme (PMS). Im Gegensatz zu traditionellen Kennzahlensystemen erfassen diese Systeme nicht nur quantitative Kennzahlen, sondern integrieren auch qualitative Informationen, um ein ganzheitliches Bild der Unternehmensleistung zu vermitteln.

Obwohl es bereits zahlreiche Performance Management Ansätze gibt – wie etwa die Balanced Scorecard – bleiben konkrete Analysen und Handlungsempfehlungen zur Verbesserung oft unzureichend. Dazu zählen die detaillierte Aufschlüsselung von Kennzahlen, die Identifikation von Abweichungen, Ursachenforschung sowie die daraus abgeleitete Problemlösung. Zudem legen viele Ansätze ihren Fokus auf den jeweils eigenen Bereich und die eigenen Kennzahlen. So fördern sie ein isoliertes Denken, statt ein prozess- bzw. wertstromorientiertes Handeln zu unterstützen. Die Potenziale datenbasierter, prozessübergreifender Analysen – insbesondere zur Identifikation von zeitübergreifenden KPI-Zusammenhängen – werden bislang nur unzureichend ausgeschöpft.

Vor diesem Hintergrund verfolgt die vorliegende Arbeit das Ziel, datenbasierte Ansätze zu entwickeln und in ein Performance Management System zu integrieren, das wertstromübergreifende Verbesserungsprozesse unterstützt. Der in dieser Arbeit entwickelte Ansatz zielt darauf ab, Unternehmen eine systematische und zielgerichtete Entwicklung und Implementierung eines solchen PMS zu ermöglichen. Dabei werden zeitübergreifende KPI-Zusammenhänge identifiziert, automatisch gefiltert und priorisiert, um sie in einem dynamischen Warnsystem sowie einem statischen Expertensystem zu nutzen. Dies kann Fach- und Führungskräfte bei der täglichen Entscheidungsfindung unterstützen und dabei helfen, das oftmals reaktive Abweichungsmanagement zu einem proaktiven Ansatz weiterzuentwickeln.

Die Anwendung des entwickelten Ansatzes erfolgt in vier Fallstudien. Die Evaluation dieser Anwendungsfälle zeigt, dass der Ansatz die gesteckten Anforderungen erfüllt und durch die erhöhte Transparenz einen Erkenntnisgewinn gegenüber bestehenden Ansätzen bietet. Damit leistet die vorliegende Arbeit einen wertvollen Beitrag zur anwendungsnahen Forschung auf dem Gebiet der Produktionsorganisation und schafft darüber hinaus neue Potentiale zur Verbesserung des Performance Managements in produzierenden Unternehmen.

VORWORT DES VERFASSERS

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW) der Technischen Universität Darmstadt. Sie ist das Ergebnis meiner fünfjährigen Forschungsarbeit im Spannungsfeld der drei Themengebiete Performance Management, Entscheidungsunterstützungssysteme sowie Data Mining in der Produktion.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. Joachim Metternich für seine wissenschaftliche Betreuung, sein kritisches Hinterfragen und die konstruktiven Diskussionen. Ich danke ihm auch für das entgegengebrachte Vertrauen und die vielen Freiheiten, die er mir in meiner Rolle als Oberingenieur am Institut gewährte. Herrn Prof. Dr.-Ing. Christian Ramsauer von der Technischen Universität Graz danke ich herzlich für die Übernahme des Korreferats, sein Interesse an dieser Arbeit und die anregenden Diskussionen der Ergebnisse.

Die wertvollen Projekterfahrungen in der industriellen Praxis und die zahlreichen Gespräche mit Expert:innen haben maßgeblich zum Erfolg dieser Arbeit beigetragen. Ohne ihre Unterstützung und ihr Engagement wäre der wissenschaftliche Fortschritt nicht möglich gewesen. Allen involvierten Unternehmen und Expert:innen gilt mein aufrichtiger Dank. Besonders hervorheben möchte ich das Team von SFM Systems, das gemeinsam mit mir an der softwareseitigen Umsetzung der entwickelten Ansätze gearbeitet hat.

Meinen Kolleginnen und Kollegen am PTW, insbesondere der Forschungsgruppe CiP und MiP sowie dem technischen und administrativen Support, danke ich für die wunderbare Zeit und Zusammenarbeit mit einem motivierten und leistungsstarken Team. Unvergessen bleiben die zahlreichen gemeinsamen Workshops, Forschungs- und Beratungsprojekte in dieser Zeit. Besonders dankbar bin ich Dr.-Ing. Sebastian Bardy und Nicholas Frick für die vielen anregenden Diskussionen, motivierenden Worte und ihre Unterstützung auch außerhalb des Büros. Mein Dank gilt ebenso Dr.-Ing. Marvin Müller, Dr.-Ing. Felix Geßner und Maximilian Schaum für ihre beständige fachliche und moralische Unterstützung sowie Joachim Groß für die sorgfältige Durchsicht meiner Arbeit.

Mein herzlichster Dank gilt meiner Familie, die mich stets unterstützt und ermutigt hat. Besonders danke ich meinen Eltern, die immer für mich da sind, und Dir, Susanne, für Deine Zuversicht, Motivation und unermüdliche Unterstützung während dieser Zeit. Ein besonderer Höhepunkt und Motivationsschub in dieser nicht immer einfachen Phase war die Geburt meiner Tochter Sophia. Dafür danke ich euch beiden von Herzen!

INHALTSVERZEICHNIS

Inhaltsverzeichnis	I
Abbildungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	VII
Abkürzungen und Formelzeichen	IX
1 Einleitung	1
1.1 Ausgangssituation und Problemstellung	1
1.2 Ziel der Forschungsarbeit	3
1.3 Aufbau der Forschungsarbeit	4
2 Stand der Wissenschaft und Technik	7
2.1 Performance Management	7
2.1.1 Begriffsdefinitionen	7
2.1.2 Eigenschaften von Performance Management Systemen	10
2.1.3 Kennzahlen im Performance Management	11
2.1.4 Performance Management im Shopfloor Management	16
2.1.5 Ansätze des Performance Managements	19
2.1.6 Defizite von Performance Management Systemen	25
2.1.7 Zwischenfazit	28
2.2 Assistenzsysteme in der Produktion	29
2.2.1 Begriffe und Klassifizierungen	30
2.2.2 Entscheidungsunterstützungssysteme	31
2.2.3 Gestaltung von Assistenzsystemen	34
2.2.4 Zwischenfazit	35
2.3 Digitalisierung und Data Mining in der Produktion	35
2.3.1 Knowledge Discovery in Databases	37
2.3.2 Datenqualität	39
2.3.3 Quantitative Bestimmung von Zusammenhängen	41
2.3.4 Zwischenfazit	46
2.4 Fazit zum Stand der Wissenschaft und Technik	47
3 Zielsetzung und Forschungskonzeption	49
3.1 Forschungsziel	49

3.2	Einschränkungen hinsichtlich des Betrachtungsgegenstands	50
3.3	Forschungskonzeption	51
4	Identifikation der Assistenzfunktionen	55
4.1	Anforderungsdefinition	55
4.1.1	Aufbau und Durchführung der Kano Analyse	56
4.1.2	Ergebnisse der Kano Analyse	58
4.1.3	Definition der inhaltlichen und formalen Anforderungen	59
4.2	Analyse bestehender Ansätze	61
4.3	Lösungsansatz	66
4.4	Fazit zur Identifikation der Assistenzfunktionen	71
5	Gestaltung des Entscheidungsunterstützungssystems	73
5.1	Konzeption des Gesamtsystems	73
5.2	Datenhaltungsschicht	74
5.2.1	Datenanalyse	75
5.2.2	Datenvorverarbeitung	77
5.3	Applikationsschicht	80
5.3.1	Erkennung und Quantifizierung der Zusammenhänge	80
5.3.2	Filterung und Priorisierung der relevanten Zusammenhänge	88
5.4	Präsentationsschicht	90
5.4.1	Gestaltung des Expertensystems	91
5.4.2	Gestaltung des Warnsystems	96
5.5	Fazit zur Gestaltung des Entscheidungsunterstützungssystems	99
6	Konzeption und Detaillierung der Operationalisierungsmethode	101
6.1	Konzeption der Methodenstruktur	101
6.2	Methodenbaustein I: Designphase	104
6.2.1	Definition der Systemgrenzen	104
6.2.2	Entwicklung der individuellen Kennzahlen	105
6.2.3	Herunterbrechen der Kennzahlen in die Teilprozesse des Wertstroms	108
6.2.4	Spezifizierung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems	112
6.2.5	Implementierung des Kennzahlensystems	117
6.3	Methodenbaustein II: Modellierungsphase	117
6.3.1	Datenerfassung und -vorverarbeitung	117

6.3.2 Bestimmung der Zusammenhänge-----	118
6.3.3 Filterung und Speicherung der Zusammenhänge-----	118
6.4 Methodenbaustein III: Implementierungs- und Nutzungsphase-----	119
6.4.1 Vorbereitung der Nutzung-----	119
6.4.2 Nutzung-----	120
6.5 Methodenbaustein IV: Revisions- und Weiterentwicklungsphase-----	120
6.6 Fazit zur Konzeption und Detaillierung der Methode-----	122
7 Anwendung und Evaluation-----	123
7.1 Verifizierung und Anwendung-----	123
7.1.1 Verifizierung an synthetischem Datensatz-----	124
7.1.2 Anwendung in der Nutzfahrzeugindustrie-----	125
7.1.3 Anwendung in der Chemiepumpenherstellung-----	132
7.2 Evaluation-----	137
7.2.1 Bewertung der inhaltlichen Anforderungen-----	138
7.2.2 Bewertung der formalen Anforderungen-----	140
7.3 Fazit und kritische Diskussion-----	141
8 Zusammenfassung und Ausblick-----	143
8.1 Zusammenfassung-----	143
8.2 Ausblick-----	146
9 Literaturverzeichnis-----	149
A Anhang-----	169
A.1 Identifikation von Anforderungen durch Kano Modell-----	169
A.2 Ergänzende Tabellen zur Operationalisierungsmethode-----	175
A.3 Ergänzende Tabellen und Abbildungen zur Anwendung und Evaluation-----	178
A.4 Evaluation am synthetischen Datensatz-----	180
A.5 Fragebogen zur Evaluation-----	182
A.6 Betreute Abschlussarbeiten-----	184
A.7 Wissenschaftliche Veröffentlichungen des Autors-----	186

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1-1: Aufbau der Forschungsarbeit-----	5
Abbildung 2-1: Die Entwicklung des Performancebegriffs über die Zeit-----	8
Abbildung 2-2: SFM Regelkreis -----	17
Abbildung 2-3: Zusammenhang zwischen Prozessvorgaben und -leistung im KVP ----	18
Abbildung 2-4: Der Performance Management Lebenszyklus -----	20
Abbildung 2-5: Umfrageergebnisse - Mehrwert digitaler Assistenzsysteme -----	29
Abbildung 2-6: Charakterisierung digitaler Assistenzsystemen -----	30
Abbildung 2-7: Wissenspyramide-----	32
Abbildung 2-8: Architektur eines EUS-----	33
Abbildung 2-9: Gestaltung von Assistenzsystemen -----	34
Abbildung 2-10: Auflösung der Automatisierungspyramide -----	37
Abbildung 2-11: Der KDD-Prozess -----	38
Abbildung 2-12: Klassifikation von Datenqualitätsproblemen -----	40
Abbildung 2-13: Heterogene Datenlandschaft in der Produktion -----	41
Abbildung 2-14: Streudiagramme unterschiedlicher Korrelationen -----	43
Abbildung 3-1: Forschungskonzeption der vorliegenden Arbeit -----	53
Abbildung 4-1: Prozess der Anforderungsdefinition -----	55
Abbildung 4-2: Branchenzugehörigkeit der Befragten -----	56
Abbildung 4-3: KPI-Zusammenhänge auf horizontaler und vertikaler Ebene-----	67
Abbildung 4-4: Problembezogene vs. prozessorientierte Problemlösung-----	67
Abbildung 4-5: Wertverluste durch Latenzzeiten-----	68
Abbildung 4-6: Teilfunktionen des EUS im Zusammenspiel-----	69
Abbildung 5-1: Modellhafte Darstellung des Gesamtsystems des EUS-----	73
Abbildung 5-2: Vorgehen zur Datenvorverarbeitung -----	77
Abbildung 5-3: Identifikation relevanter Zusammenhänge durch Assoziationsmaße ---	80
Abbildung 5-4: Dimensionen der Zusammenhänge -----	81
Abbildung 5-5: Schrittweises Vorgehen zur Identifikation der Zusammenhänge -----	84
Abbildung 5-6: Bsp. einer diskreten Kreuzkorrelationsfunktion zwischen zwei KPIs--	86
Abbildung 5-7: Ablaufdiagramm Bestimmung KPI-Zusammenhänge-----	87
Abbildung 5-8: Visualisierung der Korrelationsmatrix -----	93
Abbildung 5-9: Visualisierung als Netzwerkgraph-----	94
Abbildung 5-10: Zeitliche Abhängigkeiten in der Zeitverschiebungsmatrix -----	94
Abbildung 5-11: Detailansicht der Kennzahlenzusammenhänge-----	95
Abbildung 5-12: Ablaufdiagramm Warnsystem -----	96
Abbildung 6-1: Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis-----	103
Abbildung 6-2: Design eines wertstromübergreifenden Kennzahlensystems -----	104
Abbildung 6-3: Beispielhafte Erfolgsfaktoren in der Produktion -----	106
Abbildung 6-4: Beispielhafter Treiberbaum-----	107
Abbildung 6-5: Angepasste Wertstromkarte 4.0-----	109

Abbildung 6-6: Herunterbrechen der Kennzahlen durch Wertstromkarte 4.0 -----	111
Abbildung 6-7: Ishikawa zur Identifikation von Key-Treibern einer KPI -----	121
Abbildung 7-1: Datenvorverarbeitung Nutzfahrzeugindustrie-----	126
Abbildung 7-2: Histogramme nach Zeitverschiebung -----	128
Abbildung 7-3: Histogramme nach Korrelationsstärke -----	129
Abbildung 7-4: Detailansicht des Zusammenhangs Lagerfüllgrad und Liefertreue ---	131
Abbildung 7-5: Verlauf der Kreuzkorrelation Lagerfüllgrad und Liefertreue -----	132
Abbildung 7-6: Auftragspezifität der Produktion-----	133
Abbildung 7-7: Ausschnitt des Treiberbaums -----	134
Abbildung 7-8: Dashboard Durchlaufzeit mit beispielhaften Daten -----	136
Abbildung 7-9: Ergebnis der Befragung zur Anforderungserfüllung -----	138
Abbildung A-1: Ausschnitt aus der erweiterten Wertstromkarte -----	178
Abbildung A-2: Arten von Beziehungen im synthetischen Datensatz -----	180

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 2-1: Definitionen Performance Management-----	9
Tabelle 2-2: Unterschiedliche Perspektiven der Leistung in der Produktion -----	14
Tabelle 2-3: Beispielhaftes Kennzahlenblatt -----	15
Tabelle 2-4: Aus der Literatur abgeleitete Defizite von PMS-----	26
Tabelle 2-5: Eigenschaften unterschiedlicher Skalenniveaus -----	43
Tabelle 4-1: Service- und Produktmerkmale eines EUS im Performance Management	57
Tabelle 4-2: Ergebnisse der Kano Befragung -----	58
Tabelle 4-3: Gegenüberstellung der Anforderungen und bestehender Ansätze -----	66
Tabelle 4-4: Zuordnung der Anforderungen an das EUS zu den Teilfunktionen -----	69
Tabelle 5-1: Kategorisierung der Rohdaten der KPIs -----	74
Tabelle 5-2: Datensatzschema -----	78
Tabelle 5-3: Vergleich unterschiedlicher Assoziationsmaße-----	82
Tabelle 5-4: Beispielhafte Darstellung zur Identifikation redundanter KPIs -----	92
Tabelle 5-5: Überblick der Zusammenhänge aus Teamsicht-----	95
Tabelle 5-6: Fallunterscheidungen für Warnungen-----	98
Tabelle 6-1: Produktfamilienmatrix -----	105
Tabelle 6-2: Beispielhafte Kennzahlenbeschreibung-----	108
Tabelle 6-3: Spezifizierung der Kennzahlen im Kennzahlendatenblatt -----	112
Tabelle 6-4: Klassifizierung von Produktionsdaten -----	114
Tabelle 6-5: Varianten von Zieldefinitionen für Kennzahlen -----	115
Tabelle 7-1: Übersicht der Anwendungsfälle -----	123
Tabelle 7-2: Korrekt identifizierte Beziehungen-----	125
Tabelle 7-3: Vergleich der unterschiedlichen Assoziationsmaße -----	127
Tabelle 7-4: Korrelationspaare mit $r > 0,95$ -----	129
Tabelle 7-5: Kennzahlendatenblatt Durchlaufzeit für Bereich Montage -----	135
Tabelle A-1: Gestaltung eines Kano Fragebogens-----	170
Tabelle A-2: Kano Matrix-----	170
Tabelle A-3: Kano Fragebogen zur Anforderungsidentifikation -----	171
Tabelle A-4: Performancedimensionen in der Produktion -----	175
Tabelle A-5: Übersicht von verbreiteten Produktionskennzahlen-----	176
Tabelle A-6: Kennzahlen und die zur Ermittlung notwendigen Faktoren-----	177
Tabelle A-7: Ausschnitt der vorliegenden Kennzahlen im Datensatz -----	179
Tabelle A-8: Assoziationsmaße im Vergleich-----	181
Tabelle A-9: Fragebogen zur Anforderungsevaluierung -----	182
Tabelle A-10: Betreute Abschlussarbeiten-----	184

ABKÜRZUNGEN UND FORMELZEICHEN

Abkürzungen	Begriff
8D	8 Disziplinen
AHP	Analytische Hierarchieprozess
AR	Augmented Reality
BDE	Betriebsdatenerfassung
BSC	Balanced Scorecard
CPPS	Cyber-physische Produktionssysteme
CPS	Cyber-physische Systeme
DIN	Deutsches Institut für Normung
DRM	Design Research Methodology
dSFM	Digitales Shopfloor Management
ERP	Enterprise Resource Planning
EUS	Entscheidungsunterstützungssystem
FAIR	Focus-Alignment-Integration-Review
HPU	Hours per Unit
IAO	Institut für Arbeitswissenschaft und Organisation
IDC	International Data Corporation
ISO	International Organization for Standardization
IT	Informationstechnologie
KDD	Knowledge Discovery in Databases
KI	Künstliche Intelligenz
KPI	Key Performance Indikator
KRI	Key Result Indikator
KST	Kostenstelle
KVP	Kontinuierlicher Verbesserungsprozess
MDE	Maschinendatenerfassungssysteme
MES	Manufacturing Execution System
MIC	Maximale Informationskoeffizient
ML	Maschinelles Lernen
n	Stichprobengröße
NaN	Not a Number
OEE	Overall Equipment Effectiveness (Gesamtanlageneffektivität)
OPC UA	Open Platform Communications Unified Architecture
OPEX	Operational Excellence
PDCA	Plan-Do-Check-Act
PMS	Performance Management System

QKLSA	Qualität, Kosten, Lieferung, Sicherheit, Arbeitsmoral
RFID	Radio-Frequency Identification
ROI	Return on Investment
SFM	Shopfloor Management
SMART	Specific, Measurable, Achievable, Relevant, Time-Bound
SMARTER	Specific, Measurable, Achievable, Relevant, Time-Bound, Explainable/Evaluated, Reviewed/Relative
SMART-System	Strategic Measurement Analysis and Reporting Technique
SPC	Statistische Prozesslenkung
SPLP	Systematischer Problemlöseprozess
SQDCM	Safety, Quality, Delivery, Cost, Morale
SQL	Structured Query Language
WSA	Wertstromanalyse
WSA4.0	Wertstromanalyse 4.0

Formelzeichen	Bezeichnung
c	Faktor
D	Begrenzungsdatum
IQR	Interquartilsabstand
$K(\tau)$	Kreuzkorrelationsfunktion in Abhängigkeit von der Zeitverschiebung τ
P_x, P_y	Positionen der KPIs im Wertstrom
$Q_1, Q_{0,25}$	1. Quartil
$Q_3, Q_{0,75}$	3. Quartil
$R(x_i), R(y_i)$	Rang der beiden Variablen x und y
$\bar{R}(x), \bar{R}(y)$	Mittelwerte der Ränge von x und y
r	Korrelationskoeffizient
r_D	Distanzkorrelationskoeffizient
r_K	Rangkorrelationskoeffizient nach KENDALL
r_M	Maximaler Informationskoeffizient (MIC)
r_P	Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON
r_S	Rangkorrelationskoeffizient nach SPEARMAN
T	Obere Schranke der Zeitverschiebung
T_E	Datum mit der jüngsten einschneidenden Veränderung
T_M	Datum, welches den Datensatz auf die erforderliche Stichprobengröße beschränkt
T_{max}	Oberer Grenzwert
T_{min}	Unterer Grenzwert
τ	Zeitverschiebung
$x(t), y(t)$	Zeitreihenfunktionen
\bar{x}, \bar{y}	Mittelwerte der beiden Variablen x und y
x_i, y_i	Werte der beiden Variablen x und y
\mathbb{Z}	Ganze Zahlen

1 EINLEITUNG

Deutschland weist als führende Exportnation regelmäßig erhebliche positive Handelsbilanzüberschüsse auf, wie bspw. im Jahr 2022 mit einem Betrag von 82 Mrd. € [STAT23b]. Dieser Exporterfolg basiert vor allem auf der Stärke der Industrie und manifestiert sich in der Tatsache, dass Deutschland tendenziell mehr Rohstoffe importiert, während gleichzeitig höherwertige Produkte exportiert werden [LUTT18], [STAT21]. Die Industrie ist in Deutschland in weit stärkerem Maße als in vergleichbaren Ländern das Fundament für Wachstum, Wohlstand und Arbeitsplätze [BUND22]. Dies belegen Zahlen des statistischen Bundesamts, in denen das verarbeitende Gewerbe in Deutschland 2021 einen Anteil an der Bruttowertschöpfung von 20,2 % einnimmt und damit über dem europäischen Durchschnitt von 16,6 % liegt [STAT22]. Der hohe Anteil der Exporte führt jedoch auch zu einem intensiven weltweiten Wettbewerb, der stetige Anstrengungen zur Sicherung der Wettbewerbsfähigkeit des deutschen Produktionsstandorts unentbehrlich macht. In Ländern wie Deutschland, in denen die Arbeitskosten überdurchschnittlich hoch sind [SCHR22], gehören eine hohe Produktivität, Innovationsfähigkeit und die kontinuierliche Verbesserung von Methoden und Prozessen zu den entscheidenden Faktoren für die Gewährleistung der Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen.

1.1 Ausgangssituation und Problemstellung

Die Planung, Steuerung und Kontrolle eines Unternehmens gehören zu den Haupttätigkeiten der Unternehmensführung [HAHN01]. Seit jeher sind diejenigen Unternehmen erfolgreich, die innovative Antworten auf sich verändernde Umgebungsbedingungen finden und somit ihre Performance kontinuierlich steigern können [BITI11]. Wesentliche Voraussetzung für die kontinuierliche Leistungssteigerung ist ein Bewusstsein über die eigene Leistung, damit Verbesserungspotenziale erkannt und geeignete Maßnahmen definiert und umgesetzt werden können [KLEI17]. In diesem Zusammenhang wird oft das Zitat des Ökonomen Peter Drucker angeführt, der sagte [KLAU15]:

"[only] what gets measured, gets managed."

Ohne eine präzise Definition und kontinuierliche Nachverfolgung der Leistung gestaltet sich eine Beurteilung bezüglich der Zielerreichung als nicht realisierbar. Führungskräfte müssen täglich hunderte von Entscheidungen treffen. Diese müssen durch geeignete Informationen gestützt und auf ein gemeinsames Ziel ausgerichtet werden. [LACH12] Zur Erhaltung der langfristigen Wettbewerbsfähigkeit müssen Unternehmen frühzeitig Veränderungen erkennen, um proaktiv auf diese agieren zu können [KLEI17]. Hierfür bedarf es angemessener Methoden und Werkzeuge [SCHR07]. Dies stellen Monitoringsysteme dar, welche die Entwicklung der Unternehmensleistung sowie die von relevanten Treibern mittels Kennzahlen überwachen [RAMS16]. Bereits Anfang des 20. Jahrhunderts wurden Kennzahlensysteme zur Leistungsmessung eingesetzt [YADA13]. Diese klassischen Kennzahlensysteme gerieten in den 1980er Jahren in Kritik, da sie unter anderem

auf finanzielle Kennzahlen beschränkt waren und so lediglich die Auswirkungen von historischen Entscheidungen aufzeigten [BOUR13]. Als Reaktion entstanden Performance Management Systeme (PMS), mit deren Hilfe diese Defizite überwunden werden sollten. PMS berücksichtigen Faktoren jenseits des finanziellen Aspekts, verfolgen eine strategische Ausrichtung und ziehen sowohl quantitative als auch qualitative Informationen in Betracht. [KLEI17] Durch die Entwicklung von PMS konnten einige Nachteile klassischer Kennzahlensysteme behoben werden, jedoch fällt es Unternehmen immer noch schwer, diese gewinnbringend einzusetzen [NEEL00], [SCHR07], [GRÄF14], [ANTE18], [BURD18], [LAND18], [OHLI20], [LONG22b].

Die Ursachen hierfür sind vielschichtig. Oftmals sind die Kennzahlen des Systems willkürlich gewählt und finanzielle Kennzahlen nach wie vor übergewichtet [GRÄF14]. Es existieren zwar eine Vielzahl unterschiedlicher Performance Management Ansätze (wie bspw. die Balanced Scorecard (BSC)), jedoch beschreiben diese häufig nur die Grundelemente eines PMS und vernachlässigen konkrete Handlungsempfehlungen und notwendige Schritte zur Entwicklung und Implementierung eines PMS in der Praxis [SCHR07], [ANTE18], [LAND18]. Darüber hinaus stehen bei diesen Ansätzen meist das obere und mittlere Management im Fokus und die konsequente Kaskadierung und Implementierung der Kennzahlen bis auf den Shopfloor bleibt aus [GLEI11], [KLEI17], [HELL19], [OHLI20]. Doch gerade im Produktionskontext wird dem Performance Management eine wichtige Rolle zugeschrieben, um durch die Aufschlüsselung von Kennzahlen die Abweichungserkennung, Ursachenforschung und Problemlösung zu unterstützen [HERT17], [STRI17]. Zur Operationalisierung des Performance Managements in den Produktionsbereichen hat sich dabei das Shopfloor Management (SFM) als ganzheitlicher Führungsansatz etabliert [PÖTT18].

Neben den Defiziten bei der Entwicklung und Implementierung eines PMS fehlt es Mitarbeitenden auch an Unterstützung bei der Nutzung eines PMS [OHLI20], [BURD22]. Durch unklare Zusammenhänge zwischen einzelnen Kennzahlen wird ein effizientes Performance Management verhindert [GRÄF14], [LAND18]. Um sicherzustellen, dass Einzelziele nicht auf Kosten anderer Kennzahlen optimiert werden, ist es daher notwendig, Zusammenhänge zwischen verschiedenen Kennzahlen zu erkennen und transparent zu machen. Erst dadurch werden Entscheidungen ermöglicht, die das Gesamtsystem Wertstrom¹ im Blick behalten. [GRÄF14], [LAND18] Dies ist umso wichtiger, da Führungskräfte oft danach streben, die Ziele für die selbst verantworteten Kennzahlen zu erfüllen, da häufig ihr persönlicher Erfolg und leistungsabhängige Vergütungen an diesen Kennzahlen gemessen werden [HAMM10]. Wertstromübergreifendes Performance Management bezeichnet dabei die Kombination der Konzepte des Wertstroms und des Performance Managements, um sicherzustellen, dass die Leistungsoptimierung nicht nur auf einzelne Abteilungen oder Prozesse beschränkt ist, sondern über den gesamten Wertstrom

¹ Ein Wertstrom beschreibt den gesamten Material- und Informationsfluss, der zur Herstellung eines Produktes aufgewendet wird [ROTH04].

hinweg verbessert wird. Dieser Ansatz betont die Notwendigkeit einer ganzheitlichen Sichtweise auf die Organisation und ihre Prozesse, um Engpässe und Ineffizienzen zu identifizieren und zu beseitigen.

Durch die fortschreitende Digitalisierung eröffnen sich neue Chancen, das Performance Management zu unterstützen [BURD18]. Die Digitalisierung und der verstärkte Einsatz von Cyber-physische Systemen (CPS), führt zur Generierung immer größerer Mengen an Daten [LEE14], [SCHÖ14]. Der eigentliche Wert dieser Daten entfaltet sich jedoch erst durch die Extraktion von Informationen mithilfe unterschiedlicher Techniken [KEIM08]. In diesem Zusammenhang werden Analysen, die Muster und Trends in großen Datensätzen erkennen können, als wegweisende Entwicklungen betrachtet [BAUE16]. Gegenwärtig bleiben die Potenziale dieser Datenverfügbarkeit jedoch oft ungenutzt [SCHU17]. Der technologische Fortschritt eröffnet die Möglichkeit eines grundlegenden Paradigmenwechsels – von einer reaktiv-analytischen zu einer proaktiv-prognostizierenden Steuerung. Dieser basiert auf der Identifikation von Ursache-Wirkungsbeziehungen. [KIEN16] Letztlich fehlt es den Mitarbeitenden am Wissen und einer Entscheidungsunterstützung, um Kennzahlen zu interpretieren, komplexe Zusammenhänge zu verstehen und die richtigen Maßnahmen zu ergreifen [AALS11], [PERA17], [BURD18], [OHLI20].

Um das volle Potenzial datengetriebener Lösungen in technischer, organisatorischer und sozialer Hinsicht ausschöpfen zu können, ist es erforderlich, neue intelligente Arbeitssysteme zu gestalten. Dies stellen datengetriebene Assistenzsysteme dar, die eine hohe technische Leistungsfähigkeit mit der menschlichen Reaktions- und Anpassungsfähigkeit geschickt verknüpfen. [LINK20] Assistenzsysteme bieten den Mitarbeitenden eine maßgeschneiderte Unterstützung innerhalb eines optimierten Arbeitsprozesses [LINK20] und werden deshalb häufig auch als Entscheidungsunterstützungssysteme (EUS) bezeichnet [HOLS08]. Sie führen nicht nur zu einer Steigerung der Arbeitsleistung, sondern schaffen zugleich ein Arbeitsumfeld, das das Lernen und die Innovation fördert [APT18]. Stand heute werden die Möglichkeiten von datengetriebenen Lösungen zur Gestaltung von Assistenzsystemen, insbesondere auch im Bereich des SFMs und Performance Managements, jedoch kaum genutzt [LONG20].

Im Zusammenhang mit der fortschreitenden Digitalisierung ist ein deutlicher Handlungsbedarf zur Entwicklung einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung für das wertstromübergreifende Performance Management identifizierbar. Hier setzt die vorliegende Forschungsarbeit an.

1.2 Ziel der Forschungsarbeit

Aus der angeführten Ausgangssituation und Problemstellung ergibt sich das Ziel dieser Forschungsarbeit. Es ist erforderlich, die Potenziale datengetriebener Ansätze zu nutzen, um das Performance Management gezielt in Richtung eines wertstromübergreifenden Ansatzes systematisch voranzutreiben. Dabei sollen zum einen die Defizite bestehender

PMS identifiziert und anschließend durch die Neugestaltung unter Nutzung der Potenziale von datengetriebenen Ansätzen adressiert werden. Das Forschungsziel dieser Arbeit lautet daher:

Das **Ziel der Forschungsarbeit** ist die wissenschaftlich fundierte Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung.

Eine detaillierte Beschreibung und Herleitung der Zielsetzung und Forschungskonzeption erfolgt in Kapitel 3.

1.3 Aufbau der Forschungsarbeit

Der Aufbau der vorliegenden Forschungsarbeit ist in Abbildung 1-1 dargestellt und orientiert sich an der Forschungsmethode der Design Research Methodology (DRM) von BLESSING UND CHAKRABARTI [BLES09]. Insgesamt umfasst die Arbeit acht Kapitel, die im Folgenden näher beschrieben werden.

Nach der Klärung des Forschungsgegenstands in Kapitel 1 bildet Kapitel 2 die Basis für die Forschungsleistung der darauffolgenden Kapitel. Im Stand der Wissenschaft und Technik werden relevante Theorien, Modelle und Lösungsansätze dargelegt, um ein tiefergehendes Verständnis über die Problemstellung zu erhalten. Die vorliegende Forschungsarbeit bewegt sich im Spannungsfeld der Themen Performance Management (Abschnitt 2.1), Assistenzsysteme (Abschnitt 2.2) sowie Digitalisierung und Data Mining (Abschnitt 2.3) in der Produktion, welche nachfolgend detailliert analysiert werden. Den Abschluss des zweiten Kapitels bildet ein Fazit, indem die wichtigsten Erkenntnisse des Stands der Wissenschaft und Technik zusammengeführt werden.

In Kapitel 3 wird die Zielsetzung und Forschungskonzeption der Arbeit beschrieben. Aufbauend auf dem im Stand der Wissenschaft und Technik identifizierten Handlungsbedarf wird die Zielsetzung dieser Arbeit hergeleitet (Abschnitt 3.1), der Betrachtungsgegenstand abgegrenzt (Abschnitt 3.2) sowie die Forschungskonzeption dargelegt (Abschnitt 3.3). Zur Realisierung des Forschungsziels werden drei aufeinander aufbauende Forschungsteilziele definiert, die gleichzeitig die Forschungsphasen und den Aufbau der Arbeit strukturieren.

Die Identifikation von Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management (Forschungsteilziel 1) erfolgt in Kapitel 4. Die im Stand der Wissenschaft und Technik identifizierten Defizite werden hierfür in Service- und Produktmerkmale übersetzt und anschließend mittels der Kano Fragetechnik durch Industrievertretende bewertet und klassifiziert. Diese Bewertung bildet die Basis für die Definition der Anforderungen an die Weiterentwicklung (Abschnitt 4.1). Danach erfolgt eine Analyse bestehender Ansätze auf Basis der definierten Anforderungen (Abschnitt 4.2), wodurch der Handlungsbedarf zur Entwicklung des Lösungsansatzes deutlich wird. Kapitel 4 schließt

mit der Beschreibung des Lösungsansatzes (Abschnitt 4.3) und einem darauf anschließenden Fazit zur Erfüllung des ersten Forschungsteilziels (Abschnitt 4.4).

	Aufbau der Arbeit	Forschungsphasen nach der DRM
Kapitel 1	Einleitung <ul style="list-style-type: none"> • Ausgangssituation und Problemstellung • Ziel der Forschungsarbeit • Aufbau der Forschungsarbeit 	Klärung des Forschungsgegenstands
Kapitel 2	Stand der Wissenschaft und Technik <ul style="list-style-type: none"> • Performance Management • Digitalisierung und Data Mining • Assistenzsysteme 	Deskriptive Studie I - Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik
Kapitel 3	Zielsetzung und Forschungskonzeption <ul style="list-style-type: none"> • Forschungsziel • Einschränkungen hinsichtlich des Betrachtungsgegenstands • Forschungskonzeption 	
Kapitel 4	Forschungsteilziel 1: Identifikation der Assistenzfunktionen <ul style="list-style-type: none"> • Anforderungsdefinition • Analyse bestehender Ansätze • Lösungsansatz 	
Kapitel 5	Forschungsteilziel 2: Gestaltung des Entscheidungsunterstützungssystems <ul style="list-style-type: none"> • Konzeption des Gesamtsystems • Datenhaltungsschicht • Applikationsschicht • Präsentationsschicht 	Präskriptive Studie - Lösungsentwicklung
Kapitel 6	Forschungsteilziel 3: Konzeption und Detaillierung der Operationalisierungsmethode <ul style="list-style-type: none"> • Konzeption der Methodenstruktur • Designphase • Modellierungsphase • Implementierung und Nutzungsphase • Revisions- und Weiterentwicklungsphase 	
Kapitel 7	Anwendung und Evaluation <ul style="list-style-type: none"> • Verifizierung und Anwendung • Evaluation 	
Kapitel 8	Zusammenfassung und Ausblick	Deskriptive Studie II - Evaluation

Abbildung 1-1: Aufbau der Forschungsarbeit

In Kapitel 5 wird auf Basis der hergeleiteten Assistenzfunktionen das EUS gestaltet und ausdetailliert (Forschungsteilziel 2). Zunächst erfolgt die Konzeption des Gesamtsystems (Abschnitt 5.1), welches anschließend in seine Bestandteile zerlegt wird. Zur Strukturierung wird dazu das 3-Schichten-Modell aus der Softwareentwicklung, bestehend aus der Datenhaltungsschicht (Abschnitt 5.2), Applikationsschicht (Abschnitt 5.3) und Präsenta-

tionsschicht (Abschnitt 5.4), herangezogen. Den Kern bildet dabei die Applikationsschicht, welche die Anwendungslogiken des Systems enthält. Abschließend wird ein Fazit zur Gestaltung des EUS gezogen (Abschnitt 5.5).

Die Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis wird in Kapitel 6 dargestellt. Dabei wird zunächst die Methodenstruktur konzipiert (Abschnitt 6.1) und anschließend die einzelnen Bausteine der Methode ausdetailliert (Abschnitt 6.2 - 6.5). Im ersten Methodenbaustein wird die Basis für das EUS gelegt, indem das Kennzahlensystem entwickelt und implementiert wird. Die zweiten und dritten Bausteine bilden die Modellierung des EUS sowie dessen Implementierung und Nutzung. Den letzten Baustein bildet die Revisions- und die Weiterentwicklungsphase, in der das Kennzahlensystem und EUS kontinuierlich hinterfragt und Anstöße zur Weiterentwicklung gegeben werden. Ein Fazit zur Konzeption und Detaillierung der Methode bildet den Abschluss des Kapitels (Abschnitt 6.6).

Kapitel 7 zeigt die Verifizierung, Anwendung und Evaluation der Operationalisierungsmethode und des EUS in der Praxis. Hierzu werden zunächst die verwendeten Datensätze und ausgewählte Anwendungsfälle beschrieben (Abschnitt 7.1). Anschließend wird die Erfüllung der aufgestellten Anforderungen durch den Einsatz einer Fragebogenstudie evaluiert (Abschnitt 7.2). Den Abschluss bilden ein Fazit und eine kritische Diskussion der Anwendung und Evaluation (Abschnitt 7.3).

Kapitel 8 schließt die Forschungsarbeit mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick ab.

2 STAND DER WISSENSCHAFT UND TECHNIK

In diesem Kapitel wird die Basis für diese Forschungsarbeit dargelegt und der Stand der Wissenschaft und Technik im Hinblick auf das Forschungsziel beschrieben. Dabei werden relevante Vorarbeiten thematisiert und diskutiert. Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Entwicklung eines datenbasierten EUS für das wertstromübergreifende Performance Management. Nachfolgend werden hierfür die Grundlagen im Bereich des Performance Managements (Abschnitt 2.1), zu Assistenzsystemen (Abschnitt 2.2) sowie der Digitalisierung und des Data Minings² (Abschnitt 2.3) dargestellt. Den Abschluss des Kapitels bildet ein Fazit zum Stand der Wissenschaft und Technik, aus dem die Herleitung des Forschungsziels deutlich wird.

2.1 Performance Management

Performance Management gilt als grundlegendes Instrument im Rahmen moderner Unternehmensführung und Organisationsentwicklung [KLEI17]. Es stellt einen kontinuierlichen Prozess dar, der darauf abzielt, die Leistung von Einzelpersonen und Teams zu ermitteln, zu messen und zu fördern. Dies geschieht durch die Nutzung von zuvor definierten Kennzahlen, um die Ausrichtung der Leistung auf die strategischen Ziele der Organisation sicherzustellen. [AGUI11] Im folgenden Abschnitt werden die wichtigsten Begriffe aus dem Themengebiet des Performance Managements vorgestellt und die geltenden Definitionen für diese Arbeit festgelegt.

2.1.1 Begriffsdefinitionen

Der Begriff Performance Management setzt sich aus den beiden Begriffen Performance und Management zusammen. Der Begriff Management wird in dieser Arbeit in Anlehnung an BOVÉE, wie folgt, definiert [BOVÉ93]:

Definition Management:

Management ist definiert als der Prozess der Erreichung von Organisationszielen durch Planung, Organisation, Führung und Kontrolle der personellen, materiellen, finanziellen und informationellen Ressourcen der Organisation in einer effektiven und effizienten Weise.

Während über die Bedeutung des Managementbegriffes weitestgehend Einigkeit herrscht, existieren eine Vielzahl an unterschiedlichen Definitionen für den Begriff Performance [GLEI11]. LEBAS definiert Performance als „[...] das Potenzial für die künftige erfolgreiche Durchführung von Maßnahmen, um die Ziele und Vorgaben zu erreichen“

² Es sei darauf hingewiesen, dass im Verlauf dieser Arbeit einige englische Begriffe verwendet werden, da diese im allgemeinen Sprachgebrauch und der Literatur weiterverbreitet als die deutschen Übersetzungen sind.

[LEBA95]. Gemäß NEELY setzt sich der Begriff Performance aus den beiden grundlegenden Dimensionen der Effizienz und Effektivität zusammen. Effizienz beschreibt, in welchem Maße die Ressourcen eines Unternehmens ökonomisch genutzt werden, um ein bestimmtes Level an Kundenzufriedenheit zu erreichen. [NEEL95] Sie lässt sich auch als das Verhältnis von Output zu Input definieren, vergleichbar mit dem physikalischen Leistungsverhältnis ($Leistung = Arbeit/Zeit$) [PIDU15]. Effizienz bedeutet dabei, „die Dinge richtig zu tun“. Im Gegensatz dazu steht die Effektivität, die darauf abzielt, „die richtigen Dinge zu tun“. Sie ist definiert als das Ausmaß, zu dem Kundenbedürfnisse befriedigt werden. [DRUC77], [NEEL95] Die Effektivität beschreibt somit die Wirksamkeit der Leistung bzw. den Grad der Zielerreichung und ist vom verfolgten Ziel abhängig [KAAC12].

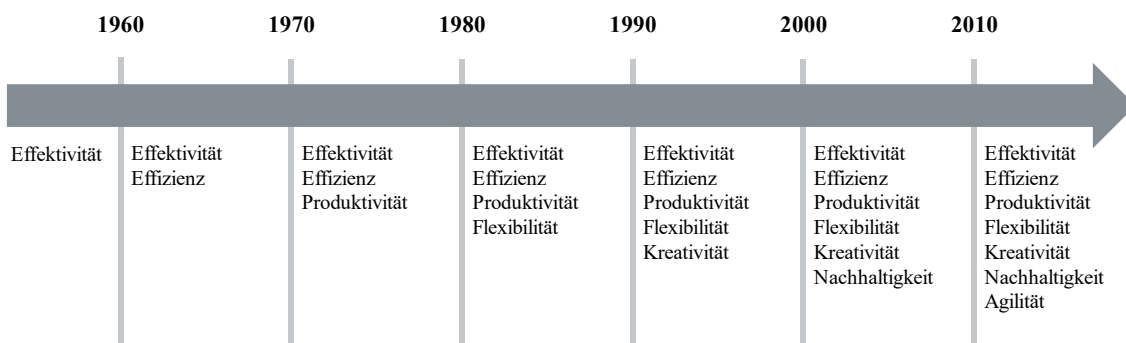


Abbildung 2-1: Die Entwicklung des Performancebegriffs über die Zeit (in Anlehnung an TANGEN [TANG04] und KLEINDIENST [KLEI17])

Im Laufe der Zeit hat sich der Performancebegriff weiterentwickelt (vgl. Abbildung 2-1). Die ursprünglichen Dimensionen Effizienz und Effektivität wurden durch weitere Leistungsmerkmale wie Produktivität, Flexibilität, Kreativität, Nachhaltigkeit und Agilität ergänzt, welche sich gegenseitig beeinflussen und konkurrierende oder komplementäre Beziehungen aufweisen [KLEI17]. Daraus ergibt sich ein multidimensionaler Ansatz, der mittlerweile nicht nur das Ergebnis, sondern auch die dafür verantwortlichen Abläufe und Prozesse berücksichtigt [DOUM95]. In dieser Arbeit wird Performance in Anlehnung an KLEINDIENST, wie folgt, definiert [KLEI17]:

Definition Performance:

Performance ist ein multidimensionales Konstrukt mit den Hauptdimensionen Effizienz und Effektivität, welches die Beurteilung einer Organisationseinheit sowie seiner Aktivitäten hinsichtlich gesetzter Ziele und Vorgaben ermöglicht.

Auch für den Begriff Performance Management gibt es in der Literatur keine einheitliche Definition. Ein Auszug über verbreitete Definitionen wird in Tabelle 2-1 gegeben. Als integraler Bestandteil des Performance Managements wird häufig das Performance Measurement gesehen. BITICI sieht das Performance Measurement System als das Informationssystem, welches im Mittelpunkt des Performance Management Prozesses steht [BITI97]. Ohne eine Messung und Quantifizierung der Leistung ist ein Management nicht

möglich, weshalb eine isolierte Betrachtung wenig sinnvoll erscheint. Teilweise überschneiden sich die Definitionen von Performance Management und Performance Measurement oder werden sogar synonym verwendet. Im Gegensatz dazu sieht LEBAS das Performance Measurement und Performance Management als zwei separate Teile, die hintereinander in einem iterativen Prozess ablaufen. Dabei beeinflussen und unterstützen sie sich gegenseitig. [LEBA95] Performance Measurement umfasst den Prozess zur Quantifizierung der Wirksamkeit von Maßnahmen mittels Messgrößen, Kennzahlen und Indikatoren [NEEL95], [PIDU15]. Dabei ist die Betrachtung von rein finanziellen Kenngrößen nicht hinreichend für eine ganzheitliche Betrachtung der unterschiedlichen Dimensionen der Performance (vgl. Abbildung 2-1) [HOFF02].

Tabelle 2-1: Definitionen Performance Management

Verfasser	Jahr	Definition
BITITCI ET AL. [BITI97]	1997	Performance Management wird als ein Prozess gesehen, durch den die Performance einer Organisation so gesteuert wird, dass sie mit den Unternehmens- und Funktionsstrategien und -zielen der Organisation in Einklang steht.
BACAL [BACA99]	1999	Performance Management ist die umfassende Quelle für die Erzielung von Spitzenleistungen und die Wertsteigerung jedes einzelnen Mitarbeitenden in einem Arbeitsklima, das darauf ausgerichtet ist, die Produktivität von Führungskräften und Mitarbeitenden zu steigern.
AMARATUNGA UND BALDRY [AMAR02]	2002	Performance Management ist die Nutzung von Performance Measurement, um positive Veränderungen in der Organisationskultur, den Systemen und Prozessen zu bewirken, indem sie dazu beitragen, vereinbarte Leistungsziele festzulegen, Ressourcen zuzuteilen [...], um diese Ziele zu erreichen, und die Ergebnisse der Leistung bei der Verfolgung dieser Ziele mitzuteilen.
AGUINIS [AGUI11]	2009	Performance Management ist ein kontinuierlicher Prozess zur Ermittlung, Messung und Entwicklung der Leistung von Einzelpersonen sowie Teams und zur Ausrichtung der Leistung auf die strategischen Ziele der Organisation.
EAIDGAH [EAID16]	2016	Performance Management wird als ein dynamischer, wiederkehrender Prozess betrachtet, bei dem Führungskräfte eng mit ihren Mitarbeitenden zusammenarbeiten, um Ziele zu definieren, Ergebnisse zu messen und zu überprüfen. Dies dient dazu, gute Performance zu belohnen oder Korrekturmaßnahmen festzulegen, um die Performance der Mitarbeitenden zu verbessern, mit dem letztendlichen Ziel, den Erfolg der Organisation positiv zu beeinflussen.

Die Definition von Performance Management in dieser Arbeit orientiert sich an der Definition von AGUINIS und lautet wie folgt [AGUI11]:

Definition Performance Management:

Performance Management ist ein kontinuierlicher Prozess zur Ermittlung, Messung und Entwicklung der Leistung von Einzelpersonen und Teams auf Basis von Kennzahlen und zur Ausrichtung der Leistung auf die strategischen Ziele der Organisation. Das Performance Measurement ist dabei integraler Bestandteil des Performance Managements.

Deckt ein System alle Aspekte des Performance Managements ab, so wird von einem PMS gesprochen. Dabei umfasst ein PMS ein kohärentes System, welches sich aus einer Reihe spezifischer Kennzahlen zusammensetzt, um die Effizienz und Effektivität von Maßnahmen zu quantifizieren sowie die Performance eines Unternehmens zu messen. Das unternehmerische Handeln soll sich dabei stets an der Unternehmensstrategie ausrichten. [NEEL95] Kennzahlen bilden den Kern eines PMS [VARI18]. Insbesondere die ganzheitliche Betrachtung der Kennzahlen ist von besonderer Bedeutung, da diese in Relation bzw. Wechselbeziehungen zueinanderstehen können und erst auf Basis eines Gesamtbilds einen umfassenden Erkenntnisgewinn für die Entscheidungsfindung von Führungskräften liefern [KANG16].

2.1.2 Eigenschaften von Performance Management Systemen

Den Ursprung haben PMS in traditionellen Kennzahlensystemen. Bereits Anfang des 20. Jahrhunderts wurde das DuPont-Kennzahlensystem entwickelt. Es besteht aus einer Pyramide aus hierarchisch verknüpften finanziellen Kennzahlen mit dem ROI (Return on Investment) als Spitzenkennzahl. [STAE69] Ende des 20. Jahrhunderts gerieten diese hoch aggregierten und vergangenheitsorientierten Kennzahlensysteme zunehmend in die Kritik. Die identifizierten Schwachstellen bildeten die Basis für die Entwicklung von multidimensionalen PMS [GOME04].

Ein wesentlicher Bestandteil von PMS ist die Operationalisierung der Unternehmensstrategie. Diese wird erreicht, indem die Unternehmensziele jeder Ebene auf die untergeordneten Einheiten in Form von Kennzahlen heruntergebrochen werden. Abhängig vom Aggregationsgrad sind dabei Unternehmensziele, Geschäftsbereichsziele, Abteilungsziele bis hin zu Individualzielen zu unterscheiden. [SCHR07] Dahinter steckt die Hypothese, dass wenn die Ziele auf individueller Ebene erreicht werden, dies auch für die entsprechenden Team- sowie die Unternehmensziele gilt. Damit soll das Performance Management die Ziele jedes Mitarbeitenden mit den Zielen des Unternehmens verknüpfen. Wie der frühere Siemens-Vorstandsvorsitzende Heinrich von Pierer bereits feststellte, „[...] hängt der Erfolg eines Unternehmens, ob es nun Hunderte oder Hunderttausende von Mitarbeitern beschäftigt, ausschließlich von der individuellen Leistung ab“. [AGUI11] Durch das PMS sollen alle Mitarbeitenden in die gleiche Richtung bewegt werden. Die Unternehmensziele dienen dabei als Nordstern, an denen sich im täglichen Handeln orientiert werden soll. [DIEZ15] Einen wesentlichen Aspekt bei der Operationalisierung spielt dabei die Top-Down-Kommunikation der Ziele an die Mitarbeitenden. Insbesondere durch den Einbezug dieser bei der Zielbildung und -findung, kann ein positiver Effekt erzielt und das Engagement zur Zielerreichung gesteigert werden. [OHLI20]

Viele Unternehmen leiden unter Wissensdefiziten bei den Entscheidungstragenden. Diese können durch den Einsatz von PMS abgebaut werden. [BURD18] Durch die Leistungsmessung kann der Status des Produktionssystems transparent gemacht und so geeignete Entscheidungen vorbereitet werden. Um die Leistung beurteilen zu können, muss diese

zunächst durch Leistungsindikatoren messbar gemacht werden. [DOUM95] Die Herausforderung liegt darin, einen guten Kompromiss zwischen Informationsverlust und Informationsüberflutung finden zu können. Die Überwachung der Metriken ermöglicht es, Engpässe zu erkennen und zu verstehen, um durch die optimale Steuerung der Ressourcen, die langfristigen Ziele erreichen zu können. [KAGA17] Dabei ist es notwendig, dass das Monitoring bereits in den untersten Ebenen durchgeführt wird, da diese die Performance des Gesamtunternehmens maßgeblich beeinflussen [RAKA04], [MA20]. Insbesondere im Fertigungsumfeld sind PMS essenziell, um durch Monitoring und Controlling die Produktivität sowie die Fabrikperformance steigern zu können [ANTE18]. Dabei ist die Kenntnis über Zusammenhänge zwischen Kennzahlen und Zielen wichtig, um Auswirkungen von Veränderungen abschätzen und proaktiv Gegenmaßnahmen einleiten zu können [KLEI17]. Die Leistungsbeurteilung fördert ein „Management by facts“, bei dem Menschen und Ressourcen auf Basis von Daten und Fakten, anstelle von Vermutungen und Intuition geführt werden können [EAID16].

Insbesondere auf den unteren Ebenen des PMS spielt die Abweichungserkennung durch den Soll-Ist-Vergleich von Kennzahlen eine tragende Rolle. Wird das definierte Ziel nicht erreicht und ist die Ursache unbekannt, liegt nach der Toyota Philosophie ein Problem vor und ein systematischer Problemlösungsprozess (SPLP) muss initiiert werden. Eine Besonderheit der Toyota Philosophie ist es, dass Probleme als Lernmöglichkeiten zur kontinuierlichen Verbesserung des Produktionssystems, wahrgenommen werden. [LIKE06] Somit ermöglicht es die Messung der Performance, Leistungsprobleme transparent zu machen, die aktuelle Situation mit den Zielen zu vergleichen und genaue Schritte zur Beseitigung der Probleme zu ergreifen [KAGA17]. Das Performance Management trägt dazu bei, den Fokus auf Problembereiche zu legen und Wege zu deren Bewältigung aufzuzeigen [AWAR10]. Dabei schlagen sich insbesondere die Symptome von Problemen in den Leistungsindikatoren nieder. Bspw. spiegelt sich die Unfähigkeit, die Kundennachfrage zu befriedigen, in Kennzahlen wie zusätzlichen Überstunden, verpassten oder verspäteten Lieferungen oder einem erhöhten Rückstand wider. [LIKE06]

2.1.3 Kennzahlen im Performance Management

Integraler Bestandteil des Performance Managements ist die Messung der Leistung durch Kennzahlen. Diese werden auch oft als Key Performance Indikatoren (KPIs), Indikatoren, Metriken oder Leistungskennzahlen bezeichnet und in dieser Arbeit als Synonyme verwendet. Sie liefern quantitative Informationen, welche für die spezifischen Bedürfnisse der Unternehmensanalyse und -steuerung aufbereitet worden sind [GLAD14]. Die Basis hierfür bildet die Übersetzung der strategischen Unternehmensziele in Kennzahlen, verbunden mit der Definition von geeigneten Zielvorgaben. Ausgehend davon werden diese top-down (von oben nach unten) für die einzelnen Hierarchieebenen heruntergebrochen und ermöglichen so ein zielgerichtetes Steuern sowie gesteuert werden. [KAPL92] Das Berichtswesen erfolgt im Gegensatz dazu üblicherweise bottom-up (von unten nach oben) [BURD18].

Aus strategischer Sicht liefern Kennzahlen verlässliche Informationen, um die Grundlage für die Umsetzung von Wachstumsstrategien zu schaffen [DOMÍ19] und erleichtern dadurch die Entscheidungsfindung für Fach- und Führungskräfte [MOUR15]. Sie helfen dabei zu verstehen, wie gut Organisationen in Bezug auf ihre strategischen Ziele abschneiden [ORTE13]. Darüber hinaus bieten sie einen Weg, um zu sehen, ob der verfolgte strategische Plan funktioniert und als Instrument zur Förderung eines gewünschten Verhaltens dienen kann [DOMÍ19]. Durch die Kaskadierung der Kennzahlen über die Hierarchieebenen liefern sie einen wertvollen Beitrag zur Erreichung der Unternehmensziele auf operativer Ebene [POPO10]. Die Messung der Leistung ermöglicht es, Leistungsprobleme deutlich zu machen, die aktuelle Situation mit den Zielen zu vergleichen und genaue Schritte zur Beseitigung der Probleme vorzusehen [KAGA17].

DOMINGUEZ ET AL. nennen zwei verschiedene zeitliche Perspektiven für die Nutzung von Kennzahlen. Zum einen können diese zur Evaluation der Leistung eines überwachten Systems genutzt werden (Diagnose). Auf der anderen Seite bieten sie die Möglichkeit zur Vorhersage des zukünftigen Verhaltens eines Systems (Prädiktion). [DOMÍ19] Im Bereich der Diagnose stellt die Erzeugung von Transparenz einen wesentlichen Grund für die Einführung von Kennzahlen dar [BREN19]. Diese erleichtert das Erkennen von Abweichungen ausgehend von definierten Standards durch den Vergleich von Ist- und Sollwerten der Kennzahlen. Neben dem Aufdecken von Abweichungen ermöglichen Kennzahlen das Erkennen von Trends und zeigen Ansatzpunkte für Verbesserungen auf. [PETE09] Darüber hinaus bieten sie die Möglichkeit, Engpässe aufzudecken und zu verstehen sowie die Effizienz von Arbeitenden und Maschinen zu bewerten [KAGA17]. Dadurch tragen sie dazu bei, nicht wertschöpfende Tätigkeiten, welche in etwa 60 % der Aktivitäten eines Unternehmens ausmachen, zu reduzieren [MOUR15] und so die betriebliche Effizienz, Produktivität und Rentabilität zu steigern [DOMÍ19]. Des Weiteren können durch die Nutzung von Kennzahlen, Zusammenhänge in hoch verdichteter Form transparent gemacht, die Steuerungskomplexität reduziert und Ursachen bestimmter Ereignisse analysiert werden [GLAD14].

In Anlehnung an WEBER ET AL. lassen sich fünf verschiedene Funktionen von Kennzahlen klassifizieren [WEBE14]:

1. **Operationalisierung** – Bildung von Kennzahlen zur Konkretisierung von Zielen und Zielerreichung
2. **Anregung** – Laufende Erfassung von Kennzahlen zur Erkennung von Auffälligkeiten und Veränderungen
3. **Vorgabe** – Ermittlung kritischer Kennzahlenwerte als Zielgrößen für unternehmerische Teilbereiche
4. **Steuerung** – Verwendung von Kennzahlen zur Vereinfachung von Steuerungsprozessen
5. **Kontrolle** – Laufende Erfassung von Kennzahlen zur Erkennung von Soll-Ist-Abweichungen.

Neben den genannten Vorteilen in der Nutzung von Kennzahlen lassen sich auch einige Schwachstellen identifizieren. Oftmals wird in der Praxis bemängelt, dass zu viele Kennzahlen existieren bzw. verwendet werden, die Kennzahlen zu komplex sind oder nicht bis auf die operative Ebene heruntergebrochen werden. Darüber hinaus sind Kennzahlen häufig nicht aufeinander abgestimmt, was zu Suboptimierung oder Konflikten führen kann. Auch können Kennzahlen ein falsches oder manipuliertes Abbild der Realität liefern und so zu falschen Entscheidungen oder Fehlverhalten führen. [BREN19]

Im Produktionsumfeld existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Kennzahlen, welche u. a. in der ISO22400-2 definiert sind [INTE14b]. In einer empirischen Studie wurden bei mehr als 125 Produktionsbetrieben, die am häufigsten verwendeten Kennzahlen ermittelt. Hierzu gehören der Wichtigkeit nach Produktivität, Termintreue, Ausschussquote, Reklamationsquote, Durchlaufzeit, Gesamtanlageneffektivität (OEE), Krankenstand, Rüstzeit und Taktzeit. [LEYE17] Die Kennzahlen werden in Unternehmen oft durch Frameworks wie QKLSA (engl. SQDCM) oder ähnliche, klassifiziert. Ziel der Klassifizierung ist es, die unterschiedlichen Perspektiven von Leistung zu berücksichtigen und messbare Kriterien zu identifizieren, welche zur Steigerung der Kundenzufriedenheit führen [SUZA93]. Hierzu gehören Qualität, Kosten, Lieferung, Sicherheit, Arbeitsmoral und Umwelt [EAID16]. Tabelle 2-2 gibt eine Übersicht über die von verschiedenen Autoren aufgestellten, unterschiedlichen Perspektiven der Leistung in der Produktion. Bemerkenswert ist, dass sämtliche Autoren die Qualität als eine entscheidende Leistungsperspektive hervorheben, was die zentrale Bedeutung dieses Aspekts verdeutlicht. Insgesamt schwankt die Anzahl der genannten Perspektiven zwischen drei und sechs.

Eine weitere Klassifizierungsform bietet der Ansatz von ECKERSON. Er unterscheidet zwischen führenden, nachlaufenden und diagnostischen Indikatoren. Führende Indikatoren sind Kennzahlen, die Aktivitäten messen, welche eine signifikante Auswirkung auf die zukünftige Leistung im Hinblick auf die gesetzten Ziele haben. Im Gegensatz dazu sind nachlaufende Indikatoren Kennzahlen, die den Output vergangener Aktivitäten messen. Somit sind führende Indikatoren die Ursache von Ergebnissen (nachlaufender Indikatoren). Diagnostische Indikatoren beschreiben diejenigen Kennzahlen, welche weder führend noch nachlaufend sind, jedoch den Zustand eines Prozesses, Anlage oder Aktivität beschreiben. [ECKE11], [SCHM18]

PARMENTER verfolgt einen ähnlichen Ansatz, indem er zwischen Key Result Indikatoren (KRIs) und KPIs unterscheidet. KRIs sind das Ergebnis von einer Vielzahl von Aktivitäten, welche durch unterschiedlichste Teams durchgeführt wurden. Sie vermitteln ein klares Bild davon, ob sich ein Unternehmen in die richtige Richtung und mit der richtigen Geschwindigkeit bewegt. Bei KRIs handelt es sich um finanzielle Messgrößen, welche die Aktivitäten über einen größeren Zeithorizont betrachten. Im Gegensatz dazu sind KPIs Messgrößen, die sich auf die Aspekte der organisatorischen Leistung konzentrieren, die für den aktuellen und zukünftigen Erfolg des Unternehmens am wichtigsten sind. [PARM19] Im weiteren Verlauf der Arbeit werden unter Kennzahlen, KPIs und Indikatoren, sofern nicht anders deklariert, nichtfinanzielle KPIs verstanden.

Tabelle 2-2: Unterschiedliche Perspektiven der Leistung in der Produktion

Quelle	Perspektiven der Leistung in der Produktion					
[ANTE18]	Qualität	Kosten	Instandhaltung			
[AVEL10]	Qualität	Kosten	Lieferung	Flexibilität	Umwelt	
[BEHR11]	Qualität	Kosten	Zeit			
[JOPP19]	Qualität	Logistik	Nutzungsgrad	Produktionsprozess	Auftragsabwicklung	
[KLET06]	Qualität	Liefertreue	Variantenauswahl	Flexibilität	Service	
[LANZ18]	Qualität	Produktivität	Liefertreue	Sicherheit	Arbeitsmoral	
[LIND15]	Qualität	Instandhaltung	Planung	Energie	Bestände	Sicherheit
[PARM19]	Qualität	Instandhaltung	Lieferung	Sicherheit und Umwelt		
[RAKA04]	Qualität	Effizienz	Produktionsplanverfolgung	Sicherheit und Umwelt	Mitarbeitende	
[SLAC13]	Qualität	Kosten	Verlässlichkeit	Flexibilität	Geschwindigkeit	
[SUZA93]	Qualität	Kosten	Lieferung	Sicherheit	Arbeitsmoral	
[VERH21]	Qualität	Kosten	Verfügbarkeit	Variantenflexibilität	Logistische Flexibilität	Innovation

Die Definition der richtigen Kennzahlen ist mit einigen Hürden und Schwierigkeiten verbunden. Aus diesem Grund existieren verschiedene Standards, die Anforderungen an Kennzahlen stellen. Einen dieser Standards bildet die ISO22400-1, welche folgende Anforderungen an Kennzahlen stellt [INTE14a]:

- **Standardisiert:** Kennzahlen müssen standardisiert sein und der Standard muss korrekt, vollständig und eindeutig sein.
- **Valide:** Die syntaktische und semantische Bedeutung der operativen Definition einer Kennzahl und der Standarddefinition ist gegeben.
- **Quantifizierbar:** Die Kennzahl ist numerisch beschreibbar.
- **Akkurat:** Der gemessene Wert einer Kennzahl stimmt mit dem tatsächlichen Wert überein.
- **Zeitnah:** Kennzahlen sind in Echtzeit berechenbar und zugänglich, wobei die Echtzeit vom betrieblichen Kontext abhängig ist.
- **Nachvollziehbar:** Kennzahlen sind in dem Maße nachvollziehbar, in dem geeignete Schritte zur Problemlösung dokumentiert und zugänglich sind.
- **Relevant:** Kennzahlen sind insofern relevant, dass sie im Zielbetrieb eine Leistungsverbesserung ermöglichen.

Ähnliche Anforderungen zur Definition und Bewertung von Kennzahlen stellt das SMART-Framework. Im ursprünglichen Kontext stellt es ein weitverbreitetes Instrument zur Formulierung von Zielen dar, das erstmals im Jahr 1981 von DORAN vorgestellt wurde. Es wird häufig auch im Rahmen der Kennzahldefinition herangezogen [DORA81]:

- **Specific** bzw. spezifisch: Kennzahlen müssen genau definiert und klar verständlich sein.
- **Measurable** bzw. messbar: Kennzahlen müssen quantitativ messbar sein, um einen Standard oder eine Norm definieren zu können (Soll-Ist-Vergleich).
- **Achievable** bzw. erreichbar: Kennzahlen müssen von den verantwortlichen Mitarbeitenden verstanden werden können und beeinflussbar sein.
- **Relevant** bzw. bedeutungsvoll: Kennzahlen müssen wesentlich für die Aufgabe, Aktivität und die verantwortlichen Mitarbeitenden sein.
- **Time-related** bzw. terminiert: Kennzahlen müssen einem Zeitbezug zugeordnet sein.

Um den gestiegenen Anforderungen an Kennzahlen gerecht zu werden, hat YEMM das SMART-Framework zum SMARTER-Framework weiterentwickelt. Zusätzlich zu den bestehenden Kriterien ergänzt er die folgenden beiden Anforderungen [YEMM12]:

- **Explainable/Evaluated** oder erklärbar: Der Grund für die Messung einer Kennzahl muss von den verantwortlichen Mitarbeitenden verstanden sein.
- **Reviewed/Relative** oder überprüft: Kennzahlen müssen regelmäßig überprüft und hinterfragt werden.

Aus den Anforderungen wird deutlich, dass Kennzahlen klar definiert und standardisiert werden müssen. In der ISO22400-1 werden deshalb verschiedene Eigenschaften definiert, die eine KPI charakterisieren. Wichtige Eigenschaften bilden dabei die Bezeichnung, die Definition/Formel, die Maßeinheit, die Datenquellen, die Zielgruppen sowie Genauigkeit und Ziele der Kennzahl [INTE14a]. Diese werden häufig in sogenannten Kennzahlenblättern in tabellarischer Form dargestellt (vgl. Tabelle 2-3).

Tabelle 2-3: Beispielhaftes Kennzahlenblatt

Kennzahl: Ausbringungsmenge	
Definition: Anzahl der produzierten Gutteile pro Stunde	Einsatzebene: Teamleiter
Datenquelle: Manuelles Abzählen im Regal	Datensammelprozess: manuelles Abzählen zur vollen Stunde
Einheit: Stück/h	
Berechnungshäufigkeit: stündlich	
Genauigkeit: ganze Stück	Verantwortlich für Datensammlung: Teamleiter
Verantwortlich: Hr. Müller	Ziel: 100 Toleranz: 5

2.1.4 Performance Management im Shopfloor Management

Zur Operationalisierung des Performance Managements im täglichen Management hat sich SFM als ganzheitlicher Führungsansatz vor allem in Produktionsbereichen etabliert [PETE09]. In einer Studie im Jahr 2018 gaben über 80 % der befragten Industrieunternehmen an, SFM anzuwenden [PÖTT18]. Bei SFM handelt es sich um ein Werkzeug aus der schlanken Produktion zur Produktionssteuerung sowie Führung und Verbesserung, das insbesondere das Erkennen von Abweichungen (bspw. durch den Soll-Ist-Vergleich von Kennzahlen) und Problemen in operativen Umgebungen beinhaltet und das systematische Lösen dieser Probleme ermöglicht [HERT17]. Ursprünglich bei Toyota entwickelt, hat SFM mittlerweile internationale Bekanntheit erlangt und wird heute erfolgreich eingesetzt, um Produktionsziele zu erreichen und Verschwendung in Prozessen zu reduzieren. Dabei verfolgt SFM das Ziel, Führungskräfte an den Ort der Wertschöpfung zu bringen, um gemeinsam mit dem Team den kontinuierlichen Verbesserungsprozess (KVP) zu fördern. [PETE09]

Aufbauend auf einer umfassenden Literaturrecherche haben HERTLE ET AL. die Bestandteile, Methoden und Prozesse des SFM im Darmstädter Shopfloor Management Modell zusammengefasst. Dabei wurden die Handlungsfelder Performance Management, Problemlösungsmanagement, Führung vor Ort, Glass Wall Management und Kompetenzmanagement identifiziert, welche durch die einzelnen Elemente des SFM adressiert werden. Das in der Literatur mit am häufigsten genannte Element von SFM ist die Nutzung von Kennzahlen zur Steuerung und Führung im Rahmen des Performance Managements. Neben den Handlungsfeldern entstand als Teil des Darmstädter Shopfloor Management Modells der SFM Regelkreis zur Beschreibung des Tagesablaufs eines erfolgreichen SFMs (vgl. Abbildung 2-2). [HERT17]

Der Regelkreis startet mit der Erkennung von Abweichungen durch den Vergleich der tatsächlichen Prozessleistung mit den Prozessvorgaben. Dies geschieht üblicherweise durch Gemba Walks, Andon oder den Soll-Ist-Vergleich von Kennzahlen. Die identifizierten Abweichungen werden anschließend in den Shopfloor-Besprechungen direkt am Ort der Wertschöpfung diskutiert und bewertet, sodass kurzfristige Gegenmaßnahmen ergriffen werden können. Darüber hinaus erfolgt eine Entscheidung, ob eine einfache Maßnahme umgesetzt werden kann oder ob ein SPLP eingeleitet werden muss. [HERT17] Ist die Ursachenfindung nicht in einem kurzen Austausch möglich und die Abweichung von Relevanz, wird ein SPLP initiiert. Für die Bearbeitung von Problemen existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Problemlöseprozesse u. a. die methodengestützte Problemlösung durch Ishikawa und 5x-Warum [ABEL10], den PDCA-Zyklus [DEMI00], den 8D-Report aus dem Qualitätsmanagement [JUNG20], die systematische Problemlösung von Kepner und Tregoe [KEPN81] sowie den Toyota Problemlösungsprozess [LIKE22]. Der SPLP ist nicht Teil der täglichen Routine im SFM, jedoch erfolgt die Nachverfolgung im Rahmen des SFM. Um die zugrunde liegenden Ursachen zu beheben, werden Maßnahmen gemäß der Plan-Do-Check-Act (PDCA)-Logik ergriffen. Die gewonnenen Erkenntnisse werden dann in die Prozessvorgaben zurückgespielt. Der

SFM-Regelkreis wird durch regelmäßige, kurze Besprechungen auf allen Führungsebenen praktiziert. [HERT17]

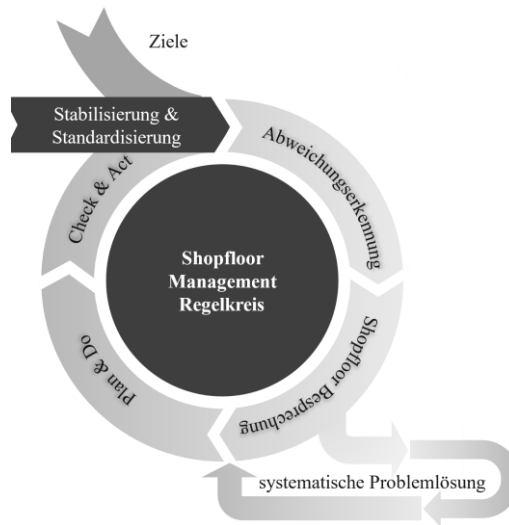


Abbildung 2-2: SFM Regelkreis (in Anlehnung an HERTLE ET AL. [HERT17])

Abweichungsmanagement und Problemlösung im Shopfloor Management

Im Kontext des Performance Managements spielt insbesondere das Erkennen von Abweichungen durch den Soll-Ist-Vergleich von Kennzahlen im SFM eine übergeordnete Rolle. Aus diesem Grund wird hierauf im Folgenden näher eingegangen.

Ein vorrangiges Ziel des SFM ist es, den KVP durch das Erkennen und systematische Beheben von Abweichungen und Problemen voranzutreiben [PETE09]. Der Aufgabenbereich des Verbesserungsmanagements lässt sich dabei in zwei Kategorien unterteilen [BREN19]:

1. Behebung und Prävention von Störungen und Abweichungen zur Erreichung des gesetzten Standards (reaktiver Verbesserungsprozess)
2. Mittelfristige Erhöhung des Standards durch Definition eines zukünftigen Zielzustands (proaktiver Verbesserungsprozess)

Dabei verfolgt der Ansatz der schlanken Produktion nicht die großen Sprünge zur Erreichung des Zielzustands durch Innovationen, sondern vielmehr kleine, inkrementelle Schritte durch tägliches Verbesserungsmanagement [BREN19]. Durch datenbasierte Verfahren soll der Aufgabenbereich des Verbesserungsmanagements um einen prädiktiven Verbesserungsprozess erweitert werden (vgl. Abbildung 2-3). Ziel ist es, Abweichungen bereits im Prozess festzustellen, noch bevor diese sich negativ auf die Prozessleistung auswirken. [METT23] Die Entwicklung und Ausgestaltung dieser datenbasierten Verfahren ist Teil dieser Forschungsarbeit.

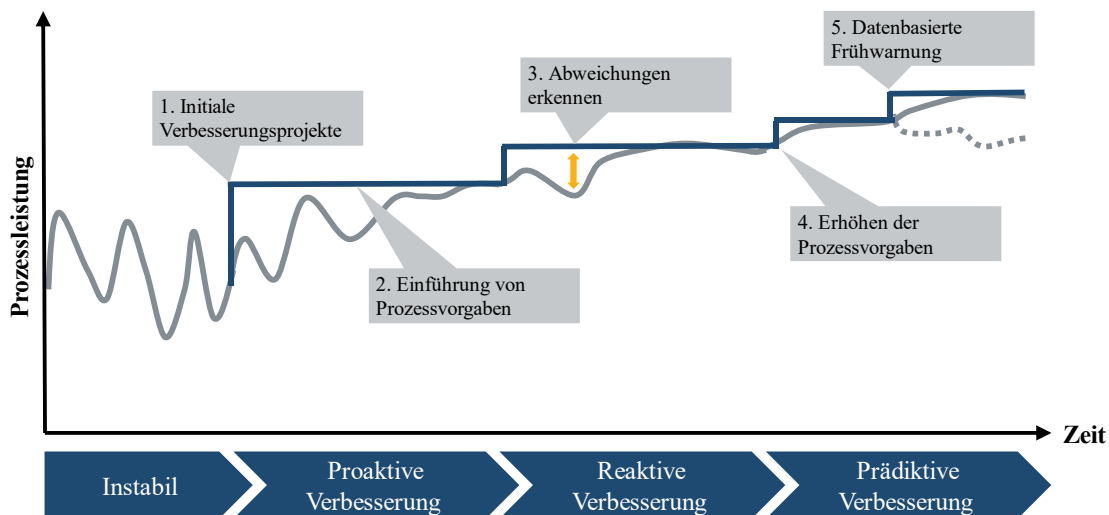


Abbildung 2-3: Zusammenhang zwischen Prozessvorgaben und -leistung im KVP (in Anlehnung an METTERNICH ET AL. [METT23])

Digitalisierung des Shopfloor Managements

Das klassische SFM ist durch hohe manuelle Vorbereitungsaufwände und den Einsatz von Papier zur Visualisierung auf Informationstafeln gekennzeichnet. Die Erfassung von Produktionsdaten und -kennzahlen erfolgt dabei händisch und für die Visualisierung in der Shopfloorbesprechung werden häufig in Microsoft Excel erarbeitete Analysen ausgedruckt. [LANZ18] Durch die in den letzten Jahren voranschreitende Digitalisierung stehen immer mehr Daten zur Verarbeitung und Nutzung in der Produktion zur Verfügung [JOUR21]. Diese Entwicklung hat auch vor dem SFM nicht Halt gemacht. Insbesondere die vorbereitenden Prozesse, wie z. B. das Zusammentragen, Ausdrucken und Aufhängen von Kennzahlen, sind nur notwendige Grundlage aber an sich nicht wertschöpfend. Daher sollten diese Prozesse weitestgehend eliminiert werden. [LANZ18] Gleichmaßen sollte die Digitalisierung alle Aspekte des SFM fördern und einen Ansatz liefern, der über das klassische analoge SFM hinausgeht, ohne dessen Stärken zu vernachlässigen [LONG20]. Um die Potenziale eines digitalen Shopfloor Managements (dSFM) systematisch aufzuzeigen, haben MEIßNER ET AL. einen Zielzustand für dSFM auf Basis einer systematischen Literaturrecherche in Kombination mit Expert:inneninterviews und einer Fragebogenstudie entwickelt [MEIß20]. Im Zielzustand erfährt das SFM in allen Phasen des Regelkreises Unterstützung durch die Analyse und Nutzung von Daten [LONG21].

Insbesondere im Performance Management und Abweichungsmanagement liefert das dSFM vielfältige Potenziale. So kann die Integration von Maschinen- und Fertigungsdaten die Abweichungserkennung verbessern. Darüber hinaus wird die automatische Datenverarbeitung und Berechnung von KPIs in diesem Schritt als Vorteil gesehen, die eine Echtzeitentscheidungsfähigkeit im SFM ermöglicht. [MEIß20] Das größte Potenzial, das sich aus dieser Echtzeitentscheidungsfähigkeit ergibt, ist die Verkürzung der sogenannten Latenzzeit, der Zeit, die zwischen dem Auftreten eines Ereignisses und der Reaktion auf dieses vergeht [LANZ18]. In Verbindung mit Datenanalyseverfahren bietet die

Nutzung von Kennzahlendaten die Möglichkeit, Trends und Auswirkungen auf vor- oder nachgelagerte Prozesse vorherzusagen und Führungskräfte entsprechend zu warnen [LONG22b]. Auch die Art der Visualisierung im dSFM mit automatischen Farbkodierungen birgt Potenziale, Abweichungen schneller erkennen zu können. MEIßNER ET AL. sehen auch im Bereich der Problemlösung vielfältige neue Möglichkeiten durch die Digitalisierung des SFMs. Die nun verfügbaren Daten können gezielt für die Ursachenanalyse genutzt werden. Des Weiteren kann das dSFM den Mitarbeitenden durch Algorithmen sowohl Ursachen als auch Lösungen für auftretende Probleme direkt vorschlagen. [MEIß20] Um diese komplexen Zusammenhänge erfassen zu können, kann Data Mining zur Analyse herangezogen werden. In einer systematischen Literaturrecherche zeigen LONGARD ET AL. die verschiedenen Möglichkeiten des Einsatzes von Data Mining im Problemlöseprozess auf. Sie kommen zu dem Schluss, dass insbesondere hybride Verfahren notwendig sind, um die spezifischen Stärken von Menschen und Maschinen nutzen zu können. [LONG22a]

2.1.5 Ansätze des Performance Managements

Um die Schwächen traditioneller Kennzahlensysteme (u. a. fehlender Strategiebezug und Übergewichtung finanzieller Kennzahlen) zu überwinden, wurden zahlreiche Ansätze des Performance Managements entwickelt. Diese zielen darauf ab, die Schwächen zu adressieren und den Anforderungen moderner Unternehmen gerecht zu werden. [YADA14] Mittlerweile existiert eine große Bandbreite an unterschiedlichen Konzepten mit teils zahlreichen Adaptionen [GLEI11]. Das in Wissenschaft und Praxis am weitesten verbreitete Modell stellt dabei die Balanced Scorecard (BSC) dar. In Studien wird davon ausgegangen, dass 30 bis 60 Prozent der Unternehmen die BSC zumindest in Teilen einsetzen. [NEEL05], [PERK14] Andere bekannte Ansätze stellen Hoshin Kanri sowie die Performancepyramide dar, welche im Folgenden näher beschrieben werden. Darüber hinaus existieren weitere Ansätze, deren vollständige Aufzählung und Beschreibung den Umfang dieser Arbeit überschreiten würden. Für eine umfangreiche Übersicht sei auf GLEICH verwiesen [GLEI11].

Performance Management Lebenszyklus

Bevor die einzelnen Ansätze im Detail beschrieben werden, erfolgt eine Systematisierung der unterschiedlichen Phasen des Performance Managements anhand des Lebenszyklusmodells von LANDSTRÖM ET AL. (vgl. Abbildung 2-4) [LAND18]. Die meisten Ansätze des Performance Managements umfassen alle Phasen des Lebenszyklus, jedoch werden die einzelnen Phasen unterschiedlich stark adressiert.

Die Lebenszyklusbetrachtung von LANDSTRÖM ET AL. kann ursprünglich auf die Arbeit von BOURNE UND BOURNE zurückgeführt werden, welche den Performance Management Prozess in die vier Phasen Design, Implementierung, Nutzung und Revision unterteilt haben [BOUR11b]. Das Modell von LANDSTRÖM ET AL. liefert eine ganzheitliche Be-

trachtung von PMS und zeigt deren unterschiedlichen Facetten auf. Im Zentrum des Modells steht das Konzept des Double-Loop-Learnings [SLAC17] mit seinen zwei unterschiedlichen Regelkreisen:

- der **strategische Regelkreis**, bestehend aus den Phasen Design, Implementierung, Nutzung und Revision zum kontinuierlichen Hinterfragen der Relevanz der strategischen Ziele auf der Grundlage der Informationen über die Unternehmensleistung und
- der **operative Regelkreis** innerhalb der Nutzungsphase zum Vergleich der gemessenen Leistung mit den gesetzten Zielen auf Basis von KPIs.

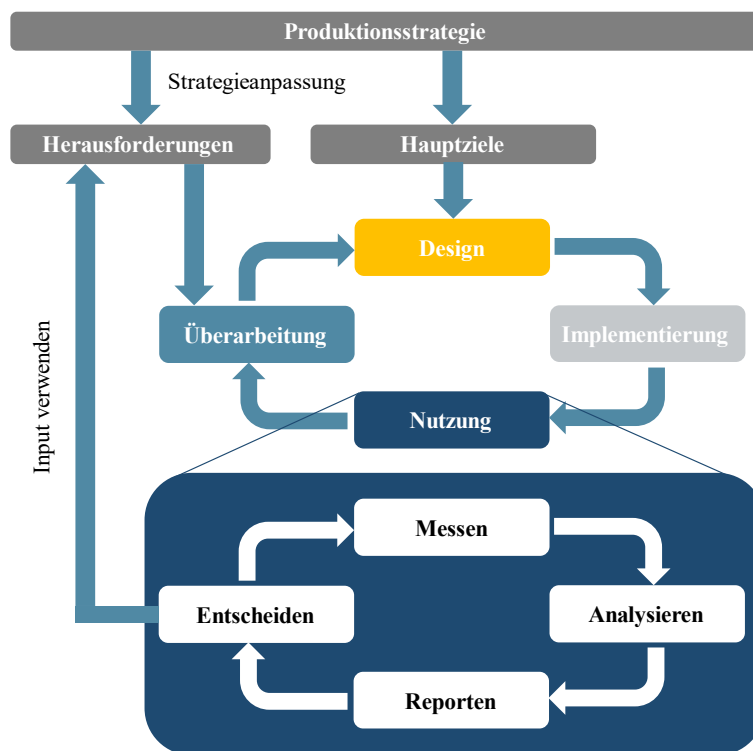


Abbildung 2-4: Der Performance Management Lebenszyklus (in Anlehnung an LANDSTRÖM ET AL. [LAND18])

Ausgangspunkt des Lebenszyklus bildet dabei eine definierte Unternehmens- bzw. Produktionsstrategie, aus der die wichtigsten Ziele und Aufgaben abgeleitet werden. Diese bilden anschließend die Grundlagen für die Designphase des PMS, in der zunächst die Architektur des Systems festgelegt, die verschiedenen Performancedimensionen (z. B. anhand von bestehenden Frameworks wie QKLSA) ausgewählt und basierend darauf entsprechende KPIs definiert werden. Den Abschluss der Designphase bildet der Zielsetzungsprozess für die einzelnen KPIs. In der Implementierungsphase erfolgt zunächst die physische Umsetzung der KPIs in der Fertigungsumgebung inklusive der Sensorauswahl, Datenanbindung, -sammlung, -aufbereitung, -kommunikation und Integration in bestehende IT-Systeme. Sobald die physische Implementierung abgeschlossen ist, erfolgt die Schulung des Personals und die Integration des Performance Managements in

tägliche Routinen (bspw. im SFM). Dabei gilt es zum einen, die Verbindung der KPIs zu den Unternehmenszielen zu erläutern, die Wichtigkeit der KPIs herauszustellen und den richtigen Umgang mit ihnen zu vermitteln. Zum anderen müssen Verantwortlichkeiten und Rollen geklärt werden. Die Nutzungsphase bildet den operativen Regelkreis bestehend aus den vier Schritten Messen, Aufbereiten/Analysieren, Reporting und Entscheidungsfindung. Dabei kann das Reporting je nach den Stakeholdern unterschiedlich ausgestaltet sein. In Produktionsbereichen wird hierfür häufig das SFM verwendet, während auf höheren Unternehmensebenen klassische oft aus finanziellen KPIs bestehende Reports überwiegen. Den Abschluss des Performance Management Lebenszyklus bildet die Revisionsphase, welche die regelmäßige Prüfung umfasst, ob das System in Einklang mit der Strategie ist und ob KPIs ergänzt, weggelassen oder klarer definiert werden müssen und die KPI-Zielwerte somit neu auszurichten sind. [LAND18]

Balanced Scorecard

Die BSC ist der in der Literatur am häufigsten diskutierte Performance Management Ansatz [NEEL05]. Mithilfe der BSC sollen Mitarbeitende und insbesondere Führungskräfte in die Lage versetzt werden, schnelle und mit der Strategie übereinstimmende Entscheidungen zu treffen. Hierfür werden die Vision und Strategie eines Unternehmens in Ziele und Kennzahlen in den vier gleichgewichteten („balanced“) Perspektiven Finanzen, Kunden, Prozesse sowie Lernen und Wachstum übersetzt. Dabei werden die nicht-finanziellen Performanceperspektiven als Treiber der zukünftigen, finanziellen Performance gesehen. Durch die Fokussierung auf vier Perspektiven soll sichergestellt werden, dass nur wenige Kennzahlen eingesetzt werden und somit eine Informationsüberlastung des Managements vermieden wird. [KAPL92]

Zur Operationalisierung der Vision und Strategie innerhalb der BSC schlagen Kaplan und Norton vier Managementprozesse vor [KAPL96]:

1. **Übersetzen der Vision:** Die Vision und Strategie werden in objektive Ziele und Kennzahlen, die für alle Mitarbeitenden verständlich sind, übersetzt.
2. **Kommunikation und Vernetzung:** Es folgt die Kaskadierung der Ziele und Kennzahlen in alle Geschäftsbereiche. Dabei werden die Ziele und Kennzahlen so heruntergebrochen, dass sie für alle Bereiche relevant sind. Ziel ist es sicherzustellen, dass die Mitarbeitenden ihren Beitrag zur Unternehmensstrategie verstehen.
3. **Planung der Geschäftstätigkeit:** Die BSC forciert die gleichzeitige strategische Planung und Budgetierung. Nach Festlegung der Strategie und Ermittlung der Kennzahlen in den vier Perspektiven wird ein Meilensteinplan für die Treiber mit dem größten Einfluss auf die langfristigen Unternehmensziele erstellt.
4. **Feedback und Lernen:** Mit dem Prozess zur strategischen Überprüfung und zum Feedback ermöglicht die BSC einen Lernprozess, indem gleichzeitig Strategie und bestehende Kennzahlen hinterfragt werden.

Durch die BSC in Kombination mit den vier Managementprozessen soll ein strategischer Rahmen geschaffen werden, in dem alle Unternehmensmaßnahmen in einer Ursache-Wirkungs-Kette zusammenhängen [KAPL96]. Mittels der sogenannten Strategy Map können diese Ursache-Wirkungsbeziehungen übersichtlich dargestellt und klar kommuniziert werden, was die Treiber der Unternehmensperformance sind und worauf Mitarbeitende besonders achten sollten. Durch die BSC und insbesondere die Strategy Maps kann somit erkannt werden, ob Verbesserungen in einer Perspektive zu Lasten einer anderen erfolgen. [KAPL00], [HÜGE08]

Hoshin Kanri

Hoshin Kanri stellt einen Ansatz dar, der vor allem im Rahmen der Designphase eines PMS diskutiert wird, um strategische Ziele eines Unternehmens in den täglichen, operativen Betrieb zu integrieren. Hoshin Kanri steht für „Strategy Deployment“ oder „Policy Deployment“ und bedeutet übersetzt „Richtung und Ausrichtung“ [WITC07]. Hoshin Kanri verfolgt das Ziel, die Geschäftsprozesse zu optimieren, indem es Unterstützung in den Dimensionen der strategischen Planung und des täglichen Managements liefert [AKAO91]. Dies soll erreicht werden, indem die Tätigkeiten und Aktionen aller Mitarbeitenden eines Unternehmens auf ein gemeinsames Ziel, die übergeordnete Unternehmensstrategie, ausgerichtet werden [SERD07]. Wird dies erfolgreich umgesetzt, führt es dazu, dass Ziele in kürzerer Zeit erreicht werden können [WITC07], [PARM19].

Ähnlich wie die BSC zielt Hoshin Kanri darauf ab, die Performance zu steigern, eine gemeinsame Ausrichtung der Strategie zu erreichen und die Ziele für alle Hierarchieebenen herunterzubrechen. Jedoch fokussiert sich Hoshin Kanri nicht auf die eigentlichen Ziele, sondern vielmehr auf den Weg, um diese zu erreichen. [SERD07] Dies wird durch die folgenden vier Grundpfeiler sichergestellt [WITC99]:

1. Fokus des gesamten Unternehmens auf wenige, strategische Prioritäten
2. Ausrichtung der lokalen Pläne und Programme auf die Strategie
3. Implementierung der Pläne im täglichen Management (bspw. im SFM)
4. Regelmäßige Überprüfung des Fortschritts

Die Umsetzung der Grundpfeiler erfolgt dabei in Anlehnung an den Deming-Zyklus (PDCA) in einem jährlichen Kreislauf, dem sogenannten FAIR-Zyklus (Focus-Alignment-Integration-Review) [WITC99]. Ausgehend von der Vision und Strategie werden drei bis fünf „bahnbrechende“ Ziele definiert, deren Erreichung mit großen organisatorischen Anstrengungen, erheblichem Ressourcenaufwand und Verbesserungsprozessen verbunden ist (Focus-Phase). Anschließend werden diese Ziele in Vorgaben übersetzt und in alle Hierarchieebenen integriert. Dies geschieht, indem jede Ebene die notwendigen Verbesserungen zur Zielerreichung auf der nächsten untergeordneten Ebene anfordert. Die tiefer gelegenen Ebenen erstellen daraufhin eigene Pläne, Ziele und Kontrollmechanismen. Im Dialog wird eine Einigung über die Festlegung und Umsetzung der jeweiligen Ziele zwischen den Vorgesetzten sowie untergeordneten Führungskräften und Mitarbeitenden erzielt. Dieser iterative Diskussionsprozess hilft dabei, einen Konsens bezüglich

der Vorgaben zu finden und wird als Catchball bezeichnet (Alignment-Phase). Dadurch wird deutlich, dass Hoshin Kanri nicht streng top-down ausgeführt wird, sondern auf den gemeinsamen Anstrengungen aller Beschäftigten beruht. Dies bildet das Herzstück von Hoshin Kanri. [SERD07] Zur Einhaltung der vorgegebenen Ziele müssen tägliche Routinen und neue Standards etabliert werden (Integration-Phase). Hierbei liefert das SFM einen wesentlichen Beitrag. Die letzte Phase des FAIR-Zyklus bildet die Review-Phase, in der die jährliche Performance ausgewertet und die Ergebnisse dieser Auswertung in den nächsten Zyklus eingespeist wird. [WITC99]

Performancepyramide

Die Performancepyramide, auch bekannt als SMART-System (Strategic Measurement Analysis and Reporting Technique) ist auf die Arbeit von CROSS UND LYNCH zurückzuführen. [LYNC91] Sie basiert auf den Anforderungen von DORAN ET AL., Ziele SMART zu formulieren (vgl. 2.1.3). Ziel der Performancepyramide ist es, ähnlich der BSC und Hoshin Kanri, das betriebliche Handeln auf allen hierarchischen Ebenen eines Unternehmens stringent an der Unternehmensstrategie bzw. an den Unternehmenszielen auszurichten. Dabei soll die Performance Pyramide die Zielvorgaben des Managements in alle Unternehmensbereiche tragen, Informationen über die Performance zeitnah zur Verfügung stellen sowie finanzielle und nicht-finanzielle Kennzahlen umfassen und diese an interne Kunden kommunizieren. [GLEI11] Durch die Überprüfung der Ziele mittels Kennzahlen auf den jeweiligen Ebenen soll die Performance nachhaltig verbessert werden [TANG04]. Erreicht werden soll dies mit dem sogenannten Zwei-Wege-Mechanismus [RAVE19]:

- Die Unternehmensstrategie wird durch einen Top-Down-Ansatz in wesentliche Strategieelemente der verschiedenen organisatorischen Einheiten der Hierarchieebenen zerlegt.
- Anschließend werden durch einen Bottom-Up-Ansatz die verschiedenen Kennzahlen zur Überwachung von unten nach oben bis auf Gesamtunternehmensebene aggregiert.

In ihrer ursprünglichen Form umfasst die Performancepyramide vier Hierarchieebenen. Die Ebenen und ihre Bereiche sind jeweils an der strategischen Zielerreichung beteiligt, legen den Fokus auf die interne Effizienz sowie die externe Effektivität und stellen unterschiedliche Dimensionen für Kennzahlen bereit [RAVE19]. Dabei berücksichtigt die externe Effektivität den Zielerreichungsgrad in der Außenbeziehung zum Kunden (marktbezogene Indikatoren) und die interne Effizienz die finanzielle und prozessbezogene Sichtweise (prozessorientierte Indikatoren). Die Spitze der Pyramide wird durch die Unternehmensvision und -strategie gebildet, welche auf der zweiten Ebene von entsprechenden Geschäftsbereichen durch ihre jeweiligen Ziele in Form von kurz- und langfristigen Markt- und Finanzziele umzusetzen ist (z. B. Cashflow, Kapitalrendite, Wachstum, Marktanteil). Die dritte Ebene stellt das Verbindungsglied zwischen den oberen Ebenen

und dem täglichen operativen Geschäft dar (relevante Dimensionen sind z. B. Kundenzufriedenheit, Flexibilität und Produktivität). Auf der operativen Ebene (vierte Ebene) geben die Unternehmensziele in Form von nicht-finanziellen KPIs u. a. für Qualität, Lieferung, Prozesszeiten und Verschwendung täglich den Maßstab für operatives Handeln. Somit stellen die operativen Prozesse das Fundament für die erfolgreiche Umsetzung der Unternehmensstrategie dar. [TANG04]

ANTE ET AL. sehen eine Stärke der Performancepyramide darin, dass die Performance über alle Hierarchieebenen hinweg, vertikal und horizontal, miteinander in Verbindung steht und an den Unternehmenszielen ausgerichtet ist. Dahingegen sehen sie eine Herausforderung in der Umsetzung und Implementierung der Pyramide im Unternehmenskontext, da bspw. die Auswahl relevanter KPIs und das Festlegen entsprechender Zielwerte unbegleitet bleiben. [ANTE18]

Entwicklung und Implementierung von PMS

Die in den vorangegangenen Abschnitten vorgestellten Performance Management Ansätze stellen lediglich einen Rahmen für die Erstellung eines PMS bereit. Sie beantworten die Frage, welche Inhalte ein PMS umfassen muss, gehen jedoch weniger darauf ein, wie diese Inhalte konkret entwickelt und im Unternehmen implementiert werden können [SCHR07]. Dabei kommt vor allem dem Entwicklungsprozess eines PMS eine wichtige Rolle zu, um langfristig einen Nutzen aus der Einführung ziehen zu können. Viele Performance Management Initiativen scheitern an den Problemen, die während der Entwicklungs- und Implementierungsphase auftreten. [NEEL00] Aus diesem Grund werden nachfolgend zwei verschiedene Gestaltungsansätze kurz vorgestellt und kritisch gewürdigt. Für eine detaillierte Übersicht vorhandener Gestaltungsansätze sei auf SCHREYER verwiesen [SCHR07].

Der **Prozess von KAPLAN UND NORTON** stellt eine Ergänzung zur ursprünglichen Veröffentlichung zur BSC aus dem Jahr 1992 dar, welche keinen Fokus auf die Gestaltung der BSC gelegt hatte [KAPL92], [KAPL93]. In einem 8-stufigen Prozess für die Entwicklung und Implementierung der BSC werden in mehreren Interviews und Executive-Workshops die BSC und ihre zugehörigen Kennzahlen erarbeitet und anschließend implementiert. Der letzte Prozessschritt beinhaltet dabei die regelmäßige Überprüfung in monatlichen, quartalsweisen sowie jährlichen Zyklen. Aufgrund unterschiedlicher Anforderungen einzelner Unternehmen soll dieser Prozess nicht als starres Gerüst angesehen werden, sondern flexibel an die eigenen Bedürfnisse anpassbar sein. [KAPL93] Charakteristisch für die BSC und den zugehörigen Gestaltungsprozess ist dabei der Fokus auf das Top-Management und das damit verbundene Top-Down-Vorgehen [KAPL94]. Häufig wird kritisiert, dass der Prozess eher ein Vorgehen zum Projektmanagement beschreibt, lediglich oberflächliche Beschreibungen liefert und es an Hilfsmitteln zur Entwicklung und Implementierung der BSC mangelt [KLEI17].

Der **Prozess von NEELY ET AL.** umfasst ein zwei phasiges Vorgehen bestehend aus zehn Prozessschritten von der Identifikation von Unternehmenszielen bis hin zur Entwicklung

einzelner Kennzahlen. Er war das Ergebnis einer umfassenden Literaturrecherche und der anschließenden Anwendung in 30 verschiedenen Unternehmen. Als Input für den Prozess dienen organisatorische Rahmenbedingungen, Marktbedingungen sowie die Unternehmensstrategie, welche die Basis für das Vorgehen bilden. Die erste Phase umfasst die Identifikation, Entwicklung und Implementierung von Kennzahlen auf dem Top-Management-Level in fünf Prozessschritten. Anschließend werden in der zweiten Phase geeignete Kennzahlen für die untergeordneten Ebenen abgeleitet und kaskadiert. [NEEL09] Dabei liefert der Prozess konkrete Vorgehensweisen zur Entwicklung dieser Kennzahlen. Ähnlich wie beim Prozess von KAPLAN UND NORTON handelt es sich ebenfalls um einen Top-Down-Ansatz, der allerdings explizit die Sichtweisen von Kunden und anderen Stakeholdern berücksichtigt [SCHR07].

Abschließend lässt sich feststellen, dass im Zusammenhang mit PMS eine Vielzahl unterschiedlicher Ansätze und Gestaltungsprozesse in Forschung und Praxis existieren. Oftmals liegt der Fokus allerdings auf den verschiedenen Elementen eines PMS und weniger auf dem Prozess zur Entwicklung und Implementierung dieses. Daher bleiben die Prozesse häufig oberflächlich und liefern nur wenige umfassende Prozessbeschreibungen. [KLEI17] Die Prozesse geben dabei keine oder nur eingeschränkt Hinweise und Anleitungen, wie die entwickelten Performance Management Ansätze in der Praxis implementiert werden können. Um den Ansprüchen der Praxis gerecht zu werden, sieht SCHREYER weitaus detailliertere Beschreibungen und Anleitungen als notwendig an [SCHR07].

2.1.6 Defizite von Performance Management Systemen

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten die Ziele und Vorteile von PMS und Kennzahlen aufgezeigt sowie verbreitete Performance Management Ansätze vorgestellt wurden, folgt in diesem Abschnitt die kritische Würdigung. Die Defizite konnten auf Basis einer Literaturrecherche identifiziert werden und bilden den Ausgangspunkt für die Entwicklungen in dieser Forschungsarbeit. Tabelle 2-4 fasst die identifizierten elf Defizite (D-1 bis D-11) übersichtlich zusammen.

Laut einer Studie von HORVÁTH & PARTNERS bei deutschen, österreichischen und schweizerischen Unternehmen (n = 142) im Jahr 2013 sind nur rund 50 % der Unternehmen mit ihrem PMS zufrieden [GRÄF14]. Ein wesentlicher Grund für diese Unzufriedenheit liegt in der *Vielzahl an erfassten KPIs, die den Blick auf das Wesentliche versperren* (D-1). Dabei ist gerade eine Zielstellung von KPIs, die Menge an Informationen und Komplexität für das Management zu reduzieren. [HESS15] Die große Anzahl an KPIs in Unternehmen hat mehrere Gründe. Auf der einen Seite werden neue KPIs aufgenommen, ohne alte zu hinterfragen bzw. zu entfernen [GRÄF14], [LAND18]. Auf der anderen Seite wird dieser Trend durch die gestiegene Komplexität in Produktionssystemen sowie die Digitalisierung verstärkt. Die gestiegene Verfügbarkeit von Daten durch die Digitalisierung ermöglicht es, neue KPIs relativ einfach zu bilden und umzusetzen. LANDSTRÖM ET AL. bemängeln, dass oftmals KPIs gebildet werden, da die notwendigen Daten vorhanden

sind und nicht etwa, weil Führungskräfte sie zur Entscheidungsfindung benötigen. [LAND18] Zu viele Kennzahlen führen dazu, dass diese nicht mehr richtig interpretiert, deren Verhalten nachvollzogen und geeignete Maßnahmen abgeleitet werden können. Dadurch entsteht eine große Nachfrage nach einer systembasierten Entscheidungsunterstützung. [BURD18] Neben zu vielen Kennzahlen wird in der Studie auch die *Übergewichtung finanzieller KPIs* als Defizit identifiziert (D-2). Mit über 70 % nehmen sie bei den befragten Unternehmen einen Großteil der Kennzahlen ein, obwohl die Vorteile nicht monetärer Kennzahlen bekannt sind. [GRÄF14] Hauptkritikpunkt an finanziellen Kennzahlen ist die Tatsache, dass diese lediglich Aussagen über die Vergangenheit liefern und es dadurch erschweren, Probleme zu identifizieren bevor diese die Ergebnisse beeinflussen [LAND18]. Die Praxis wünscht sich daher mehr nicht-finanzielle sowie externe Kennzahlen für ihre PMS, um eine ganzheitliche Betrachtungsweise zu ermöglichen und alle relevanten Performancedimensionen abzubilden [GRÄF14],[KIBI16].

Tabelle 2-4: Aus der Literatur abgeleitete Defizite von PMS

Nr.	Defizite von PMS
D-1	Vielzahl an erfassten KPIs, die den Blick auf das Wesentliche versperren
D-2	Übergewichtung finanzieller KPIs
D-3	KPIs sind vielfach eher willkürlich gewählt und es besteht keine klare Verbindung zwischen den KPIs und der Strategie bzw. den Zielen einer Organisation
D-4	Unklare, fehlende oder nicht ausreichend kommunizierte Definitionen der Kennzahlen
D-5	Zusammenhänge zwischen einzelnen Indikatoren sind oftmals nicht bekannt
D-6	Mangelnder Zukunftsbezug
D-7	Fehlender Bezug des PMS zur tatsächlichen Ursache von Problemen
D-8	Mitarbeitenden fehlt Wissen, um KPIs interpretieren zu können
D-9	Fehlende Verknüpfung mit bestehenden Management- und Fertigungssystemen und Daten
D-10	Fehlende Performance-Evaluierung in Echtzeit
D-11	Hoher Aufwand bei der Erfassung von Daten

Neben den genannten Defiziten bedarf es eines systematischen Gestaltungsprozesses zur Identifikation und Implementierung von KPIs. *KPIs sind vielfach eher willkürlich gewählt und es besteht keine klare Verbindung zwischen den KPIs und der Strategie bzw. den Zielen einer Organisation* (D-3). Dies führt in der Praxis dazu, dass der Sinn der KPIs von den Mitarbeitenden in Frage gestellt wird. [LAND18] Den Unternehmen fällt es schwer, die richtigen KPIs zu identifizieren und oft scheitern Performance Management Initiativen an Problemen, die während des Implementierungsprozesses auftreten [NEEL00]. In der Performance Management Literatur existiert eine Vielzahl an Ansätzen mit dem Fokus auf der Identifikation von Erfolgsfaktoren eines Unternehmens sowie der Ableitung adäquater Kennzahlen. Die Ansätze nutzen zwar unterschiedliche Methoden und Schritte, jedoch ähneln sie sich in den Kernprozessen stark. Im Gegensatz dazu lassen

sie die Frage, wie die identifizierten Kennzahlen zu implementieren sind, oft unbeantwortet. [SCHR07] Des Weiteren führen häufig *unklare, fehlende oder nicht ausreichend kommunizierte Definitionen der Kennzahlen* zu Missinterpretationen und letztendlich zu fehlerhaften Entscheidungen (D-4) [LAND18].

Darüber hinaus werden unklare Beziehungen zwischen KPIs als ein entscheidender Nachteil genannt. *Zusammenhänge zwischen einzelnen Indikatoren sind oftmals nicht bekannt* (D-5) und ein effizientes Performance Management ist daher nicht möglich. Um eine Suboptimierung einzelner KPIs zu verhindern, müssen Tradeoffs zwischen unterschiedlichen KPIs identifiziert und kommuniziert werden, damit Entscheidungen aus Gesamtsystemsicht getroffen werden können. [LAND18],[GRÄF14] Dies ist umso wichtiger, da Führungskräfte danach streben, die Zielstellungen „ihrer“ Kennzahlen zu erreichen (selbst, wenn dies mit einer Suboptimierung in anderen Bereichen einhergeht), da diese ihren persönlichen Erfolg messen und monetäre Leistungsanreize daran geknüpft sein können [HAMM10]. In von BURDENSKY durchgeführten Interviews werden explizit transparente Ursache-Wirkungsbeziehungen gefordert, um wirksame Maßnahmen ableiten und Transparenz schaffen zu können. Als Voraussetzung hierfür wird die Kenntnis von Korrelationen zwischen Kennzahlen gesehen. Dabei sollen auch Auswirkungen vorgelagerter auf nachgelagerte Prozesse nicht außer Acht gelassen werden. [BURD22]

Ein weiterer Kritikpunkt an aktuellen PMS ist der *mangelnde Zukunftsbezug* (D-6). In der genannten Studie bemängeln 70 % der befragten Unternehmen einen fehlenden Zukunftsbezug ihres PMS [GRÄF14]. Jedoch ist dieser Zukunftsbezug eine notwendige Voraussetzung für proaktives Handeln. Dafür muss die klassische reaktive Steuerung durch eine antizipierende Steuerung ersetzt werden. [COKI13] Eine Möglichkeit dies im Rahmen des Performance Managements zu ermöglichen, ist die Nutzung von KPIs als Frühwarnindikatoren sowie die Visualisierung von Trends [LAND18], [JÄÄS15]. Dadurch kann ein Schritt weg vom klassischen reaktiven Abweichungsmanagement hin zu einem proaktiven antizipierenden Abweichungsmanagement gegangen werden [LONG22b]. Im Produktionskontext werden PMS häufig eingesetzt, um durch die Aufschlüsselung von Kennzahlen die Abweichungserkennung, Ursachenforschung und Problemlösung zu unterstützen [STRI17]. Dennoch wird häufig der *fehlende Bezug des PMS zur tatsächlichen Ursache von Problemen* (D-7) in Frage gestellt. LEBAS kritisiert, dass die verbreiteten Modelle mehr oder weniger aggregiert und daher sehr weit von der ursprünglichen Ursache entfernt sind. [LEBA95] Die Durchgängigkeit von PMS ist meist nicht vorhanden und die Unternehmen stoppen bei der Implementierung auf Top-Level-Ebene [KLEI17]. Traditionelle PMS sind primär für den Einsatz im mittleren und Top-Management gestaltet und werden den spezifischen Anforderungen auf dem Shopfloor nicht gerecht [HELL19], [OHLI20], [OHLI21]. Darüber hinaus liegt der Fokus selten auf den Produktionsbereichen [GLAD14].

In einer Studie von OHLIG ET AL. wurde festgestellt, dass *Mitarbeitenden in Unternehmen häufig das Wissen fehlt, um KPIs interpretieren zu können* (D-8). Dieses Problem wird zudem dadurch verstärkt, dass Mitarbeitende, trotz einer allgemeinen Atmosphäre der

Offenheit, oft Hemmungen haben, Fragen zu den KPIs zu stellen. [OHLI20] Insbesondere kann in der Praxis beobachtet werden, dass der Umgang bei Zielabweichungen in KPIs unklar ist. LANDSTRÖM ET AL. betonen, dass KPI-Abweichungen zwingend mit Alarmsignalen, Aktionen und/oder Maßnahmen verknüpft werden müssen. In vielen Unternehmen ist dies jedoch nicht die gelebte Praxis und bereits die Festlegung der Ziele mit großen Schwierigkeiten verbunden. Die Autoren schlagen deshalb vor, die Ziele auf Basis von historischen Daten sowie geplanten Verbesserungsinitiativen festzulegen. [LAND18]

Weitere in der Literatur genannte Defizite von PMS sind die *fehlende Verknüpfung mit bestehenden Management- und Fertigungssystemen und Daten* (D-9), die *fehlende Performance-Evaluierung in Echtzeit* (D-10) [KIBI16] sowie der *hohe Aufwand bei der Erfassung von Daten* (D-11) [OHLI20]. In der Praxis erfolgt ein Großteil der Datenaufnahme, -aufbereitung und -vorbereitung nach wie vor manuell und wird erst langsam digitalisiert [OHLI20].

2.1.7 Zwischenfazit

Performance Management ist ein bewährtes Instrument zur Erfassung, Bewertung und Verbesserung der Leistung von Einzelpersonen und Teams auf der Basis von Kennzahlen. Die Verwendung von Kennzahlen erfüllt dabei zwei Hauptzwecke: Zum einen dienen sie der retrospektiven Analyse und Bewertung der Leistung (Diagnose), um Abweichungen von den gesetzten Zielen zu erkennen. Zum anderen bieten sie die Möglichkeit, das zukünftige Verhalten eines Systems vorherzusagen (Prädiktion), indem sie Trends und Muster aufzeigen (vgl. Abschnitt 2.1.1-2.1.3).

Zur Operationalisierung des Performance Managements, vor allem in Produktionsbereichen, hat sich SFM als ganzheitlicher Führungsansatz etabliert. SFM ermöglicht durch tägliche Routinen die frühzeitige Erkennung von Abweichungen von den geplanten Produktionszielen und die Implementierung von Maßnahmen zur Gegensteuerung (vgl. Abschnitt 2.1.4). In Forschung und Praxis existieren eine Vielzahl unterschiedlicher Performance Management Ansätze und Systeme. Diese beschreiben häufig die Grundelemente eines PMS und vernachlässigen dabei konkrete Handlungsempfehlungen und notwendige Schritte zur Entwicklung und Implementierung eines PMS in der Praxis. Darüber hinaus sind sie generisch gehalten und haben keinen expliziten Produktionsbezug (vgl. Abschnitt 2.1.5).

Die Literaturanalyse in Abschnitt 2.1.6 zeigt die Defizite in bestehenden PMS auf und deutet auf Potenziale zur Weiterentwicklung hin. Zum einen besteht Bedarf an methodischer Unterstützung bei der Entwicklung und Implementierung von PMS in Produktionsbereichen. Zum anderen benötigen Mitarbeitende systemseitige Unterstützung, um die Potenziale des Performance Management vollumfänglich heben zu können. Insbesondere zur Identifikation von Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen innerhalb von Wertströmen, zum Verständnis von Abweichungen, sowie zur Unterstützung bei der Interpretation von

Kennzahlen und der Auswahl geeigneter Maßnahmen zur Leistungsverbesserung wird eine Entscheidungsunterstützung gefordert.

2.2 Assistenzsysteme in der Produktion

Assistenzsysteme sind digitale Technologien, die dazu entwickelt werden, Mitarbeitende bei verschiedenen Aufgaben zu unterstützen und ihnen die Arbeit zu erleichtern. Durch die Verwendung von Assistenzsystemen können Prozesse automatisiert und beschleunigt werden, wodurch Zeit und Ressourcen gespart werden können. [KELL19] Bekannt sind Assistenzsysteme vor allem aus dem Automobilbereich unter dem Begriff Fahrerassistenzsysteme, die die steuernde Person bei bestimmten Fahrsituationen unterstützen. Aber auch in der Produktion gewinnen Assistenzsysteme zunehmend an Bedeutung [KELL19]. Dies zeigt sich auch in einer Umfrage des Fraunhofer Institut für Arbeitswissenschaft und Organisation (IAO), in der Unternehmensvertretende nach dem erwarteten Mehrwert digitaler Assistenzsysteme befragt wurden [KLAP19]. Die Ergebnisse der Umfrage sind in Abbildung 2-5 dargestellt.

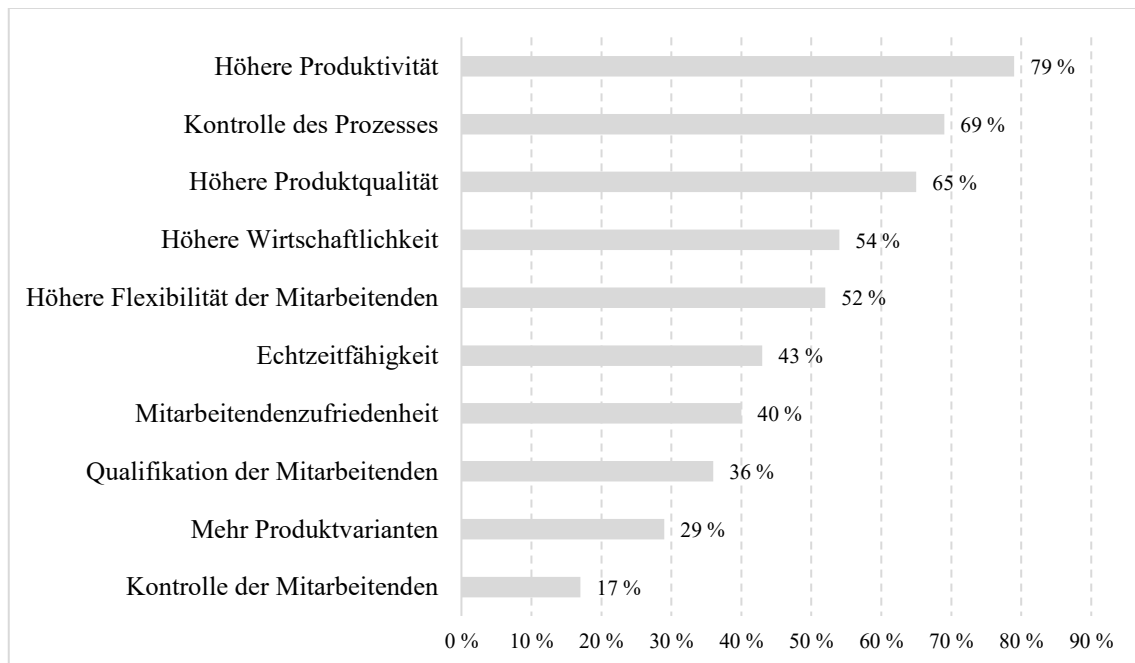


Abbildung 2-5: Umfrageergebnisse - Mehrwert digitaler Assistenzsysteme (n = 119) (in Anlehnung an KLAPPER ET AL. [KLAP19])

Neben einer effizienteren Arbeitsweise (Produktivität und Wirtschaftlichkeit) versprechen sich die Umfrageteilnehmenden vornehmlich eine bessere Kontrolle der Prozesse sowie eine höhere Produktqualität und Mitarbeitendenflexibilität. Darüber hinaus werden wiederholt Potenziale im Bereich der Mitarbeitendenzufriedenheit, der Qualifikation der Mitarbeitenden sowie einer erhöhten Echtzeitfähigkeit genannt.

In den folgenden Abschnitten wird zunächst der Begriff Assistenzsystem definiert und anschließend verschiedene Klassifikationsarten von Assistenzsystemen in der Produktion vorgestellt.

2.2.1 Begriffe und Klassifizierungen

In der Fachliteratur existiert keine einheitliche Definition für den Begriff Assistenzsystem [BRAU18]. Im digitalen Wörterbuch der deutschen Sprache wird ein Assistenzsystem als „*technisches System oder Vorrichtung, das bzw. die die Nutzer bei einer bestimmten Tätigkeit oder Aufgabe unterstützt*“ definiert [DWDS23]. Einen besonderen Fokus auf den Aspekt der Entscheidungsfindung legen HAUSS ET AL., die Assistenzsysteme als „[...] *rechnerbasierte Systeme, die den Menschen bei der Entscheidungsfindung und -durchführung unterstützen* [...]“ einordnen. Sie sehen Assistenzsysteme als integralen Bestandteil der Mensch-Maschine-Systemtechnik. [HAUS02] Dabei liefern Assistenzsysteme nicht nur Fakten an die Nutzenden, sondern geben auch Hilfen bei der Lösung von Problemen oder unterstützen beim Treffen von Entscheidungen [TIMP00]. Diese Arbeit orientiert sich bei der Definition von Assistenzsystem an HAUSS ET AL [HAUS02]:

Definition Assistenzsystem:

Ein Assistenzsystem ist ein rechnerbasiertes System, welches den Menschen bei der Entscheidungsfindung und -durchführung unterstützt.

In der Forschung bestehen unterschiedliche Ansätze, Assistenzsysteme zu klassifizieren. APT ET AL. unterscheiden Assistenzsysteme nach der *Art der Unterstützung*, dem *Grad der Unterstützung* und der *Zielsetzung der Unterstützung* (vgl. Abbildung 2-6).

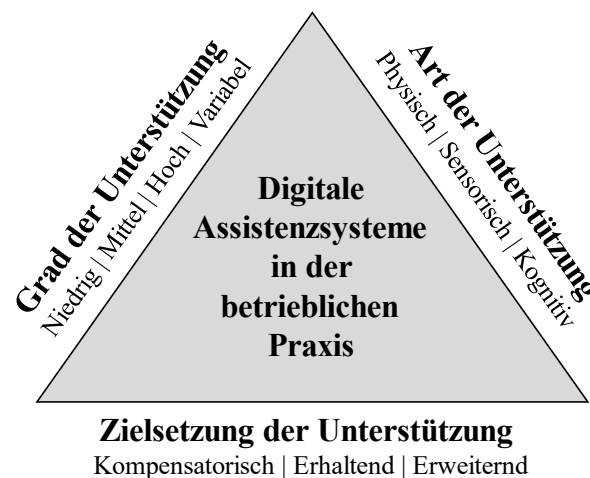


Abbildung 2-6: Charakterisierung digitaler Assistenzsystemen (in Anlehnung an APT ET AL. [APT18])

Die *Art der Unterstützung* kann dabei in die Ausprägungen physisch, sensorisch und kognitiv unterteilt werden. Während physische Assistenzsysteme den Menschen bei anspruchsvollen körperlichen Tätigkeiten unterstützen, leisten sensorische Assistenzsysteme bei der Sinneswahrnehmung Hilfestellung. Hierzu gehören bspw. der Einsatz von AR-Brillen bei Logistik- oder Montagetätigkeiten. Im Rahmen dieser Arbeit ist vor allem die kognitive Art der Unterstützung von Bedeutung. Diese Assistenzsysteme dienen primär der anwendungsgerechten, echtzeitnahen Informationsbereitstellung zur Entschei-

dungsunterstützung der Beschäftigten. Der *Grad der Unterstützung* hängt vom Anforderungsniveau der jeweiligen Aufgabe ab (niedrig bis hoch bzw. variabel). Werden lediglich reine Handlungsanweisungen bereitgestellt oder körperlich intensive Bewegungen unterstützt, wird von einem niedrigen Grad an Unterstützung gesprochen. Im Gegensatz dazu wird der Grad der Unterstützung von Systemen, welche bei hoch komplexen Entscheidungen unterstützen und Empfehlungen an die Nutzenden kommunizieren, als hoch eingestuft. Systeme, welche adaptiv auf verschiedene Anforderungsniveaus reagieren können, werden als variabel klassifiziert. Bei der *Zielsetzung der Unterstützung* werden kompensatorische, präventive/erhaltende und fähigkeitserweiternde Systeme unterschieden. Während kompensatorische Systeme einen inklusiven Arbeitsplatz sicherstellen sollen, tragen präventive/erhaltende Systeme zur Gesundheitsprävention bei. Fähigkeitserweiternde Systeme wiederum fokussieren sich auf die Arbeitsqualität, mit dem Ziel diese zu verbessern. [APT18]

Einen weiteren Ansatz Assistenzsysteme zu klassifizieren, liefern REINHART ET AL. Sie unterscheiden Assistenzsysteme in *Wahrnehmungs-, Entscheidungs- und Ausführungsassistenzsysteme*, wobei Wahrnehmungs- und Entscheidungsassistenzsysteme als kognitive und Ausführungsassistenzsysteme als physische Assistenz beschrieben werden können. [REIN17]

2.2.2 Entscheidungsunterstützungssysteme

Im Rahmen dieser Arbeit sind insbesondere Entscheidungsassistenzsysteme von Bedeutung. Diese werden häufig auch als Entscheidungsunterstützungssysteme (EUS) bezeichnet und in Anlehnung an HOLSAPPLE, wie folgt, definiert [HOLS08]:

Definition Entscheidungsunterstützungssystem:

Ein EUS ist ein computergestütztes System, das Wissen in einer Weise darstellt und verarbeitet, um die Entscheidungsfindung produktiver, flexibler, innovativer und/oder seriöser zu machen.

Die Art der Unterstützung eines EUS kann unter anderem folgende Ausprägungen annehmen [HOLS08]:

- Digitale Speicherung von Wissen
- Beschaffung von zusätzlichem Wissen aus externen Quellen
- Gezielte Auswahl von Wissen aus internen Quellen (z. B. aus einem digitalen Speicher)
- Generierung von neuem Wissen
- Aufnahme von generiertem und erworbenem Wissen in den Wissensspeicher (unter Berücksichtigung von Qualitätskriterien, Filterung und Umstrukturierung)
- Präsentation von Wissen in den gewünschten Formaten
- Koordinierung der Wissensflüsse zwischen den Entscheidungstragenden sowie Kontrolle von deren Integrität/Sicherheit

Wissen ist dabei die Kombination von Daten und Informationen, die durch Expert:innenmeinungen, Fähigkeiten und Erfahrungen ergänzt werden [CHAF05]. Ein weitverbreitetes Modell, um diese Zusammenhänge zu verdeutlichen, ist die Wissenspyramide (vgl. Abbildung 2-7). Nach dieser setzt sich Wissen aus Informationen und Informationen wiederum aus Daten zusammen. Die höheren Elemente in der Hierarchie können anhand der niedrigeren Elemente erklärt werden, indem ein geeigneter Umwandlungsprozess ermittelt wird. Dabei werden Daten als diskrete, objektive Fakten oder Beobachtungen, die unorganisiert und unverarbeitet sind und keine spezifische Bedeutung haben, definiert. Informationen werden wiederum in Form von Daten definiert und umfassen organisierte oder strukturierte Daten. Diese Verarbeitung verleiht den Daten Relevanz für einen bestimmten Zweck oder Kontext und macht sie dadurch sinnvoll, wertvoll und nützlich. Einige Versionen der Wissenspyramide enthalten noch die Ebene der Weisheit als Spitze der Pyramide. Dabei wird Weisheit als die Fähigkeit definiert, die Effektivität zu steigern. [ROWL07] Die Wissenspyramide ordnet die verschiedenen Elemente nach ihrem Wert (von niedrig bis hoch) sowie ihrer Programmierbarkeit (von hoch bis niedrig) ein (Abbildung 2-7).

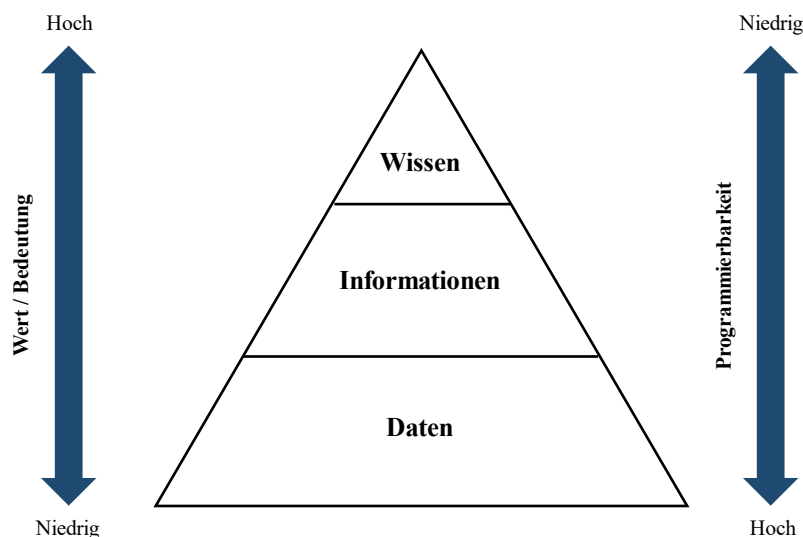


Abbildung 2-7: Wissenspyramide (in Anlehnung an ROWLEY ET AL. [ROWL07])

Auch für EUS existieren unterschiedliche Taxonomien. HÄTTENSCHWILER unterscheidet aktive, passive und kooperative EUS. Er klassifiziert ein System, welches den Prozess der Entscheidungsfindung unterstützt, aber keine Entscheidungsvorschläge oder Lösungen erzeugen kann, als passives EUS. Im Gegensatz dazu können aktive EUS Entscheidungs- oder Lösungsvorschläge generieren. Kooperative EUS erlauben es Entscheidungstragenden, die vom System gelieferten Entscheidungsvorschläge zu ändern, zu ergänzen oder zu verfeinern, bevor sie zur Validierung an das System zurückgesendet werden. Dieses wiederum verbessert, ergänzt und verfeinert die Vorschläge der Entscheidungstragenden und schickt sie zur Validierung zurück. [HÄTT01]

Um die Aufgabenverteilungen zwischen Menschen und Rechnern zu klassifizieren, haben SHERIDAN UND VERPLANK eine Skala von zehn Automatisierungsstufen entwickelt. Diese reichen von keiner Unterstützung durch den Rechner bis hin zu dessen vollständiger Autonomie. [SHER78] Ein weiteres Konzept liefert ENDSLEY, der ebenfalls zehn Automatisierungsstufen erarbeitete und den vier Aufgabenbereichen Überwachen des Systemzustandes, Generieren von Wahlmöglichkeiten und Strategien der Zielerreichung, Auswählen von Alternativen und Strategien, Durchführen und Umsetzen, zuordnete [HAUS02]. Da sich die bestehenden Taxonomien mit zehn Automatisierungsstufen als zu detailliert und zu wenig trennscharf erwiesen, schlugen BLUTNER ET AL. eine Klassifizierung von EUS basierend auf sechs verschiedenen Arten der Entscheidungsunterstützung vor [BLUT09]:

- Erzeugen und Aufbereiten von Informationen
- Erzeugen von Alternativen
- Bewerten von Alternativen
- Auswählen von Alternativen
- Überwachen der Entscheidungsausführung
- Kontrollieren der Entscheidungsausführung

EUS bestehen in der Regel aus drei grundlegenden Komponenten (vgl. Abbildung 2-8). Das Datenbankmanagementsystem ist zuständig für den Datenzugriff sowie die Manipulation und Verwaltung von intern sowie extern gespeicherten Daten. Kern des EUS bildet das Modellmanagementsystem, welches verschiedene Arten von mathematischen und analytischen Modellen oder Simulationen verwendet, um komplexe Daten darzustellen und zu analysieren. Hierin werden die eigentlichen Funktionalitäten des EUS abgebildet. Die letzte Komponente bildet die Nutzendenschnittstelle, die die Interaktion zwischen dem System und den Nutzenden übernimmt. [TURB05] Der Gestaltung der Nutzendenschnittstelle ist besondere Aufmerksamkeit zu widmen, um eine reibungslose Funktionalität des EUS sicherstellen zu können [BROY21].

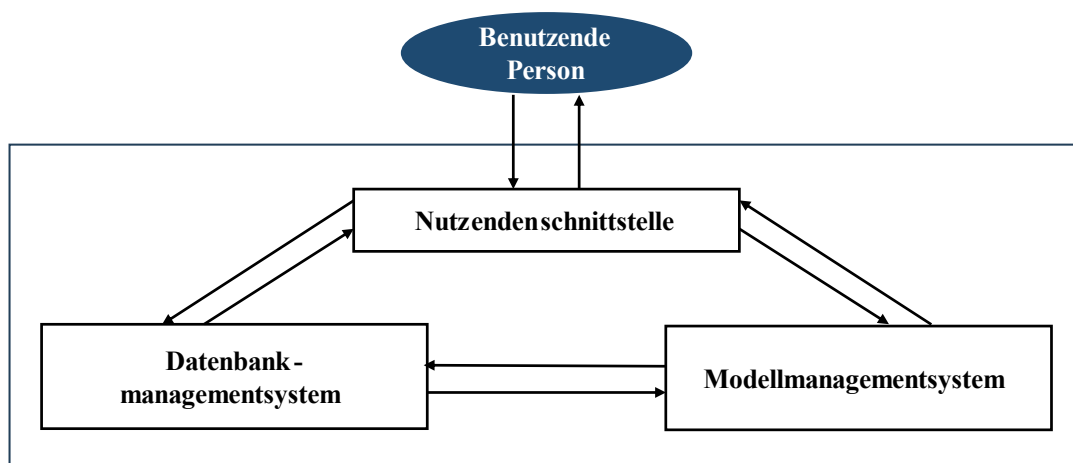


Abbildung 2-8: Architektur eines EUS (in Anlehnung an MIR ET AL. [MIR09])

2.2.3 Gestaltung von Assistenzsystemen

Zur Gestaltung von Assistenzsystemen schlagen HINRICHSSEN ET AL. ein Gestaltungsmodell bestehend aus vier miteinander interagierenden Teilmodellen vor (vgl. Abbildung 2-9). Den Kern bildet dabei das *Aufgabenmodell*. Zur Führung der Nutzenden durch einen Prozess werden meist Schritt-für-Schritt-Anweisungen herangezogen. Zum Entwurf eines Assistenzsystems bietet es sich daher an, die Prozesse zunächst in einzelne Aktivitäten zu zerlegen und in einem Prozessmodell darzustellen. In Kombination mit Prozessbeobachtungen und Befragungen ermöglicht dies die Identifikation von Tätigkeiten und Entscheidungen, welche durch das System unterstützt werden können. Anschließend kann das Design eines Zielzustands für den Prozess erfolgen, für den das System eine Unterstützung liefert. Ergänzend zur prozessualen Sicht erfolgt im *Nutzendenmodell* die Analyse der Nutzendenmerkmale und -gruppen. Darüber hinaus werden die Anforderungen der Nutzenden an die Assistenzunterstützung erfasst. Im *Umgebungsmodell* werden die Umgebungsbedingungen (z. B. Produkte, Werkzeuge, Computer) und -variablen (z. B. Lärm, Vibrationen, Licht) der analysierten Arbeitsumgebung erfasst. Diese haben große Auswirkungen auf das *Interaktionsmodell* und damit die Wahl der technischen Systeme für die Ein- und Ausgabe in das Assistenzsystem. Die vier unterschiedlichen Dimensionen machen einen iterativen Gestaltungsprozess notwendig und erfordern die Integration von Usability Tests im Designprozess. [HINR16]

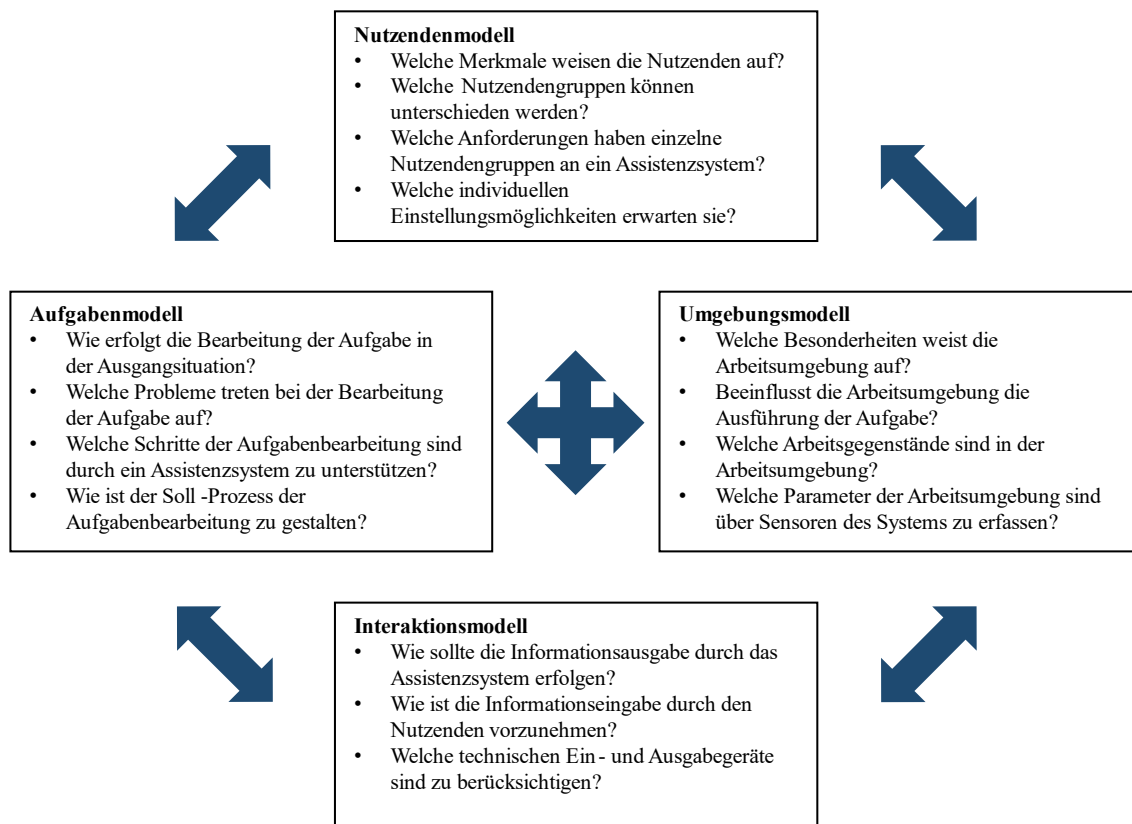


Abbildung 2-9: Gestaltung von Assistenzsystemen (in Anlehnung an HINRICHSSEN ET AL. [HINR16])

Ergänzend zum Modell von HINRICHSSEN ET AL. kann bei der Gestaltung von Assistenzsystemen die DIN EN ISO 9241-110 herangezogen werden. Diese beschreibt sieben Interaktionsprinzipien zwischen Nutzenden und einem System in allgemeiner Form und eignet sich daher als allgemeine Gestaltungsempfehlung für interaktive Systeme. Zu den Gestaltungsprinzipien gehören unter anderem die Aufgabenangemessenheit, Kontrollier- und Steuerbarkeit sowie Anpassbarkeit. [DEUT20]

2.2.4 Zwischenfazit

Assistenzsysteme sind digitale Technologien, die entwickelt werden, um Mitarbeitenden in verschiedenen Aufgabenbereichen Unterstützung zu bieten und ihre Arbeit zu vereinfachen. Mit Hilfe von Assistenzsystemen können Abläufe automatisiert und beschleunigt werden, was zu Zeit- und Ressourceneinsparungen führen kann. Eine spezielle Art von Assistenzsystemen stellen EUS dar. Diese sind computergestützte Systeme, welche Informationen aufbereiten und verarbeiten, um Mitarbeitenden bei der Entscheidungsfindung zu unterstützen (vgl. Abschnitt 2.2.1).

Ein EUS besteht typischerweise aus drei Hauptkomponenten: Das Datenbankmanagementsystem verwaltet den Zugriff auf interne und externe Daten. Das Modellmanagementsystem analysiert und repräsentiert komplexe Daten mit mathematischen Modellen. Die letzte Komponente bildet die Nutzendenschnittstelle, welche Interaktionsmöglichkeiten zwischen den Nutzenden und dem System bereitstellt (vgl. Abschnitt 2.2.2). Um ein Assistenzsystem zu entwickeln, werden die Prozesse zunächst in einzelne Aktivitäten aufgeteilt und in einem Prozessmodell visualisiert. Durch die Kombination von Prozessbeobachtungen und Befragungen können so Aktivitäten und Entscheidungen identifiziert werden, die das System unterstützen kann. Danach kann das Design eines gewünschten Endzustands für den Prozess erfolgen, bei dem das System Unterstützung bietet (vgl. Abschnitt 2.2.3).

Im Bereich des Performance Managements ist der Einsatz von digitalen Assistenzsystemen und insbesondere EUS bisher wenig verbreitet. Jedoch wird hier großes Potenzial gesehen, um Mitarbeitende bei der Entscheidungsfindung auf der Basis von Kennzahlen zu unterstützen (vgl. Abschnitt 2.1.6).

2.3 Digitalisierung und Data Mining in der Produktion

Die voranschreitende Digitalisierung hat eine Revolution in der Produktionslandschaft ausgelöst, indem sie traditionelle Arbeitsweisen transformiert und innovative Technologien einbindet [BAUE14]. In der Literatur existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Definitionen des Begriffs Digitalisierung. Im ursprünglichen Sinne beschreibt die Digitalisierung die Transformation analoger Signale in digitale Daten, die von einem Computer weiterverarbeitet werden können [MERT17]. Häufig wird dieser Begriff jedoch weiter gefasst und beschreibt die Transformation von manuellen zu digitalen Prozessen durch

die Nutzung innovativer Technologien bis hin zur Transformation kompletter Geschäftsmodelle [MERT17], [SCHA18]. Dabei lassen sich unterschiedliche Dimensionen der Digitalisierung unterscheiden [BOWE05], [MAZZ14]:

- **Digitale Produkte** beziehen sich auf datenbasierte Dienstleistungen, die nicht physisch sind und entweder eigenständig oder in Verbindung mit physischen Waren dem Kunden einen Mehrwert bieten.
- **Digitale Prozesse** beschreiben datenbasierte Darstellungen der Realität zur Organisation und Steuerung von Prozessen. Diese können, je nach Reifegrad, von einer reinen Bereitstellung datenbasierter Informationen bis hin zur Abbildung ganzheitlicher Prozesse als integrierte Datenmodelle zur Steuerung des Unternehmens reichen.
- **Digitale Vernetzung** umfasst das Ausmaß der Verbindung einzelner Prozesse innerhalb der internen und externen Wertschöpfungskette.
- **Digitale Geschäftsmodelle** charakterisiert die Bereitstellung digitaler Produkte gegen Entgelt. Dabei sind die entsprechenden Kernleistungs- und Kundenprozesse oft selbst stark digitalisiert und der Kunde über Prozessdaten eingebunden.

Im Kontext der Produktion wird die Digitalisierung häufig mit dem Begriff Industrie 4.0 in Verbindung gebracht. Die Industrie 4.0 beschreibt die vierte industrielle Revolution und hat das Ziel, eine vollständige Vernetzung der physischen und virtuellen Welt entlang der industriellen Wertschöpfungskette zu realisieren [BAUE16]. Die Basis der Vernetzung bilden dabei cyber-physische Systeme (CPS). CPS sind physische Objekte (bspw. Gebäude, Produktionsanlagen, Roboter, Logistikkomponenten), welche durch eingebettete Systeme kommunikationsfähig gemacht werden. Dadurch können diese Systeme über das Internet kommunizieren und Internetdienste nutzen. Mittels Sensorik können CPS ihre Umwelt erfassen, diese mithilfe weltweit verfügbarer Daten und Dienste auswerten und durch Aktoren auf die physikalische Welt einwirken. [BAUE14] Im Produktionsumfeld führt der Einsatz von CPS zum Entstehen von Cyber-physischen Produktionssystemen (CPPS). Diese ermöglichen eine durchgängige Betrachtung vom Produkt über die Produktionsmittel bis hin zum Produktionssystem und führen dazu, dass Entscheidungen im Produktionsprozess durch die Kommunikation der einzelnen Elemente des CPPS dezentral getroffen werden können. Resultierend daraus soll es perspektivisch zur Auflösung der klassischen Automatisierungspyramide (vgl. Abbildung 2-10) kommen. Die Basis wird weiterhin durch die Feldebene, welche hohe Echtzeitanforderungen stellt, gebildet, jedoch sind alle weiteren Funktionen nicht mehr streng hierarchisch angeordnet. [BAUE16] Diese Weiterentwicklung führt zu einer besseren Vernetzung und Verbindung in horizontaler und vertikaler Richtung [HOPP17]. Dabei zielt die vertikale Integration auf eine durchgängige Vernetzung der verschiedenen IT-Systeme auf den unterschiedlichen Hierarchieebenen ab. Im Gegensatz dazu, beschreibt die horizontale Integration die Vernetzung und Verbindung verschiedener Prozessschritte zwischen denen ein Material-, Energie- und Informationsfluss verläuft. [KAUF14] Die horizontale In-

tegration umfasst somit die Vernetzung einzelner Maschinen, Anlagen oder Produktionseinheiten während mit der vertikalen Integration die Verbindung vom Sensor bis ins Management assoziiert wird.

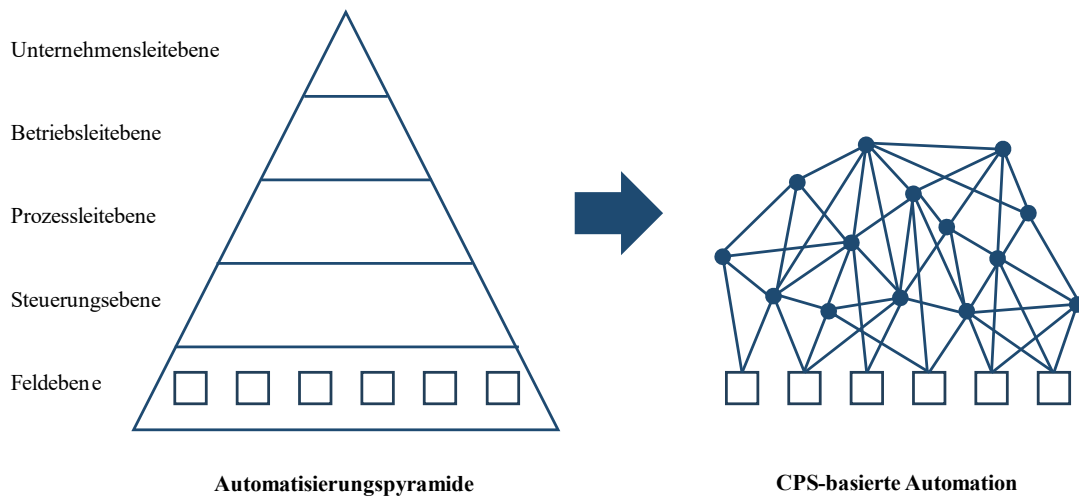


Abbildung 2-10: Auflösung der Automatisierungspyramide (in Anlehnung an BAUERNHANSL ET AL. [BAUE16])

Getrieben durch die Digitalisierung und Industrie 4.0 und den vermehrten Einsatz von CPS/CPDS entstehen immer größere Mengen an heterogenen Daten wie u. a. Sensor-, Maschinen- oder Produktdaten, in verschiedenen Bild-, Video- und Textformaten [LEE14], [SCHÖ14]. Die International Data Corporation (IDC) prognostiziert ein Wachstum des jährlich global erzeugten Datenvolumens von 33 Zettabytes im Jahr 2018 auf 175 Zettabytes im Jahr 2025. Hierbei nimmt die Produktion mit circa zehn Prozent einen großen Stellenwert ein. [REIN18] Der Wert dieser Daten entsteht jedoch erst durch die Extraktion von Informationen mittels unterschiedlicher Techniken [KEIM08]. Diese Techniken werden häufig unter dem Begriff Data Mining zusammengefasst und entstammen aus den Bereichen der Mustererkennung, der Statistik, des Maschinellen Lernens (ML) sowie der künstlichen Intelligenz (KI) [FAYY96a].

2.3.1 Knowledge Discovery in Databases

Knowledge Discovery in Databases (KDD) bezieht sich auf den Gesamtprozess der Extraktion von nützlichem Wissen aus Daten (vgl. Abbildung 2-11). Dieses Forschungsfeld ist im Zuge der immer größer werdenden Diskrepanz zwischen der Fähigkeit, neue Daten zu erzeugen und abzuspeichern und der Fähigkeit, diese zu analysieren und zu verstehen, entstanden. [FAYY96b] Einige Autoren verwenden Data Mining und KDD als synonyme Begriffe [MANN96], [GUNO97], während andere Autoren explizit darauf hinweisen, dass Data Mining als Element des Gesamtprozesses KDD zu verstehen ist [BUCZ16]. Data Mining ist in vielen Bereichen verwurzelt und bringt Forschende aus verschiedenen Disziplinen zusammen. Die Grundlage bilden dabei Methoden aus der Informatik und Statistik, welche beim Data Mining verwendet werden. [FAYY96a]

Definition Data Mining:

In dieser Arbeit wird Data Mining als Element des Gesamtprozess zur Extraktion von Wissen aus Daten (KDD) verstanden. Beim Data Mining werden Methoden bspw. aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz oder Statistik eingesetzt, um Muster in Daten zu erkennen.

Insgesamt besteht der KDD-Prozess aus fünf Schritten, startend mit der Selektion, der für den Anwendungsfall relevanten Daten, über deren Vorverarbeitung und Transformation, hin zum eigentlichen Data Mining Prozess, bei dem Methoden bspw. aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz oder Statistik eingesetzt werden, um Muster in den Daten zu erkennen. Den Abschluss des Prozesses bilden die Evaluation und Interpretation dieser Muster, um letztlich nützliches Wissen zu erlangen (vgl. Abbildung 2-11).

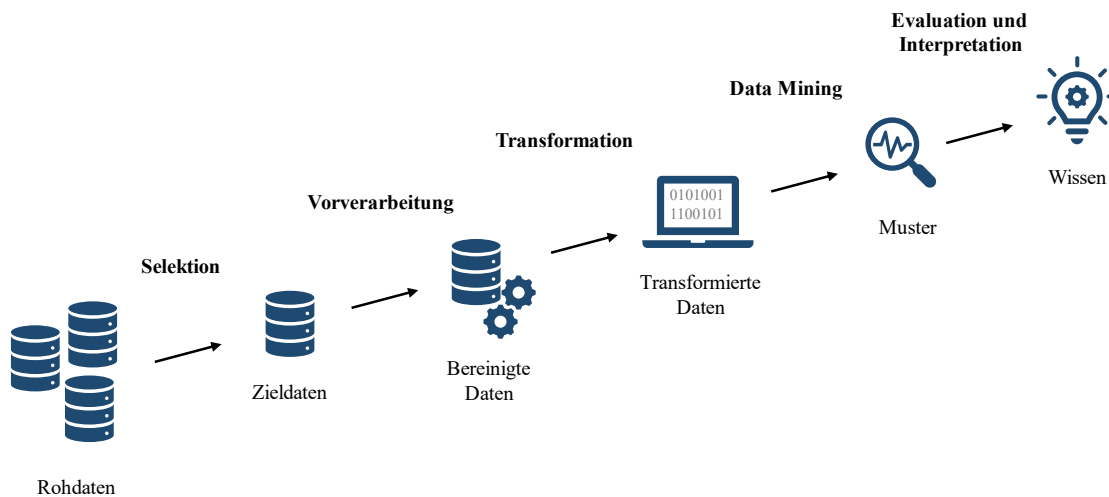


Abbildung 2-11: Der KDD-Prozess (in Anlehnung an FAYYAD ET AL. [FAYY96a])

Je nach angestrebtem Zweck bei der Extraktion von Wissen aus Daten werden die drei unterschiedlichen Analytics-Evolutionsstufen *descriptive*, *predictive* und *prescriptive Analytics* unterschieden [DAVE09].

Definition Analytics:

Im Managementkontext beschreibt Analytics die umfassende Nutzung von Daten, statistischen und quantitativen Analysen, Erklärungs- und Vorhersagemodellen sowie faktenbasiertem Management, um organisatorische Entscheidungen und Maßnahmen voranzutreiben. [DAVE09]

Descriptive Analytics befasst sich mit der Beschreibung von vergangenen oder aktuellen Ereignissen und Daten. Hierunter fallen rein beschreibende Verfahren, wie sie in der klassischen Business Intelligence mit Dashboards oder Reports verwendet werden. [GLUC16] Zu diesen Verfahren gehören Clustering- und Segmentierungsverfahren zur Bildung von Gruppen in Daten sowie Assoziationsanalysen zum Aufzeigen von Abhängigkeiten [GLUC21]. *Descriptive Analytics* versucht Antworten auf die Fragen zu geben,

was passiert ist bzw. was gerade passiert und warum es passiert ist [CHAM17]. Im Gegensatz dazu nutzt *Predictive Analytics* historische Daten sowie proaktive Analysetechniken, um zukünftige Ereignisse oder Trends vorherzusagen. Ziel ist es, Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen unterschiedlichen Modellvariablen zu identifizieren, um daraus ein Erklärungsmodell ableiten zu können. [GLUC16] Zur Vorhersage nominaler Werte werden hierfür Klassifikations- und zur Vorhersage numerischer Werte Regressionsverfahren eingesetzt [GLUC21]. *Predictive Analytics* versucht im Sinne der besseren Entscheidungsfindung die Frage zu beantworten, was in Zukunft passieren könnte [CHAM17]. *Prescriptive Analytics* geht noch einen Schritt weiter und bietet Handlungsempfehlungen und Lösungen, um die bestmöglichen Ergebnisse zu erzielen. Darüber hinaus zeigt es die Konsequenzen der unterschiedlichen Handlungsmöglichkeiten auf. [GLUC16] Damit sollen Antworten auf die Frage gegeben werden, was eine entscheidende Person zukünftig tun sollte. Die unterschiedlichen Evolutionsstufen bauen jeweils aufeinander auf und lassen sich nach der Komplexität und dem geschäftlichen Nutzen von niedrig bis hoch differenzieren. [CHAM17]

In der Produktion sind Entscheidungstragende oft keine Expert:innen im Bereich Data Mining und haben Schwierigkeiten, die Ergebnisse von Data Mining-Algorithmen zu verstehen [METT21]. Die mangelnde Nachvollziehbarkeit kann zu einem Vertrauens- und Akzeptanzverlust führen, was wiederum den Erfolg datengetriebener Lösungen beeinträchtigen kann [ROSE22]. TERZIYAN UND VITKO betonen einen weiteren Grund für die Notwendigkeit, die Interpretierbarkeit von datengetriebenen Lösungen zu verbessern. Die Autoren beschäftigen sich mit der Kooperation zwischen Menschen und Maschinen in der industriellen Entscheidungsfindung. Ihrer Ansicht nach werden automatisierte Systeme niemals vollständig autonom für Entscheidungen verantwortlich sein. Vielmehr sollten sie als bedeutende Werkzeuge betrachtet werden, wobei Mitarbeitende und Führungskräfte letztendlich die endgültigen Entscheidungen treffen. Um eine effektive Zusammenarbeit zu gewährleisten, ist es entscheidend, dass die menschlichen Entscheidungstragenden die Entscheidungen und Ergebnisse des Systems verstehen und nachvollziehen können, warum diese getroffen werden. [TERZ22] Nicht zuletzt ist der Mangel an Fachkenntnissen und Expertise oft ein Hinderungsgrund für Unternehmen, Data Mining-Modelle in ihre betrieblichen Abläufe zu integrieren. In solchen Fällen könnten interpretierbare Anwendungen einen vielversprechenden Ausgangspunkt darstellen, um diese Technologien erfolgreich in Unternehmen einzuführen. [METT21]

2.3.2 Datenqualität

Unabhängig vom angestrebten Zweck bei der Extraktion von Wissen aus Daten ist das Vorhandensein geeigneter Daten eine notwendige Voraussetzung und maßgeblich für die Performance einer entwickelten Lösung [WUES16]. Dabei spielt sowohl die Quantität als auch die Qualität der Daten eine entscheidende Rolle [JOUR21].

Eine schlechte Datenqualität hat direkte Auswirkungen auf die Ergebnisse von Algorithmen und kann zu schlechten Ausgaben führen. Insbesondere für EUS können fehlerhafte

Ausgaben schwerwiegende Folgen haben, da sie sich direkt auf unternehmerische Entscheidungen auswirken und damit die Ergebnisse beeinträchtigen. [BATI16] In der Literatur existiert keine allgemeingültige Definition für den Begriff Datenqualität. Häufig wird Datenqualität in Bezug auf die Eignung für einen bestimmten Zweck, der sogenannten „fitness of use“ definiert. Eine Ursache für minderwertige Datenqualität sind Datenfehler wie unzulässige Werte, Schreibfehler, Duplikate oder auch fehlerhafte Formatierungen. Diese müssen zunächst identifiziert, analysiert und anschließend durch eine Datentransformation oder -bereinigung eliminiert werden. [HELM09] Datenqualitätsprobleme können nach RAHM ET AL. grundsätzlich in Single Source-Probleme (eine Datenbasis) und Multi Source-Probleme (mehrere heterogene Datenbasen) sowie weiterhin in eine Schema- und Instanzebene unterschieden werden (vgl. Abbildung 2-12). Fehler auf der Instanz- bzw. Datenebene sind häufig auf manuelle Dateneingaben zurückzuführen. Im Gegensatz dazu beziehen sich Fehler auf der Schemaebene auf die Datenstruktur selbst und lassen sich durch gutes Design und Integritätsbedingungen vermeiden. [RAHM00]

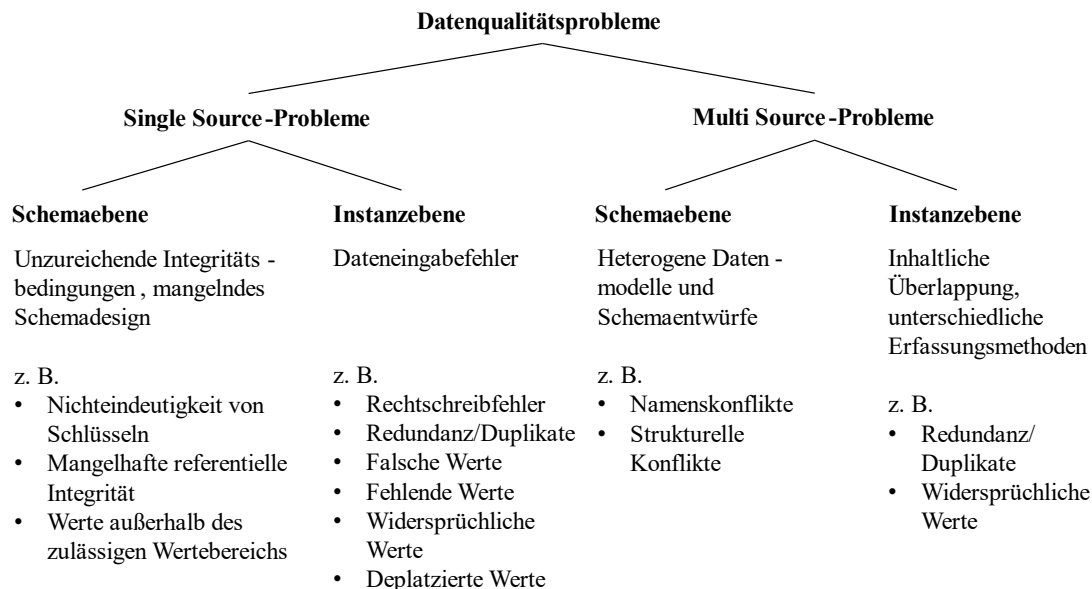


Abbildung 2-12: Klassifikation von Datenqualitätsproblemen (in Anlehnung an RAHM ET AL. [RAHM00])

Zur Verbesserung der Datenqualität schlagen APEL ET AL. zwei grundsätzliche Richtungen vor. Zum einen kann bereits vor bzw. während der Erhebung der Daten eine Standardisierung vorgenommen werden, um so Fehlern vorzubeugen. Zum anderen besteht die Möglichkeit, Fehler im Nachhinein zu identifizieren und zu bereinigen. [APEL09] Diese Datenbereinigung, auch Data Cleansing oder Scrubbing genannt, befasst sich mit der Erkennung und Beseitigung von Fehlern und Inkonsistenzen in Daten, um die Qualität der Daten zu verbessern [RAHM00]. Sie ist Teil der Datenvorverarbeitung im KDD und wesentlich für den Erfolg eines Data Mining Projekts.

Das Produktionsumfeld zeichnet sich durch eine heterogene Datenlandschaft von hochfrequenten Prozessdaten bis hin zu niedrig frequenten Ergebniskennzahlen aus (vgl. Abbildung 2-13). Das Performance Management umfasst dabei aggregierte Daten, die üblicherweise tages- oder schichtweise erfasst werden. [RAKA04] Diese Daten beinhalten die eigentlichen Kennzahlen sowie die Messelemente zu deren Berechnung [VERB09]. Resultierend aus der niedrigen Erfassungsfrequenz der Kennzahlen liegt im Bereich des Performance Managements häufig nur eine verhältnismäßig geringe Datenbasis vor. Diese bestimmt dabei die Eignung der zu verwendenden Data Mining Verfahren. Im Allgemeinen gilt, je komplexer das eingesetzte Modell ist, desto höher sind die Anforderungen an die Daten [VARG20].

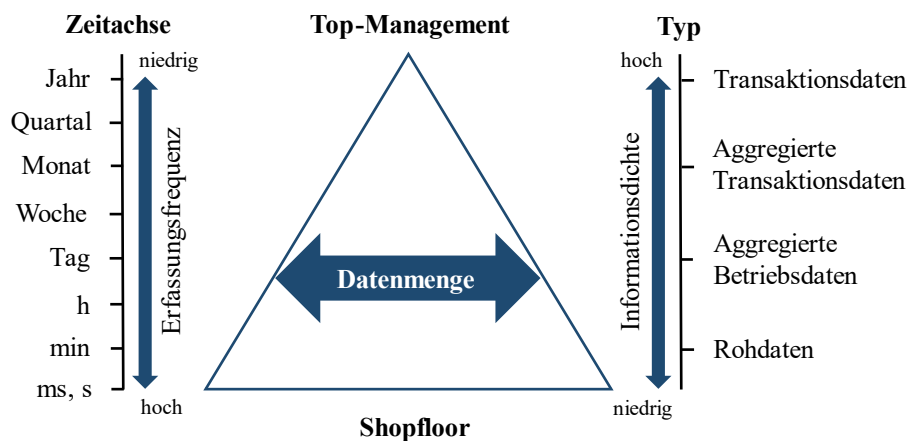


Abbildung 2-13: Heterogene Datenlandschaft in der Produktion (in Anlehnung an RAKAR ET AL. [RAKA04])

2.3.3 Quantitative Bestimmung von Zusammenhängen

Das Erkennen von Zusammenhängen zwischen zwei oder mehreren Merkmalen ist für die betriebliche Praxis von erheblicher Bedeutung [SACH04]. Bspw. interessiert für die Preisgestaltung eines Produktes der Zusammenhang zwischen dem Preis und der Absatzmenge [BOUR11a]. Auch im Performance Management spielt die Kenntnis von Zusammenhängen zwischen unterschiedlichen Kennzahlen eine entscheidende Rolle, um die richtigen Entscheidungen treffen zu können [BURD18], [BURD22]. Dies wird jedoch bisher von bestehenden Performance Management Ansätzen kaum adressiert (vgl. Kapitel 2.1.6).

Bei der Untersuchung des Zusammenhangs zwischen zwei Merkmalen X und Y stellen sich folgende Fragen [BOUR11a]:

- Existiert ein Zusammenhang zwischen X und Y?
- Welche Form nimmt der Zusammenhang ein?
- Welche Stärke (Intensität) hat der Zusammenhang?

In der Statistik wird anstelle von Zusammenhängen auch häufig von Abhängigkeiten bzw. Unabhängigkeiten gesprochen. Dabei wird zwischen einer formalen (statistischen) Abhängigkeit und einer sachlichen Abhängigkeit, auch Kausalität genannt, unterschieden. Statistische Verfahren stellen ausschließlich die formale Abhängigkeit fest, das heißt, ob es eine numerisch nachweisbare Verbindung zwischen den Merkmalen gibt oder nicht. Die Erkennung der sachlichen Abhängigkeit, also ob der Wert eines Merkmals einen kausalen Einfluss auf den Wert eines anderen Merkmals hat, erfordert eine separate Bewertung. [BOUR11a] Daher ist es wichtig zu beachten, dass eine statistische Abhängigkeit allein keine Kausalität beweist, sondern lediglich ein Indiz dafür ist [PERS37]. Häufig können erst durch die Integration von Domänenwissen und der Einbindung von Domänenexpert:innen Abhängigkeiten inhaltlich bestätigt oder verworfen werden [BOUR11a]. Eine statistisch festgestellte Abhängigkeit zwischen zwei Merkmalen kann zwei unterschiedliche Ursachen haben [KOSF16]:

- **Kausalität:** Unter Kausalität wird eine ein- oder wechselseitige (sachliche) Abhängigkeit zwischen den beiden Merkmalen verstanden. Ein Merkmal beeinflusst das andere direkt und unabhängig von anderen Merkmalen. Kausalität bezieht sich hierbei auf eine Beziehung zwischen Ursache und Wirkung, bei der die Ursache die Wirkung hervorruft oder beeinflusst.
- **Schein- oder Pseudokorrelation:** Die Scheinkorrelation bezeichnet eine statistische Abhängigkeit zwischen zwei Merkmalen, ohne dass es einen Kausalzusammenhang gibt. Dieser Zusammenhang kann durch Zufall, eine durch ein drittes Merkmal verursachte indirekte Beziehung (Gemeinsamkeitskorrelation) oder durch die inhomogene Zusammensetzung der Grundgesamtheit (Inhomogenitätskorrelation) hervorgerufen werden.

Eine weitverbreitete Möglichkeit statistische Abhängigkeiten zweier Merkmale zu identifizieren, ist die Verwendung von Assoziationsmaßen (auch Zusammenhangsmaße oder Abhängigkeitsmaße genannt). Ein Assoziationsmaß ist eine statistische Metrik, die die Beziehung zwischen zwei oder mehreren Merkmalen quantifiziert. Es existiert eine Vielzahl an unterschiedlichen Assoziationsmaßen, die je nach Art der Daten und der spezifischen Fragestellung verwendet werden können. Eine Untergruppe und die am weitesten verbreitete Art der Assoziationsmaße stellt die Korrelation³ dar. Korrelationsmaße können häufig sowohl die Stärke (Intensität, Ausmaß, Grad) als auch die Richtung eines Zusammenhangs zwischen zwei Merkmalen bestimmen (vgl. Abbildung 2-14). [SACH04] Die Stärke drückt dabei aus, wie sehr Veränderungen des einen Merkmals mit Veränderungen eines anderen Merkmals einher gehen. Die Richtung der Abhängigkeit kann drei verschiedene Formen annehmen (vgl. Abbildung 2-14) [BOUR11a]:

³ Im Gegensatz zur Korrelation beschäftigt sich die Regression mit der Fragestellung, ob sich ein Merkmal Y auf der Basis von X schätzen lässt [SACH04].

- **Positiver Zusammenhang:** Der Zusammenhang ist gleichgerichtet, d. h. je höher der Wert eines Merkmals, desto höher der Wert des anderen Merkmals und vice versa.
- **Negativer Zusammenhang:** Der Zusammenhang ist gegengerichtet, d. h. je höher der Wert eines Merkmals, desto niedriger der Wert des anderen Merkmals und vice versa.
- **Kein Zusammenhang:** Die Höhe der Werte beider Merkmale variieren nicht miteinander. Eine Veränderung des einen Merkmals hat keinen Einfluss auf die Veränderung des anderen Merkmals.

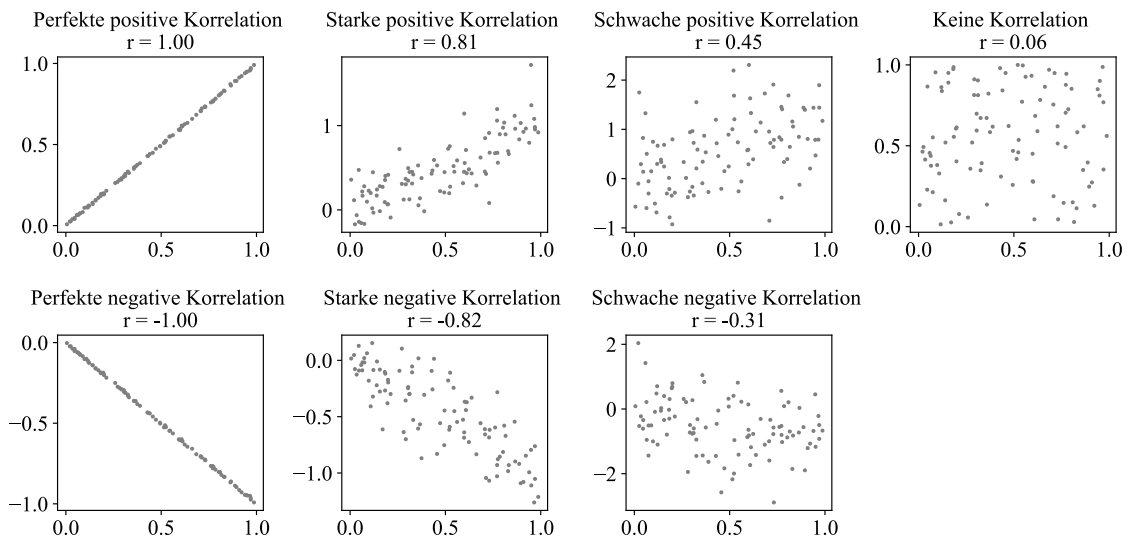


Abbildung 2-14: Streudiagramme unterschiedlicher Korrelationen

Die Wahl eines geeigneten Abhängigkeitsmaßes hängt im Wesentlichen vom Skalenniveau der betrachteten Daten sowie der Form (bspw. linear, kubisch, monoton) der zu untersuchenden Zusammenhänge ab. Grundsätzlich kann zwischen einer Nominalskala, einer Ordinalskala und einer Kardinalskala (auch metrische Skala genannt) unterschieden werden (vgl. Tabelle 2-5).

Tabelle 2-5: Eigenschaften unterschiedlicher Skalenniveaus

Skala	Häufigkeit	Rangfolge	Abstände	Natürlicher Nullpunkt
Nominal	x			
Ordinal	x	x		
Kardinal (Intervall)	x	x	x	
Kardinal (Ratio)	x	x	x	x

Die Nominalskala wird verwendet, um Variablen zu kategorisieren, ohne eine bestimmte Ordnung festzulegen. Beispiele hierfür sind das Geschlecht, die Religion oder die ethnische Zugehörigkeit. Die Werte können nicht geordnet werden und haben keinen natürlichen Nullpunkt. Im Gegensatz dazu ordnet die Ordinalskala die Werte in einer bestimmten Reihenfolge, ohne jedoch die Größenordnung der Werte festzulegen. Beispiele hierfür sind Bildungsstufen oder Bewertungen auf einer Skala von 1 bis 5. Die Werte haben eine

natürliche Reihenfolge, aber keine natürliche Null. [STEV46] Die Kardinalskala kann wiederum in Intervallskala und Ratioskala (auch Verhältnisskala) unterteilt werden. Bei der Intervallskala gibt es gleichmäßige Intervalle zwischen den Werten, aber keinen absoluten Nullpunkt. Im Gegensatz dazu umfasst die Ratioskala gleichmäßige Intervalle und einen absoluten Nullpunkt. [EGER18] Bei Kardinalskalen kann nicht nur die Häufigkeit (Nominalskala) oder eine Rangfolge (Ordinalskala) für eine Antwort bestimmt werden, sondern bspw. auch das arithmetische Mittel („Durchschnitt“). Es ist wichtig zu beachten, dass die Wahl des Skalenniveaus Auswirkungen auf die Art der statistischen Analysen hat. Je höher das Skalenniveau, desto höher ist der Informationsgehalt, welcher aus den Daten gewonnen werden kann. [STEV46]

Je nach Skalenniveau der betrachteten Daten unterscheiden sich die Assoziationsmaße, welche zur Bestimmung der statistischen Zusammenhänge verwendet werden können. EGER ET AL. liefern eine Übersicht über den Anwendungsbereich verbreiteter Assoziationsmaße in Abhängigkeit des Skalenniveaus der betrachteten Daten. [EGER18]

Der Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON

Das gebräuchlichste Maß für die Korrelation ist der Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON. Er misst die Stärke und Richtung des linearen Zusammenhangs zweier Merkmale X und Y und ist auf den Wertebereich $-1 \leq r_p \leq 1$ normiert. [WINT16] Das Vorzeichen beschreibt die Richtung des Zusammenhangs, wobei ein negatives Vorzeichen für ein gegenläufiges und ein positives Vorzeichen für ein mitläufiges Verhalten steht. Der Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON stellt einen dimensionslosen Koeffizienten dar, welcher mittels folgender Formel berechnet werden kann [RODG88]:

$$r_p = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

Ein Vorteil des Korrelationskoeffizienten von BRAVAIS-PEARSON ist die einfache Berechnung. Ein Nachteil ist die Tatsache, dass nur lineare Korrelationen erkannt werden.

Rangkorrelation

Rangkorrelationskoeffizienten beruhen auf nichtparametrischen Methoden und erfassen die monotonen Beziehungen zwischen zwei Merkmalen [ARTU02]. Damit sind sie in der Lage, auch nicht-lineare Beziehungen zu identifizieren [PUTH15]. Ein weiterer Vorteil ist, dass Rangkorrelationskoeffizienten keine Anforderungen in Bezug auf die Verteilung der Daten stellen, während bspw. der Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON ausschließlich bei Merkmalen anwendbar ist, die auf einer Kardinalskala messbar sind. Dahingegen muss durch die Rangtransformation ein Informationsverlust in Kauf genommen werden. Diese beschreibt das Ersetzen des Wertes durch seinen Rang, welcher die Position des Wertes innerhalb des Wertebereichs des jeweiligen Merkmals darstellt.

Wenn zwei Merkmale einen identischen Wert besitzen, wird ihnen der mittlere Rang zugewiesen. [EGER18] Die am weitesten verbreiteten Rangkorrelationskoeffizienten sind die Methoden SPEARMAN'S Rho und KENDALL'S Tau [HAUK11]. Das Vorgehen zur Berechnung von SPEARMAN'S Rho ist analog zur Berechnung des Korrelationskoeffizienten von BRAVAIS-PEARSON, wobei anstelle der Werte eines Merkmals dessen Rang verwendet wird:

$$r_s = \frac{\sum_{i=1}^n (R(x_i) - \bar{R}(x))(R(y_i) - \bar{R}(y))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (R(x_i) - \bar{R}(x))^2 \sum_{i=1}^n (R(y_i) - \bar{R}(y))^2}} \quad (2)$$

Eine Alternative zu SPEARMAN'S Rho stellt der Rangkorrelationskoeffizient KENDALL'S Tau dar. Dieser wurde aufgrund seiner schwierigen Berechnung in der Vergangenheit seltener verwendet. Die beiden Rangkorrelationskoeffizienten liefern meist ähnliche Ergebnisse, unterscheiden sich allerdings in Bezug auf ihre Interpretationen. Während SPEARMAN'S Rho analog zum Korrelationskoeffizienten von BRAVAIS-PEARSON zu interpretieren ist, entspricht KENDALL'S Tau einer Wahrscheinlichkeit. KENDALL'S Tau ist definiert als die Differenz der Wahrscheinlichkeit, dass die beobachteten Daten in der gleichen Reihenfolge sind und der Wahrscheinlichkeit, dass die beobachteten Daten nicht in der gleichen Reihenfolge sind. [HAUK11]

Distanzkorrelation

Die Distanzkorrelation ist ein Maß für die Stärke des Zusammenhangs zwischen nicht-linearen und nicht-monotonen Merkmalen. Die Distanzkorrelation reicht von 0 bis 1, wobei 0 bedeutet, dass X und Y unabhängig sind, und 1 bedeutet, dass eine perfekte Korrelation vorliegt. [RAIN22] Während die vorangegangenen Koeffizienten bereits im 19. bzw. Anfang des 20. Jahrhunderts definiert wurden, ist die Distanzkorrelation erst 2007 von SZÉKELY ET AL. vorgestellt worden. Sie basiert auf der Idee, die Ähnlichkeit zwischen den Abständen von Datenpunktpaaren im gemeinsamen Raum der beiden betrachteten Merkmale zu messen. [SZÉK07] Ein Nachteil der Distanzkorrelation ist, dass sie keine Informationen über die Richtung der Beziehung zwischen zwei Merkmalen enthält und die Berechnung deutlich komplizierter als bei den vorangegangenen Koeffizienten ist.

Transinformation

Die Transinformation (engl. mutual information) misst den Umfang der Informationen, den das eine Merkmal über das andere Merkmal liefert. Sie ist eine Größe aus der Informationstheorie, die die Stärke des statistischen Zusammenhangs zweier Merkmale angibt. Ähnlich der Distanzkorrelation kann die Transinformation sowohl lineare als auch nicht-lineare und nicht-monotone Beziehungen zwischen zwei Merkmalen erfassen. [RAIN22] Die Berechnung der Transinformation ist jedoch schwierig, da die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion geschätzt werden muss [SHAO21]. Die Transinformation kann Werte von 0 (keine gegenseitige Information, d. h. die Variablen X und Y sind unabhängig) bis $+\infty$ annehmen. Je höher die Transinformation, desto mehr Informationen werden zwischen X

und Y ausgetauscht. Hohe Werte der Transinformation können aufgrund ihres unbegrenzten Wertebereichs schwer zu interpretieren sein. [RAIN22]

Eine Erweiterung der Transinformation stellt der Maximale Informationskoeffizient (engl. maximal information coefficient) dar, welcher 2011 von RESHEF ET AL. vorgestellt wurde. Der Maximale Informationskoeffizient (MIC) ist die Transinformation zwischen den Merkmalen X und Y, normiert durch ihre minimale gemeinsame Entropie und nimmt Werte zwischen 0 und 1 an, wobei 0 für statistische Unabhängigkeit und 1 für eine perfekte Beziehung steht. Diese Normierung erleichtert die Interpretation und Vergleichbarkeit des MIC. Die Nachteile des MIC bestehen darin, dass er eine beträchtliche Rechenleistung erfordert und keine Aussagen über die Richtung und Form der Beziehung liefert. [RESH11]

2.3.4 Zwischenfazit

Getrieben durch die Trends zur Digitalisierung und Industrie 4.0 nimmt die Verfügbarkeit von Daten im Produktionsumfeld stetig zu. Der Wert dieser Daten entsteht jedoch erst durch die Extraktion von Informationen mithilfe verschiedener Methoden. Diese Ansätze werden oft unter dem Sammelbegriff Data Mining zusammengeführt und stammen aus verschiedenen Disziplinen wie der Mustererkennung, der Statistik, dem ML und der KI (vgl. Abschnitt 2.3.1). Unabhängig von den angestrebten Zielen bei der Extraktion von Informationen aus Daten ist das Vorhandensein geeigneter Daten von entscheidender Bedeutung und hat einen erheblichen Einfluss auf die Leistungsfähigkeit einer entwickelten Lösung. Dabei spielt sowohl die Quantität als auch die Qualität der Daten eine wichtige Rolle. Eine unzureichende Datenqualität beeinflusst die Ergebnisse von Algorithmen unmittelbar und kann zu fehlerhaften Ausgaben führen. Dies ist besonders problematisch bei EUS, da fehlerhafte Ausgaben schwerwiegende Konsequenzen haben können und sich direkt auf unternehmerische Entscheidungen auswirken. Innerhalb des Performance Managements werden in der Regel aggregierte Daten verwendet, die üblicherweise auf täglicher oder schichtweiser Basis erfasst werden. Aufgrund der geringeren Erfassungshäufigkeit der Kennzahlen gibt es im Bereich des Performance Managements oft nur eine begrenzte Menge an verfügbaren Daten. Dies beeinflusst die Eignung der für das Data Mining verwendeten Verfahren (vgl. Abschnitt 2.3.2).

Das Identifizieren von Wechselwirkungen zwischen zwei oder mehr Merkmalen hat eine erhebliche Relevanz für die betriebliche Praxis. Eine gängige Möglichkeit diese statistischen Abhängigkeiten zu identifizieren, ist die Verwendung von Assoziationsmaßen. Dabei ist es wichtig zu betonen, dass statistische Abhängigkeit allein keine Kausalität beweist, sondern lediglich auf eine solche hinweisen kann. Oft ist es notwendig, Domänenwissen und die Expertise von Fachleuten hinzuzuziehen, um diese Abhängigkeiten zu bestätigen oder zu widerlegen. Es gibt zahlreiche verschiedene Assoziationsmaße, die je nach Art der Daten und den konkreten Fragestellungen eingesetzt werden können. Die Unterschiede zwischen den Maßen liegen in ihrem Berechnungsaufwand,

ihrer Interpretationsmöglichkeit sowie ihrer Fähigkeit, verschiedene Arten von Zusammenhängen zu erkennen (vgl. Abschnitt 2.3.3).

2.4 Fazit zum Stand der Wissenschaft und Technik

Das Performance Management hat sowohl in der praktischen Anwendung als auch in der theoretischen Forschung eine erhebliche Bedeutung. Dennoch existieren einige Herausforderungen und Defizite, die durch bestehende Ansätze noch nicht adressiert werden. Zum einen fokussieren sich die Ansätze häufig nur auf die Gestaltung eines PMS, während es an einem konkreten Implementierungsvorgehen fehlt. Darüber hinaus existieren wenige Ansätze mit direktem Produktionsbezug. Zum anderen klagen Anwendende darüber, dass es an Unterstützung bei der Interpretation von KPIs und dem Erkennen von Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen zwischen verschiedenen KPIs mangelt.

Um diese Herausforderungen anzugehen, können durch den Einsatz von Data Mining Zusammenhänge identifiziert und quantitativ bewertet werden. Allerdings sind Entscheidungstragende häufig keine Expert:innen im Bereich des Data Minings und finden die Ergebnisse von Data Mining-Algorithmen schwer nachvollziehbar. Eine mögliche Lösung besteht darin, Data Mining in EUS im Performance Management zu integrieren. Dadurch kann ein echter Mehrwert für das operative Performance Management geschaffen werden, da die Ergebnisse der Algorithmen auf eine verständliche Weise präsentiert und Führungskräfte bei ihren Entscheidungen unterstützt werden.

Derzeit gibt es im Stand der Wissenschaft und Technik noch keine ausgestalteten EUS, die mithilfe von Data Mining, Informationen aus Kennzahlendaten extrahieren und zur Unterstützung der Mitarbeitenden im Performance Management adressatengerecht darstellen. Die vorliegende Forschungsarbeit setzt an dieser Forschungslücke an.

3 ZIELSETZUNG UND FORSCHUNGSKONZEPTION

Die im vorangegangenen Kapitel aufgezeigte Forschungslücke bildet den Ausgangspunkt und die Grundlage für die Ausführungen in diesem Kapitel. Zunächst wird das Forschungsziel dieser Arbeit dargestellt und in Forschungsteilziele heruntergebrochen (Abschnitt 3.1). Daraufhin erfolgt die Abgrenzung des Betrachtungsgegenstands (Abschnitt 3.2) und anschließend die Beschreibung der Forschungskonzeption (Abschnitt 3.3).

3.1 Forschungsziel

Die vorliegende Forschungsarbeit verfolgt das nachfolgend formulierte Forschungsziel und adressiert dabei die im Stand der Technik hergeleitete Forschungslücke.

Das **Ziel der Forschungsarbeit** ist die wissenschaftlich fundierte Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung.

Zur Realisierung des Forschungsziels werden drei aufeinander aufbauende Forschungsteilziele definiert, die gleichzeitig die Forschungsphasen und den Aufbau der Arbeit strukturieren:

Forschungsteilziel 1: Identifikation von Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management (Kapitel 4)

Forschungsteilziel 2: Gestaltung eines EUS für das wertstromübergreifende Performance Management (Kapitel 5)

Forschungsteilziel 3: Entwicklung einer Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis (Kapitel 6)

Mit der Identifikation von Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management stellt das erste Forschungsteilziel den Ausgangspunkt der Entwicklungen dar. Wertstromübergreifendes Performance Management bezeichnet dabei die Kombination der Konzepte des Wertstroms und des Performance Managements, um sicherzustellen, dass die Leistungsoptimierung nicht nur auf einzelne Abteilungen oder Prozesse beschränkt ist, sondern über den gesamten Wertstrom hinweg verbessert wird. Dieser Ansatz betont die Notwendigkeit einer ganzheitlichen, prozessübergreifenden Sichtweise, um Engpässe und Ineffizienzen zu identifizieren und zu beseitigen. Unter Berücksichtigung der in der Literatur festgestellten Defizite von PMS wird ein Kano-Modell⁴ entwickelt, um potenzielle Entwicklungsrichtungen für Assistenzfunktionen zu

⁴ Das Kano Modell wurde von Professor NORIAKI KANO und seinen Kollegen entwickelt, um die Elemente einer Anwendung danach zu kategorisieren, wie gut die Anwendung die Bedürfnisse der Nutzenden befriedigen kann [KANO84]. Die theoretischen Grundlagen zur Durchführung einer Kano Analyse sind in A.1 im Anhang dargestellt.

identifizieren. Mit der Erfüllung dieses Teilziels wird die Grundlage für die Gestaltung des EUS (Forschungsteilziel 2) geschaffen.

Das zweite Forschungsteilziel stellt die Gestaltung des EUS für das wertstromübergreifende Performance Management dar. Aufbauend auf den identifizierten Assistenzfunktionen werden diese technisch entwickelt und ausdetailliert.

Durch das dritte Forschungsteilziel soll die Operationalisierung des EUS in der Praxis ermöglicht und eine ausreichende Datenqualität für das EUS sichergestellt werden. Im Kontext von datengetriebenen Ansätzen wird häufig das GIGO-Konzept (garbage in – garbage out, zu Deutsch „Müll rein, Müll raus“) angeführt. Dieses beschreibt das Phänomen, dass eine schlechte Qualität der Eingabedaten zu leistungsschwachen Modellen führt, die ungenaue Vorhersagen liefern. [KILK18] Um diesen Aspekt zu adressieren, soll ein systematisches Vorgehen entwickelt werden, welches mit der Entwicklung des Kennzahlensystems, den Einsatz des EUS bestmöglich vorbereitet und Unternehmen dabei unterstützt, dieses in der Praxis umzusetzen.

3.2 Einschränkungen hinsichtlich des Betrachtungsgegenstands

Das Forschungsziel und die Grundlagen der vorliegenden Arbeit legen dar, dass der Fokus auf der Weiterentwicklung des Performance Managements liegt. Hierbei soll ein wertstromübergreifender Ansatz unter Einsatz einer datengetriebenen Entscheidungsunterstützung verfolgt werden. Die folgenden Einschränkungen sind dabei zu beachten:

Hinsichtlich des Performance Managements: In dieser Arbeit liegt der Fokus auf dem Design, der Implementierung und Nutzung eines PMS (vgl. Abschnitt 2.1.5). Hierbei werden insbesondere die Prozessoptimierung und die kontinuierliche Verbesserung von Geschäftsprozessen auf Basis von Kennzahlen betrachtet, um die Zielerreichung des Unternehmens zu verbessern. Die frühen Phasen des Performance Managements, wie z. B. die Entwicklung und Definition der Unternehmensstrategien und -ziele, werden in dieser Arbeit nicht näher behandelt und stellen eine notwendige Voraussetzung dar.

Hinsichtlich des Anwendungsbereichs: Performance Management wird in nahezu allen Bereichen eines Unternehmens, einschließlich der Produktion, des Vertriebs, des Marketings und der Verwaltung, angewendet [LAND18]. Diese Arbeit konzentriert sich insbesondere auf den Einsatz auf dem Shopfloor in produzierenden Unternehmen. Hierbei steht die Analyse und Optimierung der Prozesse und Arbeitsabläufe in der Produktion im Vordergrund.

Hinsichtlich der verfügbaren Datenbasis: Für die Anwendung von datenbasierten Ansätzen ist das Vorliegen einer ausreichenden Datenbasis unerlässlich. Die in dieser Arbeit entwickelten Ansätze erfordern zwingend ein digitalisiertes Kennzahlensystem mit historischen Kennzahlendaten. Aus diesem Grund werden in der Anwendung und Evaluation nur Unternehmen betrachtet, deren Produktion hinreichend digitalisiert ist und die bereits über ein solches Kennzahlensystem verfügen oder dieses aufwandsarm realisieren können. Obwohl das entwickelte methodische Vorgehen (Forschungsteilziel 3) auch für

weniger digitalisierte Unternehmen geeignet ist und konkrete Handlungsempfehlungen zur Umsetzung bietet, werden diese in der Evaluation nicht näher betrachtet. Das liegt daran, dass die Einführung und Umsetzung eines digitalen Kennzahlensystem einen erheblichen zeitlichen und finanziellen Aufwand verursacht, der sich oft über mehrere Monate oder sogar Jahre erstreckt. Eine solche ausführliche Umsetzung war im Rahmen dieser Arbeit nicht realisierbar.

Hinsichtlich der verwendeten Algorithmen: In dieser Forschungsarbeit werden ausschließlich Algorithmen in Betracht gezogen, die durch ihre einfache Umsetzbarkeit, leichte Interpretierbarkeit und geringe Komplexität sowie Laufzeit gekennzeichnet sind. Diese Auswahl ist bewusst getroffen, um sicherzustellen, dass die Ergebnisse der Arbeit praxisnah sind und von den beteiligten Mitarbeitenden im Unternehmen effektiv umgesetzt und interpretiert werden können. Obwohl komplexe Algorithmen möglicherweise präzisere Vorhersagen liefern könnten, sind sie oft schwieriger zu implementieren, zu verstehen und weisen längere Laufzeiten auf. Da die getroffenen Entscheidungen im Performance Management von hoher Bedeutung sind, ist es für die Entscheidungstragenden wichtig, die Hintergründe der Algorithmen verstehen zu können.

3.3 Forschungskonzeption

Nach der Definition des Forschungsziels und der Abgrenzung des Betrachtungsgegenstands wird in diesem Kapitel die Forschungskonzeption dieser Arbeit dargelegt. Diese beschreibt die methodische Vorgehensweise, mit der das Forschungsziel erreicht werden soll und gibt einen Überblick über die eingesetzten Methoden und Werkzeuge. In dieser Arbeit wird die Forschungsmethode der DRM von BLESSING UND CHAKRABARTI angewendet [BLES09]. Diese Methode bietet ein Framework für die Gestaltungsforschung und ist daher geeignet, das bestehende Konzept des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz weiterzuentwickeln. Die DRM besteht aus den vier Phasen Forschungsziel, Deskriptive Studie I, Präskriptive Studie und Deskriptive Studie II, welche nachfolgend im Kontext der Arbeit beschrieben werden. Eine Zusammenfassung der Forschungskonzeption unter Berücksichtigung der eingesetzten Methoden und des wissenschaftlichen Vorgehens findet sich in Abbildung 3-1.

Ausgehend von der zugrundeliegenden Literatur werden in der ersten Phase der DRM die Ziele des Forschungsvorhabens definiert und die wichtigsten Forschungsfragen und -hypothesen sowie die relevanten Disziplinen und Bereiche identifiziert [BLES09]. Das Ziel dieser Forschungsarbeit ist die wissenschaftlich fundierte Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung (vgl. Abschnitt 3.1). Aufbauend auf diesem Forschungsziel soll in der zweiten Phase ein besseres Verständnis der bestehenden Situation erlangt werden [BLES09]. Hierzu wird der aktuelle Stand der Forschung und Praxis analysiert, um Defizite aktueller Lösungen zu erfassen und Forschungslücken aufzudecken. In dieser Arbeit erfolgt eine Analyse bestehender Performance Management Ansätze und die systematische Ableitung von Potenzialen (vgl. Abschnitt 2.1). Dabei

werden relevante Vorarbeiten aus dem Bereich von Assistenzsystemen (vgl. Abschnitt 2.2) und dem Bereich Digitalisierung und Data Mining (vgl. Abschnitt 2.3) berücksichtigt.

In der dritten Phase der DRM wird ausgehend von den Erkenntnissen der ersten beiden Phasen die anfängliche Beschreibung der gewünschten Situation korrigiert bzw. erweitert. Ziel dieser Phase ist es, eine Designunterstützung (d. h. Wissen, Richtlinien, Checklisten, Methoden usw.) zu entwickeln, die die gefundenen kritischen Faktoren verbessert, beseitigt oder verringert. Es handelt sich daher um eine eigenständige Gestaltungsaufgabe [BLES09]. In dieser Arbeit besteht die präskriptive Studie aus drei Teilen entsprechend der drei Forschungsteilziele:

- **Forschungsteilziel 1:** Identifikation von Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management (Kapitel 4): Ausgehend von den identifizierten Defiziten und Potenzialen aus dem Stand der Technik wird eine Kano Analyse in der Industrie durchgeführt. Diese bildet die Grundlage für die Anforderungsdefinition. Die Analyse bestehender Ansätze im Vergleich zu den definierten Anforderungen verdeutlicht die Notwendigkeit einer Neuentwicklung. Auf Basis der Anforderungen werden anschließend Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management hergeleitet und konzipiert.
- **Forschungsteilziel 2:** Gestaltung eines EUS für das wertstromübergreifende Performance Management (Kapitel 5): In Kapitel 5 werden die hergeleiteten Assistenzfunktionen entwickelt und detailliert beschrieben. Dazu wird das 3-Schichten-Modell aus der Softwareentwicklung, bestehend aus der Datenhaltungsschicht, Applikationsschicht und Präsentationsschicht, zur Strukturierung herangezogen. Den Kern bildet dabei die Applikationsschicht, welche die Anwendungslogiken präsentiert. Diese umfassen die eingesetzten und entwickelten Algorithmen sowie das entwickelte Optimierungsmodell zur Bestimmung der zeitverzögerten Zusammenhänge. In der Präsentationsschicht werden alle Interaktionen zwischen den Nutzenden und der Anwendung durchgeführt. Für das EUS werden spezifische Visualisierungen und Interaktionsmöglichkeiten entwickelt und hergeleitet, um eine bestmögliche Interaktion zwischen den Mitarbeitenden und dem System sicherzustellen.
- **Forschungsteilziel 3:** Entwicklung einer Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis (Kapitel 6): Der Nutzen des EUS hängt wesentlich von der Qualität der Inputdaten und der Integration des Systems im täglichen Management ab. Um eine erfolgreiche Umsetzung des EUS in der Praxis realisieren zu können, wird eine Methode entwickelt, welche den Einsatz des Systems vorbereitet, Nutzungsszenarien aufzeigt und eine kontinuierliche Weiterentwicklung ermöglicht.

In der letzten Phase der DRM findet die zweite deskriptive Studie statt, mit dem Ziel, die Anwendbarkeit sowie die Nützlichkeit der entwickelten Lösung zu bewerten [BLES09]. In drei industriellen Anwendungsfällen werden sowohl das entwickelte EUS als auch die Methode zur Operationalisierung angewendet und evaluiert. Darüber hinaus erfolgt eine Verifizierung des EUS anhand eines synthetischen Datensatzes.

Schritte in der Forschungsphase nach DRM		Vorgehen/Methoden
Forschungsziel	Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz von Data Mining Methoden	Literaturanalyse
Deskriptive Studie I	Beschreibung des Untersuchungsraums durch Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik <ul style="list-style-type: none"> • Identifikation von Defiziten und Herleitung der Forschungslücke • Schaffung der Grundlagen für Weiterentwicklungsansätze <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 10px;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Performance Management</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Digitalisierung und Data Mining</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Assistenzsysteme</div> </div>	Literaturanalyse
Präskriptive Studie	FTZ1: Identifikation von Assistenzfunktionen <ul style="list-style-type: none"> • Definition der Service - und Produktmerkmale • Bewertung der Merkmale aus Kundensicht • Anforderungsdefinition • Untersuchung bereits bestehender Ansätze • Ableitung von Assistenzfunktionen FTZ2: Gestaltung des Entscheidungsunterstützungssystems <div style="display: flex; justify-content: center; margin-top: 10px;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Datenhaltungsschicht</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px; margin: 2px;">Applikationsschicht</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Präsentationsschicht</div> </div> FTZ3: Entwicklung einer Methodik zur Operationalisierung des Entscheidungsunterstützungssystems	Expertenbefragung, Kano-Modell Systems Engineering Deduktion
Deskriptive Studie II	<div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 10px;"> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Verifizierung</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Anwendung</div> <div style="border: 1px solid gray; padding: 2px;">Evaluation</div> </div>	Verifizierung an synthetischem Datensatz, Anwendung in der industriellen Praxis, Expertenbefragung

Abbildung 3-1: Forschungskonzeption der vorliegenden Arbeit

4 IDENTIFIKATION DER ASSISTENZFUNKTIONEN

In diesem Kapitel wird das erste Forschungsteilziel bearbeitet. Hierfür werden ausgehend von den im Stand der Technik identifizierten Defiziten von PMS, Anforderungen definiert und Assistenzfunktionen systematisch hergeleitet. Um eine hohe Praxisrelevanz aufzuweisen, wird die Anforderungsdefinition für die Neugestaltung in dieser Forschungsarbeit durch eine Kano Analyse in der industriellen Praxis unterstützt. Diese stellt ein bewährtes Vorgehen zur Analyse und Bewertung von Kundenbedürfnissen und -wünschen im Rahmen der Produktentwicklung dar [KANO84] und eignet sich daher zur Identifikation von Assistenzfunktionen für ein EUS.

4.1 Anforderungsdefinition

Der Prozess der Anforderungsdefinition erfolgt zweistufig (vgl. Abbildung 4-1). Zunächst werden die im Stand der Wissenschaft und Technik identifizierten Defizite von PMS in Service- und Produktmerkmale übersetzt und anschließend um allgemeine Merkmale aus den Bereichen Performance Management, Data Mining und Assistenzsystemen ergänzt (vgl. Tabelle 4-1). Dieser Übersetzungsschritt in Service- und Produktmerkmale ist notwendig, um eine Bewertung im Rahmen einer Kano Analyse zu ermöglichen. Anschließend werden diese Merkmale von den Industrievertretenden in der Studie bewertet und auf Basis der Ergebnisse die inhaltlichen sowie formalen Anforderungen an das EUS (Forschungsteilziel 2) und die Methode zur Operationalisierung (Forschungsteilziel 3) definiert.

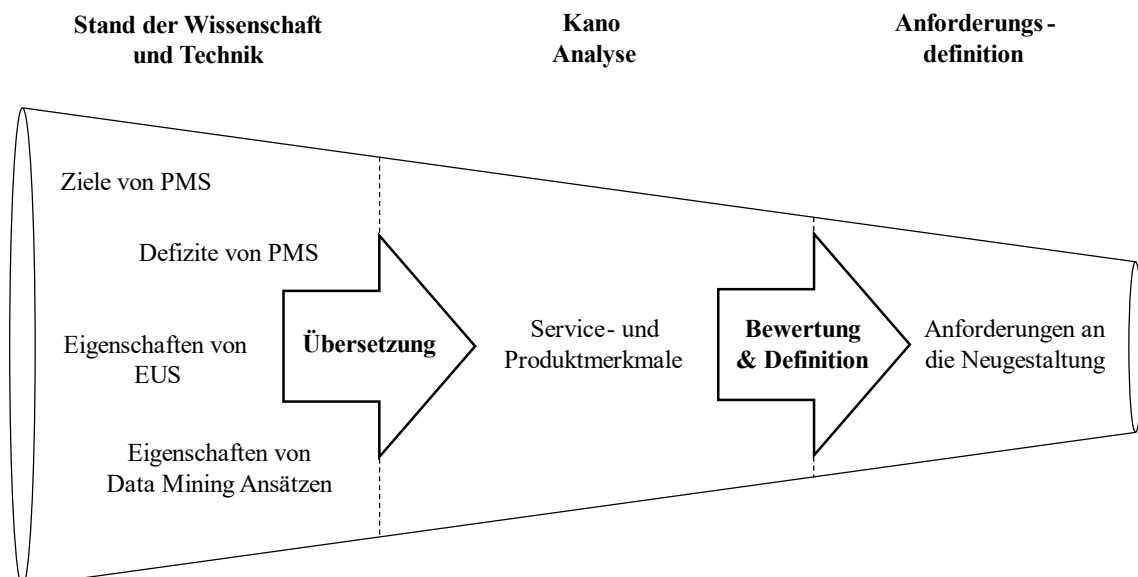


Abbildung 4-1: Prozess der Anforderungsdefinition

4.1.1 Aufbau und Durchführung der Kano Analyse

Tabelle 4-1 stellt die übersetzten Service- und Produktmerkmale übersichtlich dar. Insgesamt werden 22 Service- und Produktmerkmale aus dem Stand der Technik abgeleitet. Diese bilden die Basis für den Kano Fragebogen (vgl. Tabelle A-3 im Anhang). Die theoretischen Grundlagen zur Durchführung einer Kano Analyse sind in A.1 im Anhang dargelegt.

Der Großteil der Service- und Produktmerkmale (M3 - M15) entstammt aus den identifizierten Defiziten von PMS (vgl. Abschnitt 2.1.6). Dabei wurden für die einzelnen Defizite entsprechende Service- und Produktmerkmale definiert, welche diese Defizite gezielt adressieren. Die Zuordnung der Defizite zu den entsprechenden Merkmalen kann in Tabelle 4-1 aus der Kategorie-Spalte entnommen werden. Die verbleibenden Merkmale (M1, M2, M16 - M22) wurden aus den allgemeinen Zielen eines PMS sowie spezifischen Anforderungen von Data Mining Ansätzen und EUS abgeleitet, welche im Rahmen eines Expert:innenworkshops identifiziert wurden. Diese wurden ebenfalls in den Kano Fragebogen integriert und in der Kano Analyse abgefragt.

Insgesamt wurde der Kano Fragebogen von 46 Industrievertretenden beantwortet. Zusätzlich zu den Service- und Produktmerkmalen werden im Fragebogen weitere Daten zur Unternehmensbranche, -größe, dem Beruf der befragten Person und der Verbreitung von Shopfloor Management im Unternehmen erhoben (vgl. Tabelle A-3 im Anhang). Abbildung 4-2 zeigt die Branchenzugehörigkeit der Umfrageteilnehmenden. Es wurde ein breites Branchenfeld befragt, wobei der Maschinen- und Anlagenbau mit ca. 34 % dominiert. Der Großteil der befragten Personen (> 80 %) gab an, bereits Kennzahlen zum Messen und Steuern der Unternehmensperformance zu nutzen.

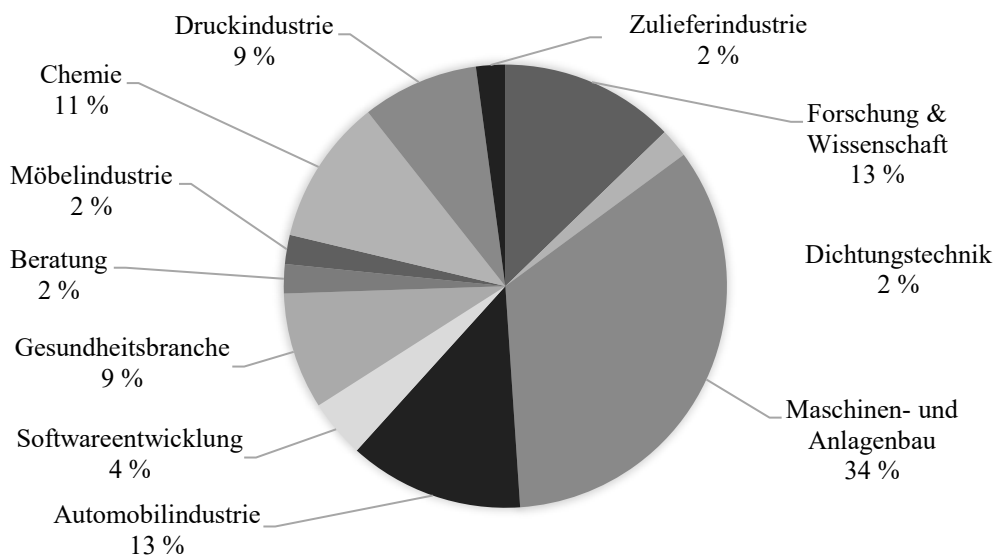


Abbildung 4-2: Branchenzugehörigkeit der Befragten

Tabelle 4-1: Service- und Produktmerkmale eines EUS im Performance Management

Nr.	Service- und Produktmerkmale	Kategorie
M1	Das PMS verfolgt langfristige und nachhaltige Performancesteigerungen.	Z
M2	Das PMS fördert eine transparente sowie faire Kultur und Kommunikation.	Z
M3	Es erfolgen regelmäßige Überprüfungen des PMS, neue KPIs werden aufgenommen, unnötige entfernt. Erkenntnisse des Systems fließen in Strategieentwicklung ein.	D-1
M4	Mitarbeitende und Organisationseinheiten können die Werte, der für sie relevanten KPIs beeinflussen und nutzen sie, um Performancesteigerungen zu erzielen.	D-1, D-2
M5	Das PMS unterstützt die Operationalisierung der Unternehmensstrategie.	D-3
M6	KPIs sind eindeutig definiert und dokumentiert. Es existiert ein einheitliches Verständnis über die KPIs.	D-4
M7	Das EUS schafft ein Verständnis über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs.	D-5
M8	Das EUS nutzt KPIs als Frühwarnindikatoren und erkennt Trends rechtzeitig.	D-6, D-7
M9	Systematische Analysen der KPIs werden durch Aggregation und Drill-Down unterstützt.	D-7
M10	Das EUS erkennt Abweichungen in KPIs automatisch und sendet Warnungen an betroffene Abteilungen/Teams (bspw. nachfolgende Prozesse).	D-7, D-8
M11	Das EUS filtert und priorisiert automatisch Informationen und wirkt so einer kognitiven Überforderung entgegen.	D-8
M12	Das EUS kann in bestehende Software-Systeme integriert werden.	D-9
M13	Durch das PMS werden notwendige Daten erhoben, sowie vorhandene Management- und Fertigungssysteme bzw. Daten miteinander verknüpft.	D-9
M14	Die verwendeten Performanceinformationen sind möglichst aktuell und liegen, wenn nötig, in Echtzeit vor.	D-10
M15	Vorbereitende, nicht wertschöpfende Tätigkeiten (wie Datenerfassung, -aufbereitung, -speicherung, -analysen und -visualisierung) erfolgen automatisiert.	D-11
M16	Das EUS ermöglicht eine Feintuning der Vorhersagemodelle/Algorithmen/User Interfaces auf Ihr Unternehmen/Ihre Abteilung.	S
M17	Die verwendete Soft- und Hardware ist nutzerfreundlich gestaltet.	S
M18	Dem Output/ der Empfehlung aus dem EUS muss vertraut werden können. Bei Unsicherheit muss das EUS dies dem Nutzenden mitteilen.	S
M19	Für die Nutzung des EUS ist geringes Vorwissen notwendig. Das System erfordert keine lange Einarbeitungszeit.	S
M20	Durch das EUS können Verbesserungsmaßnahmen strukturiert abgeleitet werden.	S
M21	Zur Interpretation und Erklärbarkeit der Ergebnisse liefert das EUS Kontextinformationen zu den Warnungen.	S
M22	Visualisierungen unterstützen das Verständnis, die Analysen und Entscheidungsfindung der Anwendenden.	S

Legende: D-x = Defizite von PMS, Z = Ziele von PMS, S = spezifische Anforderungen von Data Mining Ansätzen und EUS

4.1.2 Ergebnisse der Kano Analyse

Die detaillierten Ergebnisse der Kano Analyse sind in Tabelle 4-2 dargestellt. Die Auswertung der Kano Analyse führte zu folgenden Ergebnissen. Insgesamt 12 Merkmale werden als Basismerkmale (B) klassifiziert und werden somit durch die Befragten als selbstverständlich erwartet. Kunden werden diese Merkmale nicht besonders wertschätzen, aber ihre Abwesenheit könnte zu Unzufriedenheit führen. Daher sollte eine Neuentwicklung sicherstellen, dass diese Merkmale umgesetzt sind, um die Mindestanforderungen der Kunden zu erfüllen. [KANO84]

Tabelle 4-2: Ergebnisse der Kano Befragung

	Bewertung der Service- und Produktmerkmale																					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
Basis (B)	24	18	20	25	17	32	15	11	9	7	13	12	15	12	12	9	29	26	12	17	10	19
Leistung (L)	13	13	7	14	13	7	15	10	8	14	14	8	14	13	11	5	13	9	17	12	9	16
Begeisterung (E)	7	6	9	2	8	1	10	18	17	14	9	17	7	10	14	15	2	3	10	11	12	8
Unerheblich (U)	2	6	8	2	4	3	4	6	11	8	7	8	8	8	7	14	1	7	5	4	13	2
Ablehnung (A)	0	1	1	1	1	0	1	0	0	2	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
Fraglich (F)	0	2	1	2	3	3	1	1	1	1	2	1	2	3	1	3	1	1	1	2	2	1
Kategorie	B	B	B	B	B	B	B	E	E	L	L	E	B	L	E	E	B	B	L	B	U	B

Vier Merkmale werden den Leistungsmerkmalen (L) zugeordnet. Diese Merkmale werden von Kunden aktiv nachgefragt und beeinflussen die Kundenzufriedenheit positiv, wenn sie erfüllt werden. Je mehr diese Merkmale erfüllt werden, desto zufriedener sind die Befragten. [KANO84] Die Leistungsmerkmale umfassen die *automatische Erkennung und Warnung von KPI-Abweichungen (M10)*, die *Filterung und Priorisierung von Informationen zur Vermeidung von kognitiver Überlastung (M11)*, die *Bereitstellung aktueller, falls erforderlich, Echtzeit-Performanceinformationen (M14)* und *minimal notwendiges Vorwissen ohne längere Einarbeitungszeiten in das System (M19)*.

Darüber hinaus werden fünf Merkmale als Begeisterungsmerkmale (E) eingestuft. Diese Merkmale überraschen und begeistern die Befragten, da sie über deren Erwartungen hinausgehen. Sie können die Kundenzufriedenheit stark steigern, wenn sie erfüllt werden, haben jedoch keinen Einfluss auf die Unzufriedenheit, wenn sie nicht vorhanden sind. [KANO84] Die Begeisterungsmerkmale umfassen die *Nutzung von KPIs als Frühwarnindikatoren (M8)*, die *unterstützende systematische Analysen durch Aggregation und Drill-Down (M9)*, die *nahtlose Integration in bestehende Software-Systeme (M12)*, die *automatisierte Abwicklung nicht wertschöpfender Aufgaben wie Datenerfassung und -aufbereitung (M15)* sowie die *Möglichkeit des Feintunings von Vorhersagemodellen, Algorithmen und Benutzeroberflächen an die spezifischen Anforderungen des Unternehmens oder der Abteilung (M16)*. Abschließend wird ein Merkmal (M21) als unerheblich (U) eingeschätzt und deshalb für die weiteren Entwicklungen in dieser Arbeit nicht in Betracht gezogen.

4.1.3 Definition der inhaltlichen und formalen Anforderungen

Die Resultate der Kano Analyse bieten die Möglichkeit, den Fokus bei der Definition von Anforderungen zu schärfen, insbesondere in Bezug auf die Entwicklung von Leistungs- und Begeisterungsmerkmalen im EUS (Forschungsteilziel 2). Die Gewährleistung der Erfüllung der Basismerkmale kann vorrangig durch die Gestaltung der Operationalisierungsmethode sichergestellt werden (Forschungsteilziel 3).

Inhaltliche Anforderungen an das EUS

Aus den Merkmalen nach einem Verständnis über die Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs (M7) und der Ermöglichung systematischer Analysen der KPIs durch Aggregation und Drill-Down (M9) lässt sich Anforderung 1 ableiten:

(A-1) Schaffung eines Verständnisses über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs auf horizontaler und vertikaler Ebene

Die Merkmale 8, 10 und 14 führen zur Definition der zweiten Anforderung. Hierbei spielt der Faktor Zeit eine übergeordnete Rolle, um Abweichungen im Prozess schnellstmöglich (ggf. in Echtzeit) zu erkennen und (Gegen-)Maßnahmen ergreifen zu können. Da sich Abweichungen häufig auf nachfolgende Prozesse ausweiten und verstärken, müssen diese schnellstmöglich informiert bzw. gewarnt werden:

(A-2) Verwendung von KPIs als Frühwarnindikatoren im Wertstrom

Ein EUS ist ein computergestütztes System, das Wissen in einer Weise darstellt und verarbeitet, um die Entscheidungsfindung produktiver, flexibler, innovativer und/oder seriöser zu machen (vgl. Abschnitt 2.2.2). Somit ist das Ziel eines EUS die Verarbeitung und Verdichtung von Informationen zu Wissen. Durch Zusammenführen der Merkmale 11, 13 und 15 ergibt sich somit Anforderung 3:

(A-3) Automatische Filterung und Priorisierung relevanter Informationen

Aus den Merkmalen 12 und 13 lässt sich die Anforderung nach einer Integrierbarkeit des EUS in bestehende Software-Systeme ableiten. Hierdurch soll gewährleistet werden, dass das zu entwickelnde System in vorhandene IT-Landschaften integrierbar ist und nicht als zusätzliche Insellösung umgesetzt wird:

(A-4) Integrierbarkeit in bestehende Software-Systeme

Aus dem Merkmal einer Automatisierung der vorbereitenden und nicht wertschöpfenden Tätigkeiten (M15) ergibt sich Anforderung 5. Die zu entwickelnde Lösung soll möglichst automatisiert ablaufen und keinen bzw. kaum manuellen Eingriff erfordern:

(A-5) Automatisiertes Verfahren

Weitere allgemeine Merkmale (M17, M18, M19, M20, M22) an das EUS lassen sich in der inhaltlichen Anforderung 6 zusammenfassen. Das System muss eine einfache Bedienbarkeit gewährleisten (M17) und zudem nachvollziehbare und sichere Ergebnisse liefern

(M18). Dies ermöglicht es, das System ohne großes Vorwissen zu nutzen (M19) und Verbesserungsmaßnahmen strukturiert ableiten zu können (M20). Insbesondere Visualisierungen können in diesem Prozess unterstützen (M22):

(A-6) Einfache Bedienbarkeit und Nachvollziehbarkeit

Um die spezifischen Eigenschaften eines Unternehmens und dessen Prozesse abbilden zu können (M16), muss das EUS individuell auf den jeweiligen Anwendungsfall anpassbar sein. Daraus ergibt sich die Anforderung 7:

(A-7) Anpassbarkeit an den Unternehmenskontext

Inhaltliche Anforderungen an die Methode

Neben den Service- und Produktmerkmalen, welche primär durch das EUS adressierbar sind, konnten aus den Defiziten aus der Literatur auch Merkmale abgeleitet werden, welche vor allem durch eine methodisch gestützte Einführung des Systems sichergestellt werden können. Die identifizierten Merkmale wurden in der Kano Analyse als Basismerkmale klassifiziert, d. h. sie werden bereits vom Kunden erwartet.

Das Merkmal nach einer langfristigen und nachhaltigen Performancesteigerungen (M1) wird in Anforderung 8 überführt. Sie stellt das übergeordnete Ziel eines PMS dar:

(A-8) Verfolgung von langfristigen und nachhaltigen Performancesteigerungen

Ergänzt wird diese Anforderung durch die allgemeine Anforderung nach einer transparenten sowie fairen Kultur und Kommunikation, welche durch das PMS erreicht werden soll. Dieses Merkmal mündet in Anforderung 9:

(A-9) Förderung einer transparenten sowie fairen Kultur und Kommunikation

Eine weitere essenzielle Anforderung an PMS ist dessen regelmäßige Revision, bspw. durch die Ergänzung neuer aber vor allem auch durch das Entfernen vorhandener, nicht mehr benötigter KPIs. Die Methode muss in der Lage sein, diese regelmäßige Überprüfung sicherzustellen:

(A-10) Regelmäßige Revision des PMS

Aus den Merkmalen 4, 5, 6 und 13 ergibt sich die Anforderung an eine Unterstützung bei der Auswahl und Implementierung geeigneter Kennzahlen. Hierdurch soll zum einen eine Operationalisierung der Unternehmensstrategie gewährleistet und zum anderen sichergestellt werden, dass die Kennzahlen eindeutig definiert, dokumentiert und erfasst sowie durch die entsprechenden Bereiche beeinflussbar sind:

(A-11) Unterstützung bei der Auswahl und Implementierung geeigneter Kennzahlen

Formale Anforderungen

Neben den inhaltlichen Anforderungen an das EUS (Forschungsteilziel 2) und die Methode (Forschungsteilziel 3) werden auch formale Kriterien an die Entwicklung gestellt.

Diese ergeben sich aus den allgemeinen Gütekriterien der angewandten Forschung nach FRIEDRICHS [FRIE90]:

(A-F-1) Validität: Die Validität beschreibt die Genauigkeit und Gültigkeit, mit der die gewünschten Ergebnisse erreicht werden. Sie bewertet damit die Eignung des EUS und der Methode in Bezug auf das Ziel dieser Forschungsarbeit sowie die Erfüllung der inhaltlichen Anforderungen.

(A-F-2) Reliabilität: Die Reliabilität bezieht sich auf die Konsistenz und Zuverlässigkeit der Ergebnisse und fordert, dass bei wiederholter Durchführung unter gleichen Rahmenbedingungen die gleichen Ergebnisse erzielt werden.

(A-F-3) Objektivität: Die Objektivität bezieht sich darauf, inwieweit die Anwendung oder Beurteilung der Ergebnisse frei von subjektiver Vorurteilsbildung oder individuellen Interpretationen sind. Sie stellt sicher, dass die Ergebnisse unabhängig von der durchführenden Person, konsistent und gleichbleibend sind.

(A-F-4) Generalisierbarkeit: Die Generalisierbarkeit bezieht sich auf die Fähigkeit, die Ergebnisse auf eine breitere Population sowie andere Situationen oder Kontexte zu übertragen. Sie fordert, dass die Schlussfolgerungen repräsentativ und anwendbar sind, nicht nur auf die spezifischen Unternehmen oder Bedingungen, die in der Arbeit untersucht wurden, sondern auch auf andere Unternehmen, Situationen oder Kontexte.

4.2 Analyse bestehender Ansätze

In der Literatur existiert bereits eine Vielzahl an datengetriebenen Ansätzen im Performance Management. Um deren Eignung für die zuvor beschriebenen Anforderungen zu überprüfen, werden sie zunächst kurz vorgestellt und anschließend in Tabelle 4-3 hinsichtlich der Erfüllung der definierten, inhaltlichen Anforderungen (A1 – A11) untersucht.

BURDENSKY stellt eine Methode für die digitale Unternehmenssteuerung mittels quantitativer Analyse von Kennzahlenrelationen am Beispiel der Automobilindustrie vor. Durch Korrelations- und Regressionsanalysen identifiziert er Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zwischen Kennzahlen und visualisiert diese mithilfe von Wissensgraphen. Das Konzept ist bereits weit entwickelt und wurde prototypisch im Industriekontext evaluiert. Dabei legt er einen hohen Fokus auf die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse. [BURD22] Der Prototyp stellt ein statisches Expertensystem⁵ für das mittlere- und obere Management dar, berücksichtigt jedoch nicht die Zeitverschiebung zwischen Ursache und Wirkung bei der Berechnung von Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen. Ebenso wenig werden die Kennzahlen und Zusammenhänge als Frühwarnindikatoren im täglichen Management verwendet.

⁵ Der Begriff "Expertensystem" wird in dieser Arbeit bewusst nicht gegendert, da es sich um einen etablierten Fachbegriff aus der Literatur handelt. Dieser wird unabhängig vom Geschlecht betrachtet.

CAI ET AL. entwickeln ein Framework zur Identifikation relevanter KPIs und dazugehöriger Verbesserungspotenziale im Supply Chain Kontext. Dabei führen sie eine qualitative Bewertung der Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zwischen Kennzahlen auf Basis des Erfahrungswissens von Expert:innen durch. Ausgehend davon werden Optimierungsrechnungen (z. B. Eigenstrukturanalyse, Computersimulation) eingesetzt, um die sogenannten KPI-Erfüllungskosten abzuschätzen und die kritischen KPIs sowie ihre Verbesserungspotenziale zu ermitteln. Anschließend kann die Strategie für das Performance Management durch die Interpretation der Analyseergebnisse angepasst werden. [CAI09]

Auch CARDENAS-CRISTANCHO ET AL. nutzen Expert:innenwissen, um die Intensität und Richtung des Einflusses zwischen KPIs zu quantifizieren. Hierfür verwenden sie mit dem DEMATEL-Ansatz eine multikriterielle Entscheidungsmethode. Durch das Ergebnis können KPIs in Kausal- und Einflussfaktoren aufgeteilt werden. Dies eröffnet die Möglichkeit, bei der Analyse von KPIs den Schwerpunkt auf die eigentlichen Ursachen zu legen, die beeinflusst werden müssen, anstatt KPIs zu untersuchen, die nur die Auswirkungen unternehmerischer Handlungen reflektieren. Sie demonstrieren die Fähigkeiten des Ansatzes, indem sie die Wechselwirkungen von 50 KPIs eines schlanken Produktionssystems analysieren. [CARD22]

DEL-RIO-ORTEGA ET AL. verwenden Regressionsmodelle, um Grenzwerte von KPIs auf Prozessebene vorherzusagen bzw. festzulegen. Diese Grenzwerte werden anschließend dazu verwendet, um Aussagen über die Erreichung anderer KPI-Ziele treffen zu können. Dabei greifen die Forschenden auf die Einteilung in nachlaufende und führende KPIs zurück (vgl. Abschnitt 2.1.3). Führende KPIs können von den Personen, die den Prozess ausführen, noch verändert werden und haben somit einen bedeutenden Einfluss auf die nachlaufenden KPIs. Daher stellt die Festlegung der Zielwerte für diese führenden KPIs eine bedeutende Aufgabe dar. Bisher erfolgt diese Festlegung in den meisten Fällen auf der Grundlage von Erfahrung und Intuition der Verantwortlichen für den Prozess. Das präsentierte Verfahren nimmt einen nachlaufenden KPI, welcher beeinflusst werden soll, sowie alle zugehörigen führenden KPIs als Eingangsdaten. Diese Eingangsdaten werden vorab verarbeitet und einer Überprüfung hinsichtlich ihrer Beziehung mittels logistischer Regression unterzogen. [ORTE17]

ESTEBAN ET AL. entwickeln in ihrer Arbeit einen teilautomatischen Ansatz zur Identifikation von relevanten Sub-KPIs, welche einen negativen Effekt auf die Performance eines Unternehmens haben. Die Ursachenanalyse wird mittels einer KPI-Baumstruktur durchgeführt. Über eine Metrik namens Informationsgewinn wird auf jeder Hierarchieebene der Baumstruktur ein KPI ausgewählt, der beim Drill-Down die größte Abweichung vom Zielwert aufweist, damit lediglich der KPI mit dem größten Einfluss untersucht wird. Das Ziel des Ansatzes ist es, Probleme aufzudecken und deren Grundursache zu identifizieren, um korrektive Maßnahmen ergreifen zu können. [ESTE17]

HESSE ET AL. legen den Fokus ihres Artikels auf die Informationsvisualisierung für die Entscheidungsunterstützung mittels Wissensgraphen. Sie betonen dabei, dass die letztendlichen Entscheidungen auf den Informationen basieren, die durch Visualisierungstypen wie Dashboards bereitgestellt werden. Um Beziehungen zwischen KPIs zu identifizieren, nutzen sie lineare Korrelationen. [HESS14]

Um paarweise Beziehungen bzw. Abhängigkeiten zwischen KPIs zu untersuchen, führen KANG ET AL. eine hierarchische Struktur für KPIs ein. Diese Struktur kategorisiert die relevanten Bestandteile in unterstützende Elemente, Basis-KPIs und umfassende KPIs, die durch mathematische Formeln miteinander verbunden sind. Die unterstützenden Elemente sind die Daten, die während der Produktion direkt überwacht und gesammelt werden. Aus ihnen werden die Basis-KPIs und letztlich die umfassenden KPIs berechnet. Im Gegensatz zu anderen Forschenden untersuchen sie lediglich formale (rechnerische) Abhängigkeiten, die sie wiederum in definitorische Abhängigkeiten und Abhängigkeiten aufgrund geteilter unterstützender Elemente unterscheiden. [KANG16]

Im Gegensatz hierzu untersuchen LANG ET AL. qualitative Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge auf Basis einer Sensitivitätsanalyse und dem Einbezug von Erfahrungswissen von Expert:innen. Mit diesem Ansatz verfolgen sie das Ziel, die potenziellen Auswirkungen von Verbesserungen eines Indikators auf andere Bereiche ihres Unternehmens zu bewerten und Bereiche aufzuzeigen, in denen große Sorgfalt darauf verwendet werden sollte. [LANG07]

Einen weiteren Ansatz führen MALINA ET AL. durch. Um kausale Zusammenhänge zwischen quartalsweisen Ergebniskennzahlen zu identifizieren, verwenden sie die Granger-Kausalität. Eine Granger-Kausalität zwischen KPI X und Y liegt vor, wenn die vergangenen Werte von KPI X dazu verwendet werden können, um KPI Y besser vorherzusagen als ohne diese Informationen. [MALI07] Der Ansatz von MALINA ET AL. ist einer der wenigen Ansätze, der sich mit zeitlichen Abhängigkeiten zwischen einzelnen KPIs befasst.

MOUSAVI ET AL. präsentieren ein Simulationsmodell, welches die Kommunikation zwischen dem täglichen Produktionsmanagement und der strategischen Entscheidungsfindung auf Top-Managementebene erleichtern soll. Der Ansatz zielt darauf ab, technische Daten aus der Fertigung, wie bspw. Sensordaten und Alarmer, automatisch durch das Simulationsmodell in hochwertige Management- und Entscheidungsinformationen zur Beurteilung der Performance (wie bspw. Effizienz, Auslastung, Effektivität und Qualität) umzuwandeln. Evaluiert wird der Ansatz anhand eines Brauereiproduktionsprozesses am Beispiel von Produktivitäts-KPIs. [MOUS17]

Zur Vorhersage des KPI „Hours per Unit“ (HPU) in einem VW-Automobilwerk untersuchen OLIVEIRA ET AL. verschiedene Regressionsmodelle. Das Ziel des Ansatzes ist es, mittels sechs unabhängigen Variablen (Anzahl produzierte Autos, durchschnittlich fehlendes Personal, Überstunden, durchschnittliche Fortbildungsteilnahme, Anzahl des ein-

gesetzten Personals und HPU des aktuellen Tags) den abhängigen KPI HPU des Folgetages bestmöglich vorherzusagen, um gegebenenfalls Gegenmaßnahmen ergreifen zu können. [OLIV15]

Einen ähnlichen Ansatz stellen PAPACHARALAMPOPOULOS ET AL. vor. Sie entwickeln ein Verfahren, um automatisiert ohne Vorwissen Ursachen für unerwünschte Performanceabweichungen identifizieren und analysieren zu können. Hierfür verwenden sie historische Produktionsdaten, um mittels linearer Regression das zukünftige Verhalten des Produktionssystems und das Überschreiten von KPI-Grenzwerten vorherzusagen. Voraussetzung für das Verfahren ist, dass die Beziehungen und Abhängigkeiten zwischen KPIs bekannt sind, um abhängige und unabhängige KPI-Variablen zu bestimmen. Überschreitet der vorhergesagte Performancewert einen Grenzwert, wird der Anwender mit einer Alarmbenachrichtigung über die Abweichung informiert und kann Gegenmaßnahmen ergreifen. [PAPA20]

PATEL ET AL. erzeugen Causal Loop Diagramme auf der Basis von Strukturgleichungsmodellen, um Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen Kennzahlen in einem Krankenhaus zu analysieren. Dabei beschränken sie sich auf lineare Zusammenhänge. [PATE08] BURDENSKY bemängelt, dass sich die Aktualisierung solcher Modelle in der Praxis als äußerst aufwendig erweist, insbesondere wenn sich die äußeren Umstände verändern. [BURD22]

PENG ET AL. entwickeln ein Modell zur Identifikation von zeitlichen Abhängigkeiten zwischen KPIs auf der Basis von Dynamic Time Warping und der Granger-Kausalität. Ausgangspunkt ist dabei erneut die Klassifikation in nachlaufende und insbesondere führende KPIs, welche durch das System erkannt werden sollen. [PENG08]

PERAL ET AL. bedienen sich unterschiedlicher Data Mining Methoden wie unter anderem Korrelationsanalysen, Zeitreihenanalysen und Entscheidungsbäumen zur Identifikation von relevanten KPIs in der Designphase eines PMS. Dadurch sollen Unternehmen nicht mehr länger auf bestehende KPI-Listen zurückgreifen oder KPIs zunächst testen müssen, da sie ihr Verhalten anhand vorhandener Daten vorab analysieren können. [PERA17]

RODRIGUEZ ET AL. präsentieren in ihrem Artikel die QRPMS-Methodik, welche auf Basis einer Hauptkomponentenanalyse Zusammenhänge zwischen KPIs, mit Fokus auf die zuvor identifizierten wichtigsten KPIs, erkennt. Die Quantifizierung der Zusammenhänge erfolgt über Regressionsmodelle. Den Abschluss der Methodik bildet die Präsentation und Analyse der Ergebnisse über Wissensgraphen. [RODR09]

Einen weiteren Ansatz, um auf Basis des Erfahrungswissens von Expert:innen Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen KPIs zu erkennen, liefern SUWIGNJO ET AL. Der Ansatz baut auf einem analytischen Hierarchieprozess (AHP) auf, mit dessen Hilfe die relativen Wichtigkeiten von Kenngrößen für bestimmte Fragestellungen untersucht werden. [SUWI00]

SCHMIDT ET AL. stellen in ihrem Artikel ein Modell zur systematischen Analyse von Ursachen für Abweichungen in KPIs und zur Ableitung von umsetzbaren Korrekturmaßnahmen vor. Die Ursachenanalyse wird mittels Wahrscheinlichkeitsverteilungen und Korrelationsanalysen aufbauend auf einer KPI-Baumstruktur durchgeführt und in einem Use Case in der Logistik am Beispiel der Termintreue demonstriert. [SCHM19]

STRICKER ET AL. untersuchen die Beziehungen von 20 KPIs zur Maschinenüberwachung und Wartung einer simulierten Montagelinie. Dabei bauen sie ein KPI-Netzwerk auf, welches die formalen (rechnerischen) Abhängigkeiten unterschiedlicher KPIs und unterstützender Elemente im Wartungskontext aufzeigen. Das Wissen über diese Beziehungen ermöglicht es aus ihrer Sicht, die Auswirkungen von Änderungen grundlegender Variablen auf die übergeordneten KPIs, die maßgebend für Entscheidungen sind, abzuschätzen. Somit können die Nutzenden die Auswirkungen von Störungen abschätzen und geeignete Maßnahmen zur Laufzeitoptimierung ableiten. [STRI17]

YOUNGBLOOD ET AL. präsentieren ein Modell, um Trade-offs zwischen den unterschiedlichen Performancedimensionen der BSC zu identifizieren und somit Suboptimierungen zu verhindern. Ihr Ansatz baut auf einer Multi-Attribut-Nutzwertfunktionen auf und verwendet Korrelationsanalysen zur Identifikation der Abhängigkeiten zwischen einzelnen KPIs. [YOUN03]

Zur Demonstration der Anwendbarkeit der ISO22400 zur Analyse von Ausfallursachen stellen ZHU ET AL. ein aggregiertes KPI-System in einer vollautomatisierten Produktionslinie in der Automobilindustrie vor. Dabei werden die einzelnen KPIs bis auf einzelne Arbeitsstationen heruntergebrochen und anschließend visualisiert sowie analysiert. Die Betrachtung einzelner Roboter oder Arbeitsstationen ermöglicht eine detaillierte Performanceanalyse der Linie. [ZHU18]

In Tabelle 4-3 sind die in der Literatur identifizierten Ansätze in Bezug auf die definierten, inhaltlichen Anforderungen zusammenfassend bewertet. Diese Gegenüberstellung zeigt, dass kein bestehender Ansatz die Anforderungen vollständig erfüllt. Es existieren zwar einige Ansätze, die sich sowohl qualitativ als auch quantitativ mit der Identifikation von Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen KPIs befassen, jedoch berücksichtigen diese Ansätze den zeitlichen Aspekt zwischen Ursache und Wirkung nur ungenügend. Dieser ist jedoch insbesondere im Wertstromkontext von Bedeutung, da erst dies einen Wandel weg von einem reaktiven hin zu einem proaktiveren Abweichungsmanagement ermöglicht. Im Allgemeinen fällt auf, dass häufig die Finanzperspektive und damit eine statische Analyse in längeren Zyklen im Vordergrund steht. In keinem der analysierten Ansätze werden Hinweise zu einer Integration in das Tagesgeschäft (bspw. SFM) gegeben. Darüber hinaus sind einige Ansätze stark wissenschaftlich geprägt und dadurch primär für Data Science Expert:innen nachvollziehbar. Dies wird zudem dadurch verstärkt, dass hohe manuelle Aufwände, bspw. bei der Datenaufbereitung und der Modellierung, notwendig sind. Durchgängige Datenpipelines können in der Literatur nicht identifiziert

werden. Ebenso sind die Ansätze häufig auf einen spezifischen Anwendungsfall zugeschnitten, was einen Transfer in die Praxis erschwert. Zudem fehlen methodische Vorgehensweisen, die eine Operationalisierung der vorgestellten Ansätze im industriellen Umfeld ermöglichen.

Angesichts der Defizite bestehender, datengetriebener Ansätze in Bezug auf das Forschungsziel und die definierten Anforderungen bei gleichzeitigem Bedarf in Theorie und Praxis für ein entsprechendes Vorgehen besteht die Notwendigkeit, neue Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management zu entwickeln.

Tabelle 4-3: Gegenüberstellung der Anforderungen und bestehender Ansätze

Bewertung der inhaltlichen Anforderungen											
	Anforderung 1	Anforderung 2	Anforderung 3	Anforderung 4	Anforderung 5	Anforderung 6	Anforderung 7	Anforderung 8	Anforderung 9	Anforderung 10	Anforderung 11
[BURD22]	●	○	●	●	●	●	●	●	●	○	○
[CAI09]	●	○	○	○	○	●	●	●	●	○	●
[CARD22]	●	○	○	○	○	●	●	●	●	○	○
[ORTE17]	○	●	○	●	○	○	●	●	○	○	○
[ESTE17]	●	○	○	○	○	●	●	●	○	○	●
[HESS14]	●	○	○	●	●	●	●	○	●	○	○
[KANG16]	●	○	○	○	○	●	●	○	○	○	●
[LANG07]	●	○	○	○	○	●	●	●	●	○	○
[MALI07]	●	○	○	○	○	○	●	●	○	○	○
[MOUS17]	●	●	●	○	●	○	●	●	●	○	○
[OLIV15]	●	●	●	●	○	○	●	●	●	○	○
[PAPA20]	○	●	○	●	●	●	●	●	●	○	○
[PATE08]	●	○	○	○	●	○	●	○	○	○	○
[PENG08]	●	●	○	○	○	○	●	●	●	○	○
[PERA17]	●	○	●	●	●	●	●	○	○	○	●
[RODR09]	●	○	○	●	●	●	●	○	●	○	○
[SUWI00]	●	○	○	○	○	●	●	●	●	○	○
[SCHM19]	●	●	○	○	○	●	●	●	●	○	○
[STRI17]	●	●	○	○	○	●	●	●	●	○	○
[YOUN03]	●	○	○	○	○	●	●	●	●	○	○
[ZHU18]	●	○	○	●	○	●	●	○	●	○	○

4.3 Lösungsansatz

Jeder KPI eines Unternehmens spiegelt eine spezifische Facette der Systemperformance wider. Da diese Facetten nicht unabhängig voneinander sind, bestehen wechselseitige Beziehungen zwischen den KPIs [GLAD14]. Die Kennzahlen können sowohl auf derselben

organisatorischen Ebene (horizontal), sowie auf über- oder untergeordneten Ebenen (vertikal) in Ursache-Wirkungsbeziehungen stehen (vgl. Abbildung 4-3).

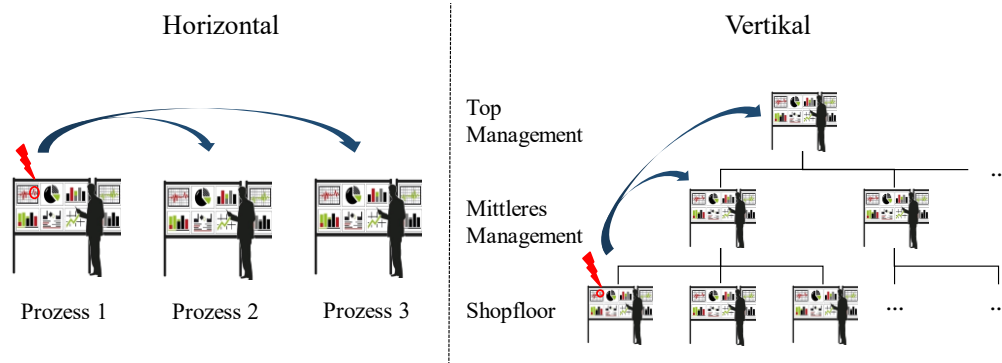


Abbildung 4-3: KPI-Zusammenhänge auf horizontaler und vertikaler Ebene

Um KPIs effektiv zur kontinuierlichen Verbesserung oder Produktionssteuerung nutzen zu können, ist ein Verständnis über die vorhandenen Beziehungen zwingend notwendig [KANG16]. Eine empirische Bestätigung der Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen einzelnen KPIs ist erforderlich, da definitionslogische Beziehungen zwischen den Zielen von über- und untergeordneten Ebenen allein nicht ausreichen [GLAD14]. Das Wissen über Beziehungen zwischen einzelnen KPIs führt zu einem besseren Verständnis über Zusammenhänge innerhalb der Organisation und ermöglicht dadurch bessere Entscheidungen von Führungskräften [RODR09]. Somit sind nicht nur Auswirkungen von Maßnahmen im eigenen Verantwortungsbereich, sondern im gesamten Kennzahlennetzwerk abschätzbar. Andernfalls könnten Entscheidungen getroffen werden, die zwar im eigenen Verantwortungsbereich eine Verbesserung, in abhängigen Bereichen jedoch eine Verschlechterung hervorrufen. Die Kenntnis von Ursache-Wirkungsbeziehungen kann so zu einem Aufbrechen von Silodenken führen (vgl. Abbildung 4-4). [BURD18]

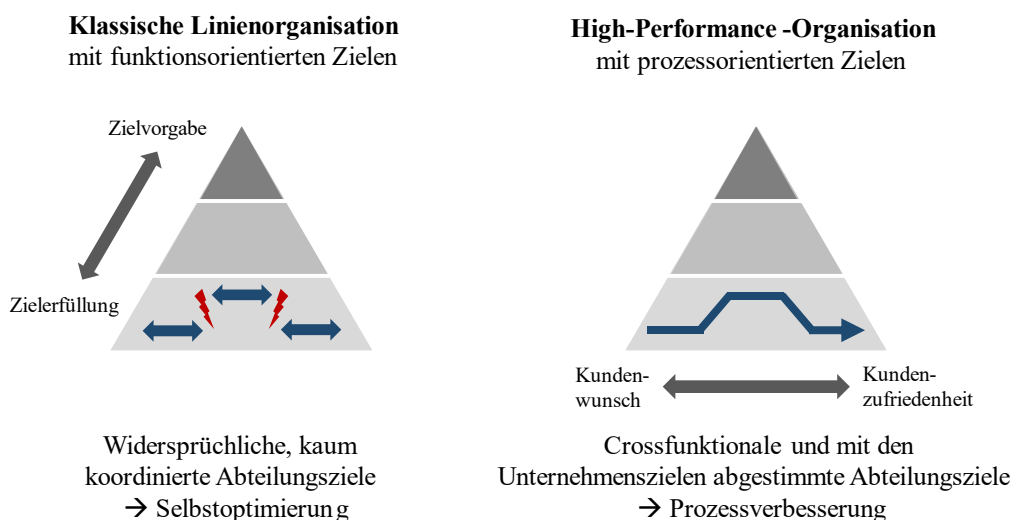


Abbildung 4-4: Problembezogene vs. prozessorientierte Problemlösung (in Anlehnung an METTERNICH ET AL. [METT23])

Gemäß einer Studie von STROHHECKER erzielen Personen mit einem besseren Verständnis der Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen ihren Handlungen und relevanten Kennzahlen bessere Ergebnisse im Vergleich zu Personen mit einem schlechteren Verständnis [STRO16]. Zudem ermöglicht die Quantifizierung von KPI-Zusammenhängen, redundante KPIs im Kennzahlensystem zu identifizieren und durch Entfernen dieser KPIs die Komplexität zu reduzieren [RODR09].

Auch im Bereich der Abweichungsanalyse bietet das Wissen über Zusammenhänge zwischen KPIs große Potenziale. Bei Abweichung des Istwertes vom Sollwert eines KPI können deren Auswirkungen entlang der Prozesskette quantifiziert und an betroffene Abteilungen kommuniziert werden (vgl. Abbildung 4-3). Dadurch kann die Reaktionszeit auf Störungen reduziert und Zeit für geeignete Gegenmaßnahmen geschaffen werden. [LONG22b] Darüber hinaus können Fehler schneller eingegrenzt und die Fehlerfortpflanzung entlang der Prozesskette verhindert werden [REUS15].

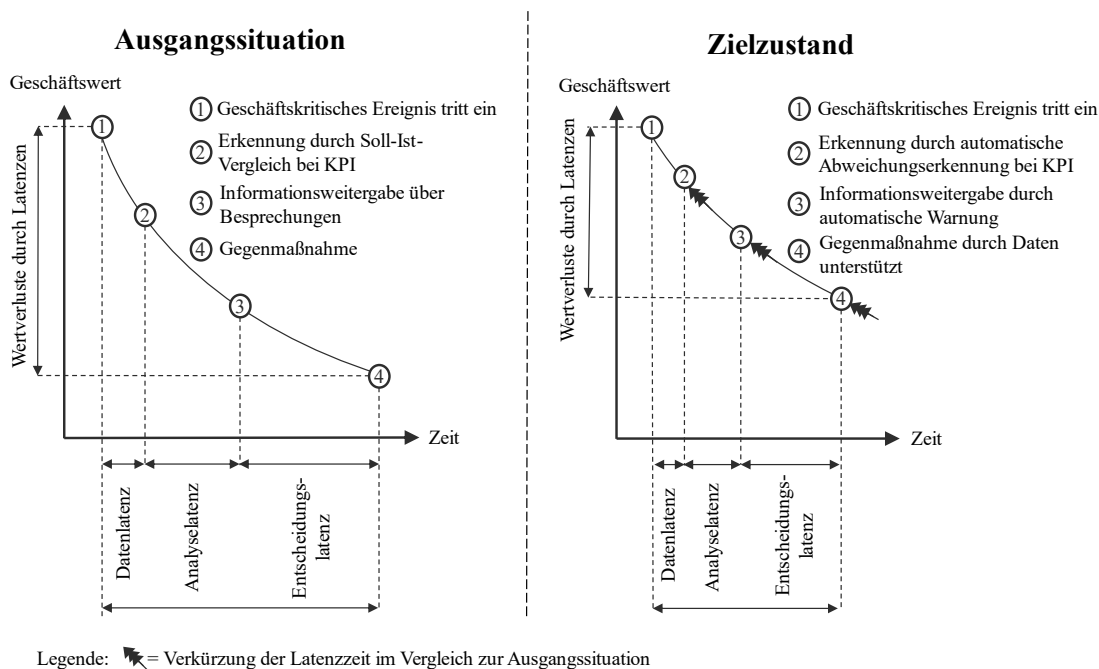


Abbildung 4-5: Wertverluste durch Latenzzeiten (in Anlehnung an LONGARD ET AL. [LONG22b])

Der in dieser Arbeit vorgestellte Lösungsansatz für das wertstromübergreifende Performance Management setzt an dieser Stelle an. Dabei verfolgt er das Ziel, die Reaktionszeit auf geschäftskritische Ereignisse durch den Einsatz von Data Mining Methoden zu reduzieren. Die definierten Anforderungen bilden den Ausgangspunkt der Neuentwicklungen. Nach dem Modell von HACKATHORN kann die Reaktionszeit in Daten-, Analyse- und Entscheidungs-latenz zerlegt werden [HACK02]. Je länger der Prozess vom Auftreten eines geschäftsrelevanten Ereignisses über die Erkennung und Analyse bis hin zur Einleitung und Umsetzung von Gegenmaßnahmen dauert, desto mehr Geschäftswert geht verloren. Abbildung 4-5 zeigt die Ausgangssituation im Performance Management sowie

den Zielzustand der Entwicklungen dieser Arbeit. Eine detaillierte Herleitung und Beschreibung des Ansatzes ist in dem Artikel von LONGARD ET AL. zu finden [LONG22b]. Um den Zielzustand zu erreichen, muss das zu entwickelnde EUS über verschiedene Funktionen verfügen, deren Zusammenspiel das Gesamtsystem des EUS ergeben (vgl. Abbildung 4-6).

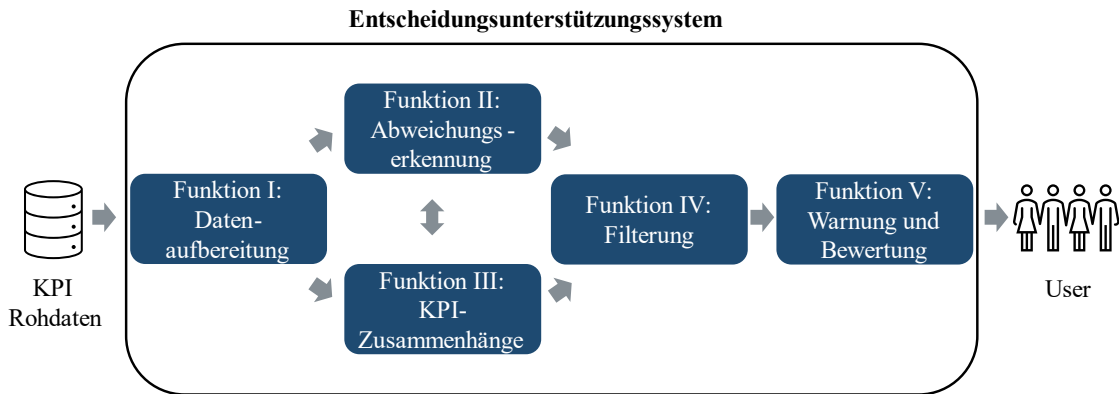


Abbildung 4-6: Teilfunktionen des EUS im Zusammenspiel

Um die inhaltlichen Anforderungen an das EUS erfüllen zu können, werden fünf Teilfunktionen definiert (vgl. Tabelle 4-4). Diese werden nachfolgend kurz beschrieben.

Tabelle 4-4: Zuordnung der Anforderungen an das EUS zu den Teilfunktionen

Teilfunktionen	Inhaltliche Anforderungen an das EUS						
	A-1	A-2	A-3	A-4	A-5	A-6	A-7
I: Datenaufbereitung					X		X
II: Abweichungserkennung		X	X				
III: Erkennung und Quantifizierung der Zusammenhänge und Auswirkungen	X	X					
IV: Automatisiertes Filtern und Priorisieren der relevanten Zusammenhänge			X		X		X
V: Automatische Warnungen und Bewertung		X			X	X	

Funktion I: Datenaufbereitung

Die Sicherstellung eines möglichst durchgängigen und automatisierten Verfahrens erfordert eine standardisierte Datenpipeline (A-5), die die heterogenen Inputdaten aus der Praxis in eine für die Algorithmen nutzbare Form umwandelt. Aus diesem Grund wird durch Funktion I eine standardisierte Datenaufbereitung für das EUS sichergestellt. Dadurch wird zudem eine Anpassbarkeit und Übertragbarkeit des EUS auf unterschiedliche Unternehmen ermöglicht (A-7).

Funktion II - Abweichungserkennung

Das EUS soll KPIs gezielt als Frühwarnindikatoren im Wertstrom einsetzen (A-2) sowie eine automatische Filterung und Priorisierung relevanter Informationen umfassen (A-3). Um dies umzusetzen, soll das entwickelte System den klassischerweise manuell umgesetzten Soll-Ist-Abgleich von KPIs durch eine automatische Abweichungserkennung ersetzen. Eine erkannte Abweichung wird dann als Trigger für ein relevantes Ereignis verwendet und deren Auswirkungen auf andere Bereiche durch die Quantifizierung von Zusammenhängen im KPI-Netzwerk (Funktion III) bestimmt. Somit können potenziell betroffene Bereiche bereits gewarnt werden (Funktion V), bevor sich Auswirkungen in der eigenen Performance bemerkbar machen. Daraus ergibt sich ein zeitlicher Handlungsspielraum für Gegenmaßnahmen. Darüber hinaus kann hierdurch die Datenlatenz verringert und somit die Reaktionszeit verkürzt werden (vgl. Abbildung 4-5). Die automatische Abweichungserkennung kann dabei durch die Definition von einfachen Regeln (bspw. die Verletzung von Toleranzkorridoren) oder auch über eine Anomaliedetektion mittels ML realisiert werden.

Funktion III - Erkennung und Quantifizierung der Zusammenhänge und Auswirkungen

Mit der dritten Funktion des EUS werden zwei zentrale Anforderungen an das EUS adressiert (A-1 und A-2). Zum einen soll dadurch ein Verständnis über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs auf horizontaler und vertikaler Ebene geschaffen werden. Zum anderen soll durch die Kombination mit den Funktionen II und V das Frühwarnsystem realisiert werden. Hierbei sind insbesondere zeitlich-verzögerte Zusammenhänge von Bedeutung. Durch Funktion III sollen folgende Leitfragen beantwortet werden:

- Welche Auswirkungen hat eine schlechte Performance auf nachfolgende Prozessschritte (horizontal)?
- Welche Auswirkungen hat eine schlechte Performance auf übergeordnete Bereiche (vertikal)?
- Wie wahrscheinlich sind die Auswirkungen und wie groß ist der zeitliche Verzug zwischen Ursache und Wirkung?

Aus Sicht einer Führungskraft:

- Welche Bereiche/Prozesse/Kennzahlen beeinflussen die eigenen Kennzahlen?
- Welche Bereiche/Prozesse/Kennzahlen werden durch die eigenen Kennzahlen beeinflusst?

Funktion IV - Automatisiertes Filtern und Priorisieren der relevanten Zusammenhänge

Die Funktion IV, die automatisierte Filterung und Priorisierung von relevanten Informationen, stellt ein entscheidendes Element des EUS dar (A-3). Dabei steht die effiziente

und präzise Auswahl von relevanten Informationen im Mittelpunkt, um die Informationsflut zu bewältigen und die Aufmerksamkeit auf das Wesentliche zu lenken. Das zentrale Merkmal dieser Funktion ist die Anwendung und Entwicklung regelbasierter Verfahren, die aus der großen Menge an identifizierten Zusammenhängen (Funktion III) die relevanten Zusammenhänge automatisiert filtern (A-5). Durch unternehmensspezifische Regeln kann zudem eine Anpassbarkeit auf den Unternehmenskontext sichergestellt werden (A-7). Die Funktion soll dabei folgende Leitfragen beantworten:

- Wann sind Zusammenhänge relevant, wann nicht?
- Wann müssen Warnungen erzeugt werden, wann nicht?

Funktion V: Automatische Warnungen und Bewertung

Die Funktion automatische Warnung und Bewertung befasst sich mit der zeitnahen Kommunikation und adressatengerechten Präsentation der Ergebnisse der anderen Funktionen an die relevanten Entscheidungstragenden (A-2). Die Implementierung erfolgt mithilfe eines automatisierten Prozesses, der eine effiziente und zuverlässige Warnung und Bewertung der Informationen durch die Entscheidungstragenden ermöglicht (A-5). Ein Hauptaugenmerk liegt auf der Gestaltung der Visualisierungen zur Präsentation der Informationen, um sicherzustellen, dass diese leicht verständlich und nachvollziehbar sind (A-6). Innerhalb dieser Funktion stellen sich folgende Leitfragen:

- Wie erfolgt die Weitergabe von Informationen an relevante Parteien, und wie müssen diese Informationen aufbereitet werden?
- Welche Möglichkeiten zur Aktion stehen den Betroffenen zur Verfügung?

Um eine Integration in bestehende Systeme zu ermöglichen (A-4), werden die Funktionen des EUS in Python entwickelt. Dies erleichtert zudem Anpassungen an den jeweiligen Unternehmenskontext (A-7).

4.4 Fazit zur Identifikation der Assistenzfunktionen

In Kapitel 4 wurde mit der Identifikation der Assistenzfunktionen für ein wertstromübergreifendes Performance Management das erste Forschungsteilziel erreicht. Basierend auf den Erkenntnissen aus dem Stand der Wissenschaft und Technik wurde eine Kano Befragung durchgeführt und anschließend Anforderungen an die Neuentwicklung abgeleitet. Da keine bestehenden Ansätze die Anforderungen vollumfänglich erfüllen konnten, wurde ein neuer Lösungsansatz entwickelt. Dieser besteht aus fünf Teilfunktionen, deren Zusammenspiel das EUS für das wertstromübergreifende Performance Management bildet. Der wertstromübergreifende Ansatz wird dabei insbesondere durch die Identifikation von Zusammenhängen auf horizontaler und vertikaler Ebene innerhalb eines Wertstrom (Funktion III) sowie der dazugehörigen Warnungsfunktion (Funktion 5) umgesetzt. Durch die Identifikation und Kommunikation von prozessübergreifenden (zeitlich-verzögerten) Wechselwirkungen können Abteilungssilos aufgebrochen und damit ein wertstromübergreifendes Performance Management ermöglicht werden. Mit dem Erreichen des

ersten Forschungsteilziels wurde die Basis für die Gestaltung des EUS (Forschungsteilziel 2) in Kapitel 5 sowie der zugehörigen Operationalisierungsmethode (Forschungsteilziel 3) in Kapitel 6 gelegt.

5 GESTALTUNG DES ENTSCHEIDUNGSUNTERSTÜTZUNGSSYSTEMS

Im vierten Kapitel wurden die Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management (Forschungsteilziel 1) herausgearbeitet. Aufbauend darauf widmet sich dieses Kapitel der Gestaltung des EUS und dessen Assistenzfunktionen (Forschungsteilziel 2). Anschließend folgt in Kapitel 6 die Konzeption und detaillierte Ausgestaltung der Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis (Forschungsteilziel 3).

5.1 Konzeption des Gesamtsystems

Bevor die einzelnen Bestandteile des EUS im Detail beschrieben werden, erfolgt zunächst eine Vorstellung des Gesamtsystems (vgl. Abbildung 5-1). In Anlehnung an die Dreischichten-Architektur von Softwaresystemen und den grundlegenden Aufbau von EUS (vgl. Kapitel 2.2.2) besteht das Gesamtsystem aus einer **Datenhaltungsschicht**, einer **Applikationsschicht** und einer **Präsentationsschicht**.

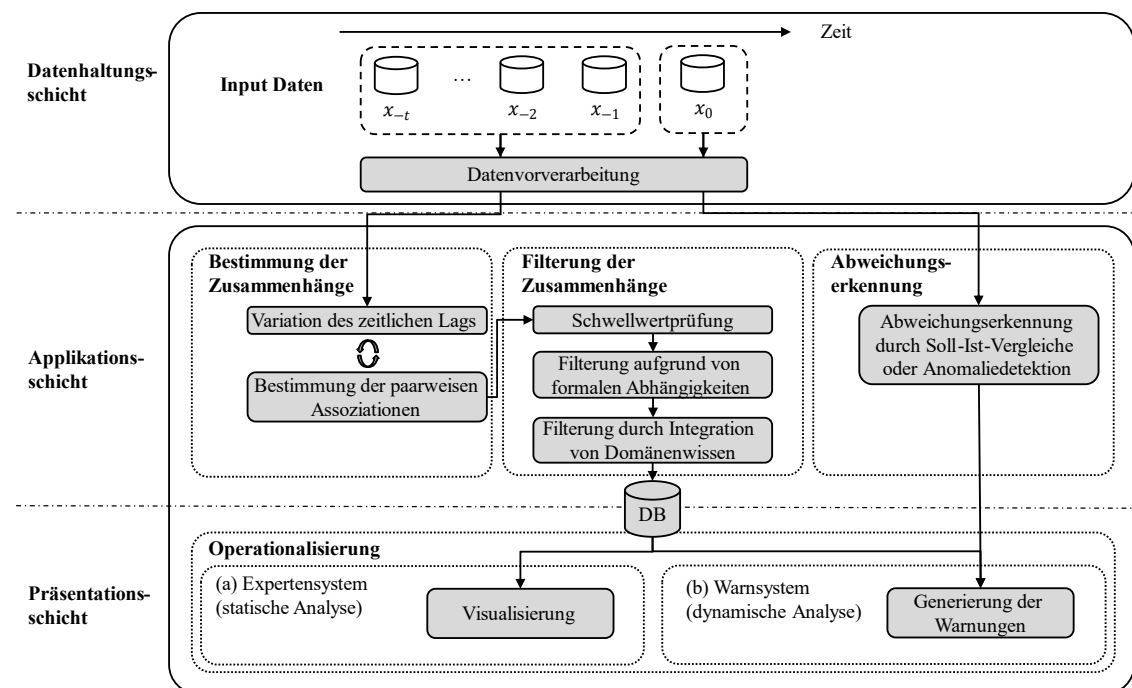


Abbildung 5-1: Modellhafte Darstellung des Gesamtsystems des EUS

In der **Datenhaltungsschicht** werden die Daten eingelesen, gespeichert und für den Einsatz der Algorithmen vorbereitet. Bei den verwendeten Daten handelt es sich um Zeitreihendaten der unterschiedlichen KPIs im Kennzahlensystem. Die **Applikationsschicht** gliedert sich in die drei Teilmodule *Bestimmung der Zusammenhänge*, *Filterung der Zusammenhänge* und *Abweichungserkennung* auf. Im ersten Teilmodul werden alle erfassten Daten entgegengenommen und die jeweiligen paarweisen Assoziationen berechnet. Danach erfolgt im Teilmodul *Filterung der Zusammenhänge* eine Schwellenwertprüfung,

eine Filterung aufgrund von formellen Abhängigkeiten, sowie eine Filterung durch die Integration von Domänenwissen. Durch dieses Teilmodul wird die Vielzahl an erkannten Zusammenhängen ausgedünnt, sodass nur noch eine überschaubare Anzahl relevanter Zusammenhänge verbleibt. Anschließend werden die gefilterten Zusammenhänge in einer Datenbank abgespeichert. Das letzte Teilmodul der Applikationsschicht umfasst die *Abweichungserkennung* in KPIs. Diese wird für die *Operationalisierung* als Warnsystem benötigt und umfasst eine automatische Abweichungserkennung in den tagesaktuellen KPIs. Dabei kann die Abweichungserkennung durch eine klassische Soll-/Istwert-Betrachtung oder eine Anomaliedetektion zur Erkennung von punktuellen, kontextuellen und kollektiven Anomalien umgesetzt werden. Die eigentliche Abweichungserkennung liegt dabei nicht im Fokus dieser Arbeit und wird daher nur schemenhaft im Rahmen der Gestaltung des Warnsystems (vgl. Abschnitt 5.4.2) vorgestellt. In der **Präsentationsschicht** werden diese Abweichungen/Anomalien dann als Trigger für das *Warnsystem (dynamische Analyse)* genutzt, um deren Auswirkungen auf nachfolgende Prozesse (KPIs) zu quantifizieren und entsprechende Warnungen auszulösen. Ergänzt wird die dynamische Analyse durch eine *statische Analyse* des Kennzahlennetzwerks. Hier werden die erkannten und gefilterten Zusammenhänge visuell und kontextuell für die Nutzenden aufbereitet, um aus dem erlangten Wissen über vorhandene Zusammenhänge im Kennzahlennetzwerk bessere Entscheidungen treffen zu können.

5.2 Datenhaltungsschicht

Die Datenbasis für das EUS bilden historische Daten einer Organisation oder Organisationseinheit. Bei diesen Daten handelt es sich um Zeitreihendaten, die die KPI-Werte im Zeitverlauf erfassen. Diese werden nachfolgend als Rohdaten der KPIs bezeichnet und lassen sich in (Haupt-)Daten und Metadaten aufteilen (vgl. Tabelle 5-1). Die (Haupt-)Daten bilden die historischen KPI-Werte, d. h. die Werte und zugehörigen Zeitstempel eines KPI. Diese werden ergänzt durch die Metadaten. Metadaten beschreiben Informationen, die zu (Haupt-)Daten gehören und den Nutzenden zu diesen mehr Kontext vermitteln [RILE17]. Bei den Rohdaten der KPIs stellen die Metadaten Informationen zur Bezeichnung, zum Bereich und zu den Limits sowie Zielwerten des zugehörigen KPI dar. Diese Informationen können oftmals aus der Beschreibung eines KPI im Kennzahlenblatt (vgl. Tabelle 2-3) oder aus der Datenstruktur in einem dSFM-System entnommen werden.

Tabelle 5-1: Kategorisierung der Rohdaten der KPIs

(Haupt-)Daten	Metadaten
Historische KPI-Werte	Zielwerte
	Obere und untere Limits
	Bezeichnung
	Bereich/Team

In der Praxis werden KPIs in unterschiedlichen Formen abgespeichert. Dies reicht von ERP- oder MES-Systemen über SQL-Datenbanken bis hin zu einfachen Excel-Tabellen. Um der Anforderung an eine Integrierbarkeit in bestehende Systeme gerecht zu werden, muss das EUS so gestaltet werden, dass unterschiedliche Datenquellen nutzbar sind. Dies erfordert ein standardisiertes Vorgehen zur Datenvorverarbeitung.

5.2.1 Datenanalyse

Um ein Vorgehen für die Datenvorverarbeitung definieren zu können, erfolgt zunächst eine Analyse von mehreren KPI-Datensätzen⁶ aus der Industrie. Die Analyse zeigte durchweg eine schlechte Datenqualität auf, sodass spezielle Datenbereinigungen und -vorbereitungen entwickelt werden müssen, bevor die eigentlichen Algorithmen auf die Daten angewendet werden können. Andernfalls könnten verfälschte oder sogar falsche Ergebnisse resultieren.

Eine schlechte Datenqualität kennzeichnet sich durch eine Vielzahl von Datenfehlern, Dubletten, fehlenden Werten, falschen Formatierungen, Widersprüchen usw. Probleme im Bereich der Datenqualität lassen sich grundsätzlich in Single-Source-Probleme (eine Datenbasis) und Multi-Source-Probleme (mehrere heterogene Datenbasen) unterscheiden. Diese können weiter in schema- und instanzbezogene Probleme unterteilt werden (vgl. Abschnitt 2.3.2). [RAHM00]

Bei den betrachteten Datensätzen spielen insbesondere instanzbezogene Probleme eine übergeordnete Rolle. Dies liegt vor allem daran, dass in den meisten Fällen die Datenaufnahme ohne ein standardisiertes Schema erfolgt und somit kaum Restriktionen vorliegen, welche Daten erfasst und gespeichert werden. Nachfolgend werden die häufigsten identifizierten Datenfehler aufgelistet und beschrieben.

Unvollständige Daten: Bei diesem Fehler handelte es sich um den am häufigsten identifizierten Fehler in den untersuchten Datensätzen. Er kennzeichnet sich dadurch, dass für ein Datum für einen oder mehrere KPI-Wert(e) kein Eintrag in den Daten vorhanden ist. Die Ursache hierfür kann verschiedene Gründe haben. Zum einen können für Tage, an denen nicht produziert wird, keine KPI-Werte vorliegen (bspw. Wochenende oder Feiertage). Zum anderen kann es auch vorkommen, dass einzelne Daten nicht erfasst oder übermittelt wurden, was auf ein Übersehen oder Vergessen hinweist.

Doppelte Werte für das gleiche Datum: In den analysierten Datensätzen erfolgte die Erfassung der KPIs mit einer täglichen Frequenz. Dennoch konnten doppelte Werte für das gleiche Datum häufiger beobachtet werden. Dies ist überraschend, da dieser Fehler durch einfache systemseitige Regeln bei der Eingabe verhindert werden kann (Schema-

⁶ Insgesamt wurden fünf Datensätze aus fünf verschiedenen Unternehmen unterschiedlichster Branchen analysiert. Bei den Datensätzen handelt es sich um Exporte aus dem ERP- und dSFM-System sowie vorliegenden Microsoft Excel Dateien. Die Struktur der Datensätze ähnelt dem Datensatzschema aus Tabelle 5-2.

Ebene). Die Ursache für eine doppelte Meldung kann auf eine Eingabe durch den gleichen oder zwei unterschiedliche Mitarbeitende zurückgeführt werden.

Werte außerhalb des zulässigen Wertebereichs: Die meisten KPIs haben einen klar definierten Wertebereich (bspw. Ausschussquote: 0-100 %) und können zudem in der Regel nicht negativ werden. Verletzen Werte den zulässigen Wertebereich handelt es sich um fehlerhafte Einträge, welche entfernt werden müssen. Ursache hierfür können bspw. Tippfehler sein. Am einfachsten zu beheben sind diese Fehler bereits durch Beschränkung der Eingaben auf den korrekten Wertebereich. Ist dies systemseitig nicht möglich, so müssen nachträglich Datenbereinigungsmechanismen integriert werden.

Einträge mit fehlerhaftem Datentyp: Eine Spezialform des Fehlers mit Werten außerhalb des zulässigen Wertebereichs stellen Einträge mit fehlerhaftem Datentyp dar. Der Fehler tritt auf, wenn die Datentypen in einer Datenbank, einer Tabelle oder einer anderen Art von Datenspeicherungseinheit nicht korrekt sind. In solchen Fällen können Daten fehlerhaft oder unvollständig gespeichert werden, was zu Problemen bei der Datenanalyse und der Entscheidungsfindung führen kann. Bspw. könnte ein Eintrag einer Spalte, die numerische Daten enthalten soll, versehentlich Einträge in Form von Textdaten beinhalten. Werden diese Fehler nicht korrigiert, kann die weitere Bearbeitung zu unerwarteten oder gar keinen Ergebnissen führen. Auch wenn die Datumsangaben nicht als Datum formatiert werden, kann dies zu Problemen führen, wenn die Daten in der Spalte sortiert oder nach dem Datum gefiltert werden sollen. Um diesen Datenfehler zu beheben, ist es wichtig, sicherzustellen, dass die Datentypen in einer Datenbank oder Tabelle korrekt gespeichert und anschließend eingelesen werden.

Ausreißer: Ein Ausreißer tritt auf, wenn es in einer Datensammlung Datenpunkte gibt, die signifikant von den anderen Datenpunkten abweichen [YANG19]. Diese Abweichungen können auf unterschiedliche Weise entstehen, bspw. durch einen Eingabefehler, einen Messfehler oder durch einen korrekten, aber ungewöhnlichen Wert. Ausreißer können problematisch sein, da sie die Analyse, Interpretation sowie weitere Verarbeitung der Daten beeinträchtigen können. Wenn Ausreißer nicht erkannt und korrigiert werden, können sie verzerrte Ergebnisse liefern und zu Fehlentscheidungen führen. [GUPT14] Ein Beispiel für einen Ausreißer ist ein außergewöhnlich hoher oder niedriger Wert für einen KPI. Angenommen wir betrachten die OEE eines Prozesses und erkennen Werte, die nicht repräsentativ für die Stichprobe sind (bspw. nahe 0 %). Dieser Datenpunkt kann ein Ausreißer sein, der die statistische Analyse und Interpretation der Daten beeinträchtigen kann. Um diesen Datenfehler zu beheben, ist es wichtig, Ausreißer zu identifizieren und zu entfernen oder zu korrigieren. Zudem ist es wichtig, die Ursachen für Ausreißer zu ermitteln, um in Zukunft ähnliche Fehler zu vermeiden.

Neben den genannten klassischen Datenfehlern konnten bei der Analyse weitere Auffälligkeiten festgestellt werden, die eine Datenvorverarbeitung bzw. -bereinigung bedürfen. Zum einen waren in den Datensätzen einige KPIs enthalten, die über den gesamten Betrachtungszeitraum kaum (wenige verschiedene Werte) bis gar nicht (nur ein konstanter

Wert) variierten. Da diese KPIs keinen Mehrwert für die weitere Verwendung liefern, werden sie bei der Datenbereinigung herausgefiltert.

Zum anderen ist eine zeitliche Begrenzung der verwendeten Datensätze notwendig, da sonst die Ergebnisse der Algorithmen verfälscht werden können. Produktionssysteme sind einem ständigen Wandel unterworfen und resultierend verändern sich auch die jeweiligen KPIs. Kommt es bspw. zu einem Produkt- oder Maschinenwechsel im Wertstrom, so sind die KPI-Werte vor und nach der Änderung nicht mehr vergleichbar. GITTLER ET AL. schlagen vor, dass diese tiefgreifenden Änderungen im Produktionssystem zu einem Split im Datensatz führen sollten [GITT19]. Um festzulegen, wie weit in die Vergangenheit zurückgeschaut werden kann und der Datensatz entsprechend geteilt werden muss, ist es erforderlich diese einschneidenden Ereignisse zu erfassen. Zu diesen gehören unter anderem Produkt- oder Maschinenwechsel oder auch größere Prozessanpassungen bspw. durch ein neues Wertstromdesign. Anschließend erfolgt dann die Zerteilung des Datensatzes. Hierbei gilt es Domänenexpert:innen miteinzubeziehen.

5.2.2 Datenvorverarbeitung

Auf Basis der identifizierten Datenfehler wurde ein Vorgehen zur automatisierten Datenbereinigung entwickelt, welches in Abbildung 5-2 dargestellt ist und nachfolgend beschrieben wird.

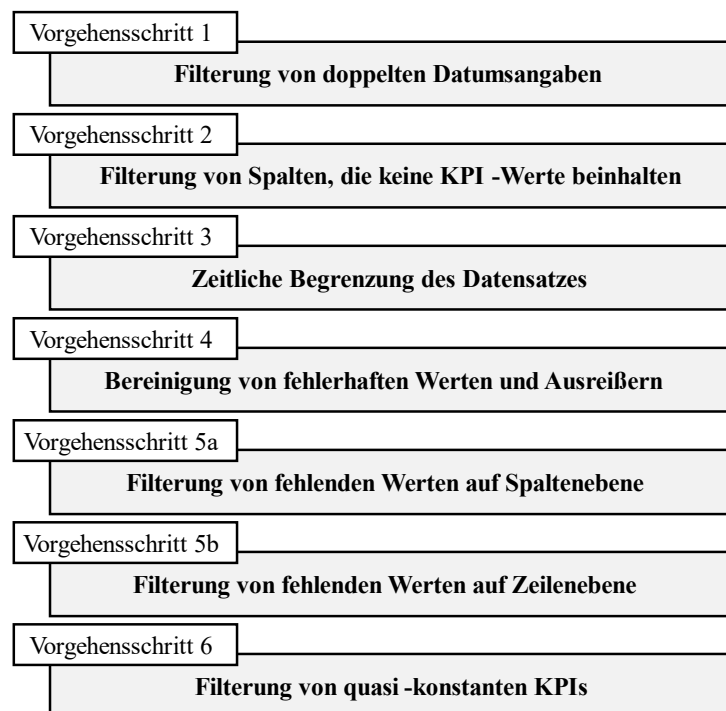


Abbildung 5-2: Vorgehen zur Datenvorverarbeitung

Im ersten Schritt wird der Datensatz auf Duplikate bei den Datumsangaben geprüft (*Vorgehensschritt 1*). Ein beispielhaftes Schema des Datensatzes ist in Tabelle 5-2 dargestellt. Werden Duplikate identifiziert, so wird der neuere Eintrag behalten und der ältere Eintrag

gelöscht. In Expert:innengesprächen wurde erläutert, dass teilweise Korrekturen von Einträgen für ein Datum vorgenommen werden, was zu den Duplikaten führt und es deshalb ratsam ist, die neueren Einträge zu verwenden. Danach werden alle Spalten herausgefiltert, die keine KPI-Werte enthalten (*Vorgehensschritt 2*).

Tabelle 5-2: Datensatzschema

Datum	KPI 1	KPI 2	KPI 3	...	KPI n
2023-01-01	23,5	120	0,87	...	56
2023-01-02	24,1	115	0,92	...	60
2023-01-03				...	58
2023-01-04	22,8	118		...	53
...
2023-12-31	25,0	133		...	62

Anschließend erfolgt die zeitliche Begrenzung des Datensatzes (*Vorgehensschritt 3*). Wie bereits erläutert, ist die Begrenzung für den ausgewählten Bereich bzw. für das ausgewählte Unternehmen individuell zu bestimmen. Sie hängt primär von den stattgefundenen Veränderungsprozessen im betrachteten Bereich ab. Zudem ergibt sich aus den Anforderungen, der verwendeten Assoziationsmaße, eine Mindestanzahl an Datenpunkten als Stichprobengröße. Es existiert keine allgemein anerkannte Empfehlung für eine ausreichende Stichprobengröße bzw. variiert diese je nach Anwendungsfall. Dennoch schlagen einige Autoren eine Mindestanzahl von Datenpunkten für die Anwendbarkeit von Assoziationsmaßen vor. Bspw. schlägt DAVID vor, den Korrelationskoeffizienten von BRAVAIS-PEARSON nur für eine Stichprobengröße von $n \geq 25$ anzuwenden. [BONE00], [DAVI09] Im Folgenden entspricht T_M dem Datum, welches den Datensatz auf die erforderliche Stichprobengröße beschränkt, D dem Begrenzungsdatum und T_E , dem Datum mit der jüngsten einschneidenden Veränderung. Das Begrenzungsdatum D muss so gewählt werden, dass D kleiner gleich T_M und D größer als T_E ist (vgl. Formel 3). Kann T_E nicht bestimmt werden, empfiehlt es sich eine robuste Annahme für die Größe des Datensatzes zu treffen und die Stichprobengröße so zu wählen, dass sie den Zeitraum von einem Jahr umfasst.

$$T_M \geq D > T_E \quad (3)$$

Nach der Begrenzung des Zeitrahmens des Datensatzes folgt die eigentliche Bereinigung (*Vorgehensschritt 4*). Hierbei werden zum einen negative KPI-Werte entfernt, da Produktions-KPIs in der Regel keine negativen Werte annehmen können und es sich somit um fehlerhafte Eingaben handelt. Zum anderen werden in diesem Schritt Ausreißer identifiziert und entfernt. Um diese zu identifizieren, eignen sich unterschiedliche statistische Methoden, wie z. B. die Ausreißerbereinigung über den Interquartilsabstand (IQR). Aufgrund seiner Robustheit und einfachen Umsetzbarkeit, ungewöhnliche Datenpunkte zu erkennen sowie zu entfernen, wurde der IQR in dieser Arbeit zur Ausreißerbereinigung verwendet. Der IQR ist die Differenz zwischen dem 3. Quartil und dem 1. Quartil (vgl.

Formel 4). Durch die Definition eines unteren (T_{min}) und oberen Grenzwerts (T_{max}) können auf Basis des IQR Ausreißer identifiziert werden (vgl. Formel 5). Der Faktor c wird dabei üblicherweise auf 1,5 festgelegt. Liegt ein Wert außerhalb der Grenzwerte, handelt es sich um einen Ausreißer. [YANG19]

$$IQR = Q_3 - Q_1 = Q_{0,75} - Q_{0,25} \quad (4)$$

$$T_{min} = Q_1 - c \cdot IQR; T_{max} = Q_3 + c \cdot IQR \quad (5)$$

Im nächsten Schritt wird der Datensatz auf fehlende Werte überprüft (*Vorgehensschritt 5*). Im Allgemeinen existieren mit der Imputation und Löschung von fehlenden Daten grundsätzlich zwei verschiedene Verfahren zum Umgang mit fehlenden Werten. Bei der Imputation werden fehlende Werte durch Schätzungen oder Vorhersagen ersetzt. Hierbei können verschiedene Methoden wie die Mittelwert- oder Median-Imputation, die Regression oder die k-Nearest-Neighbor-Imputation verwendet werden. Die Gesamtgröße der Daten verändert sich somit durch eine Imputation nicht. Im Gegensatz dazu werden bei der Löschung von Werten die betroffenen Daten aus dem Datensatz entfernt. [KANG13]

Nach einer detaillierten Analyse der fehlenden Werte in den vorliegenden Datensätzen wurde festgestellt, dass diese hauptsächlich auf nicht erfasste Eingaben zurückzuführen sind. Dies trifft insbesondere auf Tage zu, an denen keine Produktion im betreffenden Bereich stattfand. Aus diesem Grund wurde sich für eine Löschung der fehlenden Werte entschieden, mit dem Ziel anschließende Analysen möglichst gering zu beeinflussen. Zunächst wird der Datensatz spaltenweise auf fehlende Werte überprüft (*Vorgehensschritt 5a*). Es gibt keine festgelegte Regel dafür, ab welchem Prozentsatz fehlender Werte eine Spalte entfernt werden sollte. Die Entscheidung hängt von verschiedenen Faktoren ab, wie z. B. der Größe des Datensatzes, der Anzahl der Spalten und der Art der Daten. Anschließend erfolgt eine zeilenweise Überprüfung des Datensatzes auf fehlende Werte (*Vorgehensschritt 5b*). Im vorliegenden Fall wurde sich dafür entschieden alle Zeilen, die nur fehlende Werte (NaN-Werte) enthalten, zu entfernen. Bei diesen Zeilen handelt es sich primär um Tage, an denen nicht produziert wurde (bspw. Feiertage oder Wochenenden) und dementsprechend keinerlei Werte aufgezeichnet wurden. Dementsprechend ist davon auszugehen, dass die Bereinigung kaum bis keine Effekte auf nachgelagerte Analysen hat.

Nachfolgend werden diejenigen KPIs herausgefiltert, die nur eine geringe Variation (< 5 einzigartige Werte) aufweisen und nahezu konstant sind (*Vorgehensschritt 6*). Dies ist ein wichtiger Schritt bei der Datenvorverarbeitung, um sicherzustellen, dass die verbleibenden Spalten aussagekräftig sind. Zudem wird dabei die Anzahl der zu betrachtenden KPIs signifikant verringert, was spätere Analysen erleichtert. Nach Abschluss der Datenbereinigung liegt ein Datensatz vor, der für die weitere Verarbeitung durch die Algorithmen geeignet ist.

5.3 Applikationsschicht

Die Applikationsschicht, auch das Modellmanagementsystem genannt, bildet den Kern eines EUS und stellt die Funktionalitäten bereit, um die Nutzenden bei der Analyse von Daten und der Unterstützung von Entscheidungsprozessen zu helfen [TURB05]. Der in dieser Arbeit entwickelte Lösungsansatz (vgl. Abschnitt 4.3) sieht zwei verschiedene Funktionalitäten für die Applikationsschicht vor, welche neu entwickelt werden müssen:

- Erkennung und Quantifizierung der Zusammenhänge
- Filterung und Priorisierung der relevanten Zusammenhänge

Diese werden nachfolgend detailliert beschrieben. Bei der dritten Funktionalität des Lösungsansatzes, die Abweichungserkennung, kann auf bestehende Entwicklungen zurückgegriffen werden. Daher wird diese nur im Rahmen des Warnsystems (vgl. Abschnitt 5.4.2) kurz eingeführt.

5.3.1 Erkennung und Quantifizierung der Zusammenhänge

Es existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Verfahren, um Zusammenhänge zwischen zwei Merkmalen zu identifizieren. In dieser Arbeit wurde sich dafür entschieden, Assoziationsmaße für die Erkennung und Quantifizierung von paarweisen Zusammenhängen zwischen KPIs zu verwenden (vgl. Abbildung 5-3). Die Wahl für Assoziationsmaße resultiert aus der Präsenz einer umfangreichen und heterogenen Kennzahlendatenmenge in produzierenden Unternehmen, in der häufig keine a priori formulierten Hypothesen bezüglich bestehender Abhängigkeiten vorliegen. Die vorrangige Aufgabe des EUS besteht folglich darin, eine initiale explorative Datenanalyse durchzuführen, um relevante Assoziationen zwischen einzelnen Kennzahlen zu identifizieren und diese den Mitarbeitenden auf dem Shopfloor bereitzustellen. Eine detaillierte Modellierung von ausgewählten Kennzahlen (bspw. mittels Verfahren des ML) ist nicht Teil dieser Arbeit. Jedoch könnten die identifizierten Zusammenhänge den Ausgangspunkt für eine weitere Modellierung bilden.

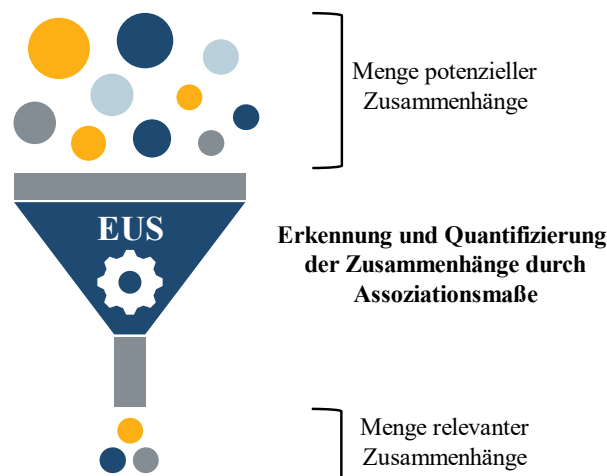


Abbildung 5-3: Identifikation relevanter Zusammenhänge durch Assoziationsmaße

Dimensionen der Zusammenhänge

Die Wahl eines geeigneten Assoziationsmaßes hängt im Wesentlichen vom Skalenniveau der betrachteten Daten sowie der Form (bspw. linear, kubisch, monoton) der zu untersuchenden Zusammenhänge ab (vgl. Abschnitt 2.3.3). Um eine Auswahl von geeigneten Assoziationsmaßen und ein entsprechendes Funktionsdesign durchführen zu können, müssen zunächst die Charakteristika der zu erkennenden Zusammenhänge zwischen KPIs definiert werden.

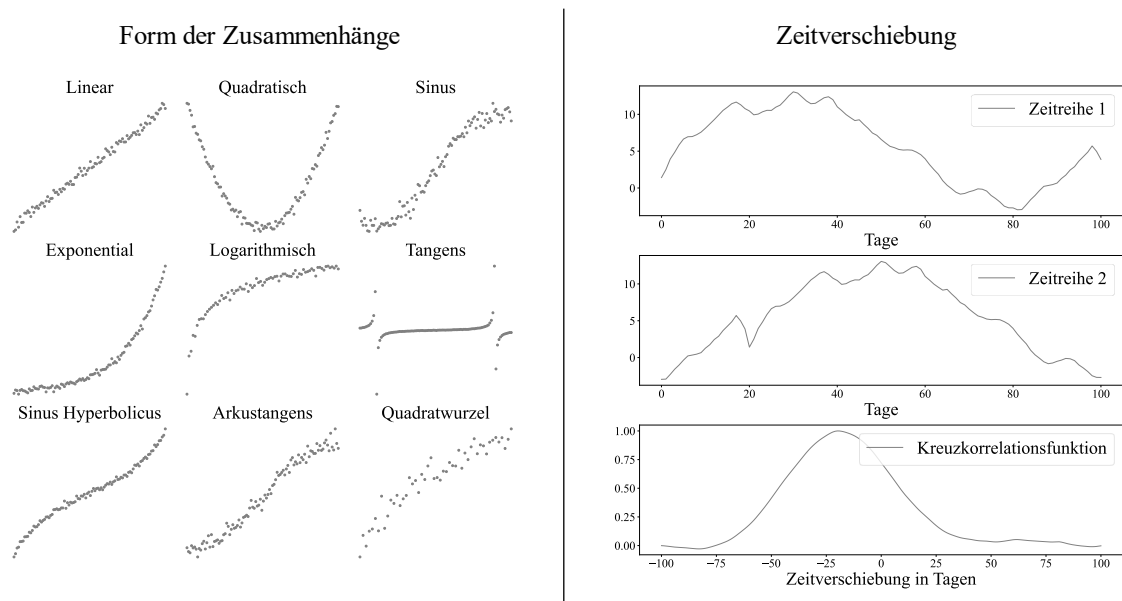


Abbildung 5-4: Dimensionen der Zusammenhänge

Zusammenhänge zwischen KPIs werden insbesondere durch die Form des Zusammenhangs und die auftretende Zeitverschiebung charakterisiert. Die Form des Zusammenhangs beschreibt die Funktion der mathematischen Beziehung zwischen zwei KPIs (z. B. linear, quadratisch, kubisch) und beeinflusst maßgeblich die Auswahl eines geeigneten Assoziationsmaßes für das EUS (vgl. Abbildung 5-4 – links). Da es sich bei KPIs um Zeitreihendaten handelt, spielt auch die Zeitverschiebung der Variablen eine zentrale Rolle. Ursache und Wirkung eines Ereignisses in der Wertschöpfungskette treten zu unterschiedlichen Zeitpunkten auf und schlagen sich dementsprechend auch zu unterschiedlichen Zeitpunkten in den entsprechenden KPIs nieder (vgl. Abbildung 5-4 – rechts). Da die Zeitverschiebung zwischen zwei KPIs vorab nicht bekannt ist, muss ein Vorgehen entwickelt werden, welches diesen Versatz automatisiert erkennt und die Stärke des zeitverschobenen Zusammenhangs quantifiziert.

Auswahl der Assoziationsmaße

Um eine Auswahl geeigneter Assoziationsmaße zur Quantifizierung von KPI-Zusammenhängen treffen zu können, werden diese zunächst qualitativ analysiert und miteinander verglichen.

Wie bereits erläutert, hängt die Wahl eines Assoziationsmaßes zunächst von dem Skalenniveau der betrachteten Daten ab. Da es sich bei Produktionskennzahlen im Wesentlichen um Daten auf der Kardinalskala handelt, werden lediglich geeignete Assoziationsmaße für dieses Skalenniveau verglichen (vgl. Tabelle 5-3). Als Vergleichskriterien werden neben dem Skalenniveau, die Form der untersuchten Zusammenhänge, ob eine Aussage über die Richtung der Beziehung möglich ist, die Anforderung an die Verteilung der Daten, die Anfälligkeit in Bezug auf Ausreißer, der rechnerische Aufwand sowie der Informationsgehalt herangezogen. Dabei spielt vor allem der Informationsgehalt des jeweiligen Assoziationsmaßes eine übergeordnete Rolle, um aus den erkannten Zusammenhängen einen Mehrwert für die Produktionsmitarbeitenden herstellen zu können. Bspw. können aus dem Korrelationskoeffizienten nach BRAVAIS-PEARSON die Informationen zur Stärke der Beziehung, der Richtung der Beziehung und der Form der Beziehung (linear) entnommen werden.

Tabelle 5-3: Vergleich unterschiedlicher Assoziationsmaße

		Assoziationsmaße				
		Korrelationskoeffizient nach BRAVAIS-PEARSON r_P	SPEARMAN'S Rho r_S	KENDALL'S Tau r_K	Distanzkorrelation r_D	MIC r_M
Vergleichskriterien	Skalenniveau	Mindestens intervallskaliert	Mindestens ordinalskaliert	Mindestens ordinalskaliert	Skalennivariante	Mindestens intervallskaliert
	Formen der untersuchten Zusammenhänge	Linear	Monoton	Monoton	Divers	Divers
	Aussage über Richtung der Beziehung möglich (Wertebereich)	Ja (-1 bis 1)	Ja (-1 bis 1)	Ja (-1 bis 1)	Nein (0 bis 1)	Nein (0 bis 1)
	Anforderung an Verteilung der Daten	Normalverteilt	Keine	Keine	Keine	Keine
	Anfälligkeit in Bezug auf Ausreißer	Empfindlich für Ausreißer	Empfindlich für Ausreißer	Robust gegenüber Ausreißern	Robust gegenüber Ausreißern	Robust gegenüber Ausreißern
	Rechnerischer Aufwand	Gering	Gering	Gering	Hoch	Hoch
	Informationsgehalt	Hoch	Mittel	Mittel	Gering	Gering

Der Vergleich der unterschiedlichen Assoziationsmaße zeigt die verschiedenen Vor- und Nachteile in Bezug auf die Vergleichskriterien auf. Dabei fällt auf, dass eine gute Performance in einem Kriterium häufig mit einer schlechteren Performance in einem anderen Kriterium einhergeht. Während bspw. SPEARMAN'S Rho und KENDALL'S Tau im Vergleich zum Korrelationskoeffizient nach BRAVAIS-PEARSON geringere Anforderungen in Bezug auf das Skalenniveau aufweisen, ist deren Informationsgehalt geringer.

Insgesamt lassen sich beim Vergleich der unterschiedlichen Assoziationsmaße drei verschiedene Klassen identifizieren. Die erste Klasse wird durch den Korrelationskoeffizienten nach BRAVAIS-PEARSON gebildet. Er zeichnet sich durch einen hohen Informationsgehalt aus, betrachtet jedoch nur lineare Zusammenhänge. Die zweite Klasse bilden SPEARMAN'S Rho und KENDALL'S Tau. Sie weisen einen mittleren Informationsgehalt auf, können dafür jedoch jegliche Arten von monotonen Zusammenhängen (linear und nicht-linear) identifizieren. Die Unterschiede zwischen den beiden Rangkorrelationskoeffizienten sind häufig marginal, weshalb die Betrachtung von einem der beiden für das EUS ausreichend ist (vgl. Abschnitt 2.3.3). Die letzte Klasse wird durch die Distanzkorrelation und den MIC gebildet. Sie können verschiedenste Arten von Zusammenhängen (auch nicht-monotone) identifizieren, bieten jedoch aufgrund dieser Tatsache auch nur einen geringen Informationsgehalt. Im Vergleich dieser beiden Assoziationsmaße wurde sich in dieser Arbeit für MIC entschieden, da dieser in Bezug auf die Detektion unterschiedlichster Formen von Zusammenhängen stärkere Eigenschaften als die Distanzkorrelation aufweist [RESH16].

Der Vergleich der verschiedenen Assoziationsmaße zeigt, dass kein Assoziationsmaß alle Anforderungen gleichermaßen erfüllen kann. Aus diesem Grund empfiehlt es sich zur Bestimmung der paarweisen KPI-Zusammenhänge eine Kombination der verschiedenen Maße heranzuziehen. Dadurch kann sowohl sichergestellt werden, dass die identifizierten Zusammenhänge möglichst gut interpretiert werden können, ohne bestimmte Formen von Zusammenhängen außer Acht zu lassen. Das gewählte, schrittweise Vorgehen ist in Abbildung 5-5 dargestellt. Ausgehend von dem Assoziationsmaß mit dem höchsten Informationsgehalt werden die paarweisen Assoziationen berechnet und anschließend einer Schwellenwertprüfung unterzogen. Ist der Betrag der jeweiligen Korrelation größer als ein gewählter Schwellenwert T wird der paarweise Zusammenhang abgespeichert. Andernfalls erfolgt eine Berechnung der Assoziation durch das nächste Assoziationsmaß. Es sei angemerkt, dass die alleinige Quantifizierung der Stärke eines mittels des MIC ermittelten Zusammenhangs nicht hinreichend aussagekräftig oder interpretierbar ist, da dieser Zusammenhang diverse mögliche Formen annehmen kann. In derartigen Fällen ist eine detaillierte Untersuchung des vorliegenden Zusammenhangs, bspw. durch grafische Visualisierungen, zwingend notwendig (vgl. Abschnitt 5.4.1).

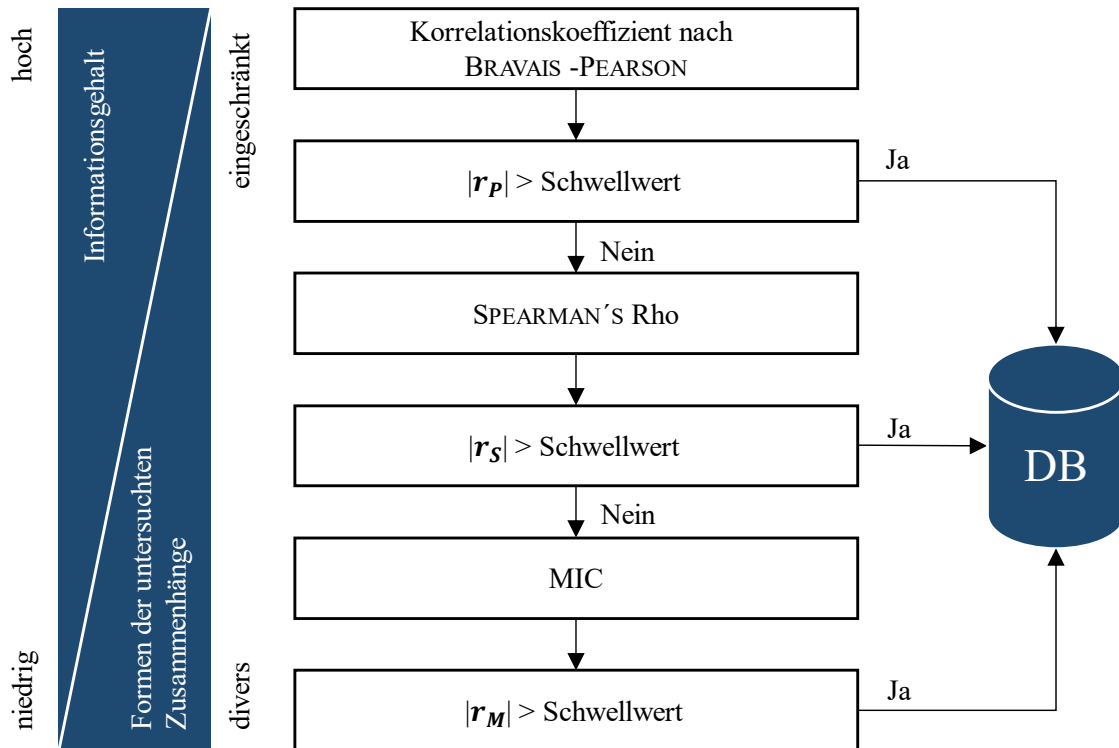


Abbildung 5-5: Schrittweises Vorgehen zur Identifikation der Zusammenhänge

Bestimmung der Zeitverschiebung

Zur Bestimmung der Zeitverschiebung zwischen zwei KPIs in einer Prozesskette wird ein Optimierungsmodell hergeleitet. Hierzu werden drei verschiedene Elemente benötigt [SIOS17]:

- **Zielfunktion:** Die Zielfunktion modelliert den mathematischen Zusammenhang zwischen Entscheidungsvariablen und der zu maximierenden oder minimierenden Größe.
- **Entscheidungsvariablen:** Die Entscheidungsvariablen sind die Variablen, die von den Entscheidungstragenden gesteuert werden können und die das Ergebnis der Optimierung beeinflussen.
- **Restriktionen** (Nebenbedingungen): Die Restriktionen sind die Bedingungen, unter denen das Optimierungsproblem gelöst werden soll. Diese Bedingungen können in Form von Ungleichungen oder Gleichungen ausgedrückt werden und können bspw. die verfügbaren Ressourcen, die Kapazitäten oder andere Einschränkungen der Entscheidungsvariablen darstellen.

Zur Definition der Zielfunktion für die Bestimmung der Zeitverschiebung zwischen zwei KPIs kann auf das Vorgehen zur Bestimmung von Kreuzkorrelationen⁷ zurückgegriffen werden. Anders als bei der klassischen Korrelation beschreibt die Kreuzkorrelation die

⁷ Der Begriff 'Korrelation' wird in diesem Zusammenhang aus Gründen der Vereinfachung verwendet, obwohl der MIC kein Korrelationskoeffizient im herkömmlichen Sinne ist.

statistische Ähnlichkeit zweier Zeitreihen, die zeitlich gegeneinander verschoben werden. Üblicherweise wird die Kreuzkorrelation lediglich für den Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON definiert. [BOKE02] Das Verfahren kann jedoch auch auf andere Koeffizienten erweitert werden. Zur Berechnung der Kreuzkorrelationen wird die Zeitreihe der einen Variablen festgehalten und die Zeitreihe der anderen Variablen schrittweise verschoben. Für jede Zeitverschiebung τ wird dann die entsprechende Korrelation berechnet. Die Kreuzkorrelationsfunktion zweier Zeitreihenfunktionen $x(t)$, $y(t)$ ist wie folgt definiert (x^* entspricht der konjugiert komplexen Funktion von x):

$$K(\tau) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} x^*(t)y(t + \tau)dt \right| \rightarrow \max \quad (6)$$

Das Ziel der Optimierung ist es, den zeitlichen Versatz τ unter Berücksichtigung der Restriktionen zu bestimmen, bei der der Betrag⁸ der Kreuzkorrelation maximal wird. Dahinter steht die Annahme, dass die maximale Kreuzkorrelation genau der Zeitverschiebung zwischen Ursache und Wirkung zwischen zwei KPIs entspricht. Es handelt sich daher um ein Maximierungsproblem mit der Entscheidungsvariablen τ , welche der Zeitverschiebung zwischen der Zeitreihe $x(t)$ von KPI x zur Zeitreihe $y(t)$ von KPI y entspricht. Bei der Bestimmung des zeitlichen Versatzes sind verschiedene Nebenbedingungen einzuhalten.

Die erste Nebenbedingung beschränkt die Entscheidungsvariable auf ganze Zahlen (vgl. Formel 7). Es handelt sich somit um eine diskrete Kreuzkorrelationsfunktion. Dabei bedeutet $\tau = 1$ eine Zeitverschiebung der Zeitreihe $y(t)$ um eine Zeiteinheit. Die Zeiteinheit hängt von der Aufzeichnungsfrequenz der KPI-Daten ab und entspricht in der Regel einem Tag oder bei Mehrschichtmodellen einer Schicht (pro Tag/ pro Schicht wird ein KPI-Wert gespeichert). Werden die KPI-Werte kurzzyklischer gespeichert, kann die Zeiteinheit aber bspw. auch Stunden betragen.

$$\tau \in \mathbb{Z} \quad (7)$$

Die zweite Nebenbedingung stellt sicher, dass nur sinnvolle Zeitverschiebungen zwischen KPIs betrachtet werden (vgl. Formel 8). Zum einen sind nur solche Zeitverschiebungen zwischen zwei KPIs von Bedeutung, bei denen der KPI eines nachfolgenden Prozesses P_y auf den KPI eines vorgelagerten Prozesses P_x folgt. P_x und P_y beschreiben dabei die Positionen der KPIs im Wertstrom, wobei P_x vor P_y liegt. Zum anderen muss die Zeitverschiebung auch durch einen Schwellenwert (engl. threshold) T beschränkt werden, um nicht zufälligen Scheinkorrelationen zu unterliegen. Dabei bietet es sich an, die durchschnittliche Durchlaufzeit des Gesamtprozesses als Schwellenwert zu verwenden. Es ist davon auszugehen, dass es sich bei Kreuzkorrelationen mit einer Zeitverschiebung größer der durchschnittlichen Durchlaufzeit um Scheinkorrelationen handelt, weswegen diese durch die Bedingung ausgeschlossen werden.

⁸ Korrelationen haben häufig einen Wertebereich von -1 bis 1.

$$\tau \in \begin{cases} T > \tau \geq 0 \text{ für } P_x > P_y \\ -T < \tau \leq 0 \text{ für } P_x < P_y \end{cases} \quad (8)$$

Können die Positionen P_x und P_y der KPIs nicht aus dem vorliegenden Datensatz bestimmt werden, vereinfacht sich die Nebenbedingung wie folgt, wobei die irrelevanten Zusammenhänge im Nachhinein herausgefiltert werden müssen:

$$\tau \in (-T, T] \quad (9)$$

Abbildung 5-6 stellt den Verlauf einer beispielhaften diskreten Kreuzkorrelationsfunktion zwischen zwei KPIs dar.

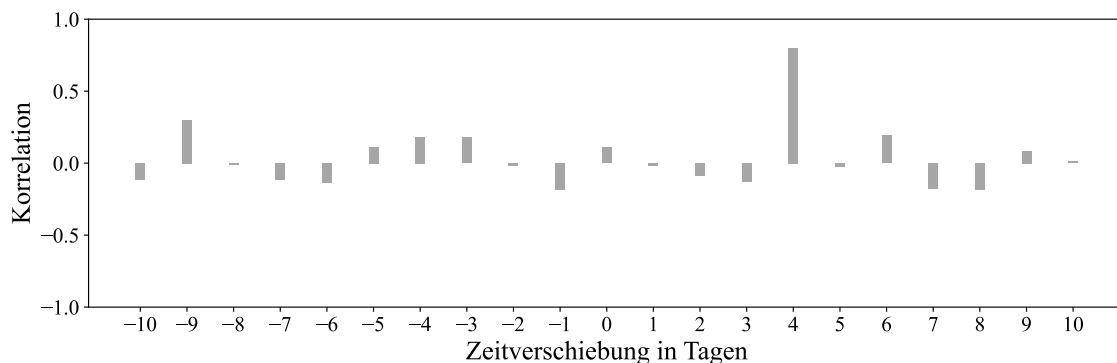


Abbildung 5-6: Bsp. einer diskreten Kreuzkorrelationsfunktion zwischen zwei KPIs

Da es sich bei dem Optimierungsproblem um ein eindimensionales, ganzzahliges, lineares Optimierungsproblem mit einer begrenzten Anzahl an Lösungsmöglichkeiten handelt, kann es durch Berechnung aller möglichen Lösungen und anschließenden Bestimmung des betragsmäßigen Maximalwerts effizient gelöst werden. Nachfolgend wird das schrittweise Vorgehen zur Berechnung der optimalen Lösung beschrieben:

1. Bestimmung der zulässigen Menge unter Berücksichtigung der Restriktionen.
2. Erstellung einer Liste aller ganzen Zahlen für die Zeitverschiebung, die in der zulässigen Menge liegen.
3. Berechnung der Zielfunktion (Kreuzkorrelation) für jede Lösung: Einsetzen aller möglichen ganzzahligen Zeitverschiebungen in die Zielfunktion und Berechnung der Kreuzkorrelation. Speicherung der Werte in einer separaten Liste.
4. Wahl der optimalen Lösung: Finden der Lösung mit dem höchsten Zielfunktionswert (Kreuzkorrelation) aus der zuvor erstellten Liste. Diese Lösung stellt die optimale Lösung für das Problem dar.

Nachdem die unterschiedlichen Assoziationsmaße und das Vorgehen zur Bestimmung der Zeitverschiebung vorgestellt wurden, wird im Folgenden der Gesamttablauf zur Bestimmung der KPI-Zusammenhänge beschrieben (vgl. Abbildung 5-7).

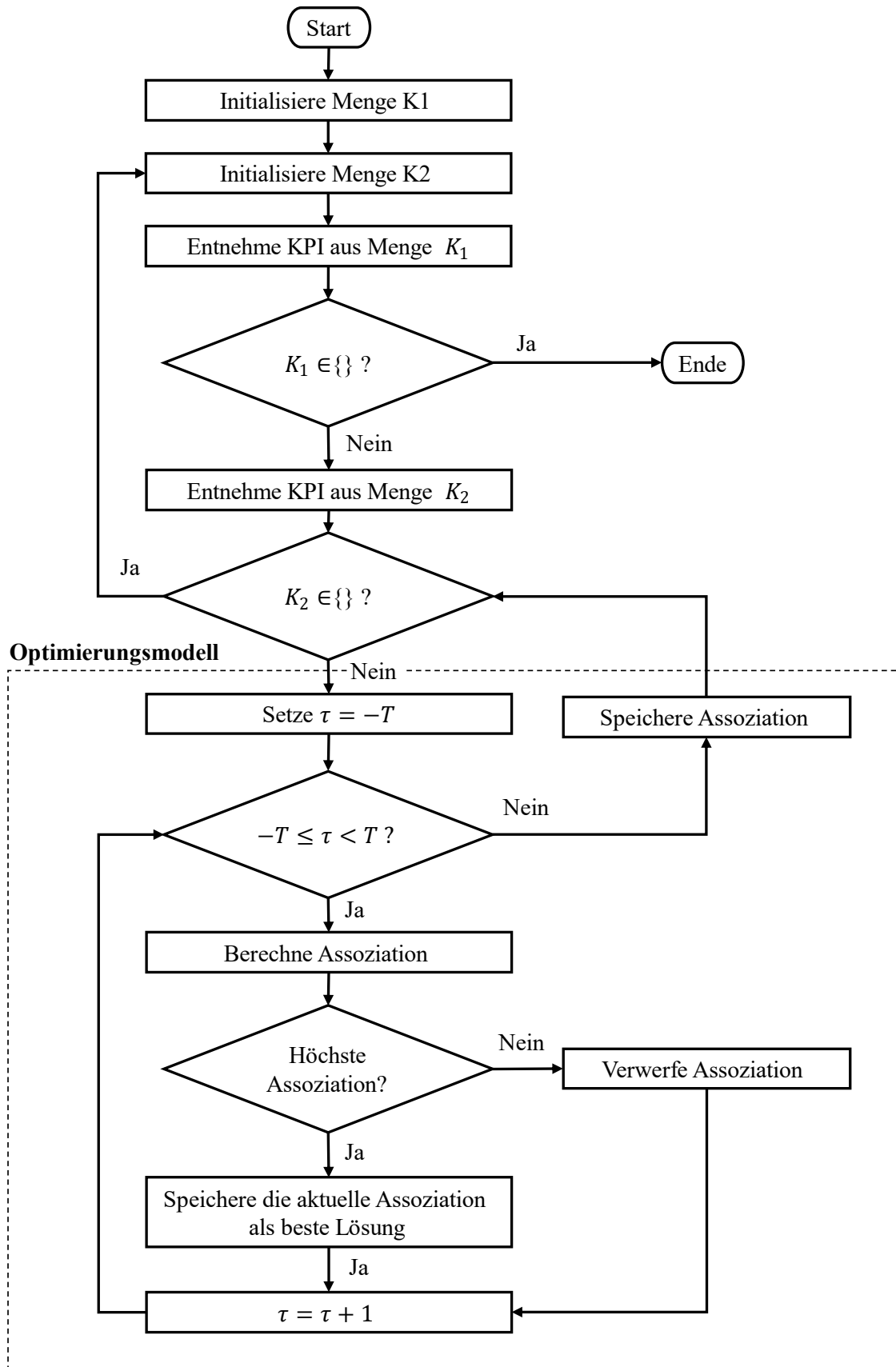


Abbildung 5-7: Ablaufdiagramm Bestimmung KPI-Zusammenhänge

Das Vorgehen startet damit, dass zunächst zwei identische Mengen aller zu untersuchenden KPIs initialisiert werden. Danach wird aus der ersten Menge ein KPI entnommen. Anschließend wird aus der zweiten Menge ein KPI entnommen. Nun wird der zeitliche Versatz τ initialisiert und das Assoziationsmaß zwischen den beiden KPIs berechnet. Da die Datenvorverarbeitung in Bezug auf fehlende Werte (vgl. Abschnitt 5.2) lediglich auf Basis des gesamten Datensatzes durchgeführt wurde und dementsprechend weiterhin fehlende Werte erhalten sind, erfolgt bei der Berechnung der Assoziationen eine entsprechende Löschung von fehlenden Daten bei den betrachteten KPI-Paaren. Dieses Vorgehen stellt sicher, dass alle vorhandenen Informationen zur Berechnung der Assoziation genutzt werden. Das beschriebene Vorgehen wird anschließend für alle τ innerhalb der Restriktionen wiederholt und die insgesamt höchste Kreuzkorrelation inklusive der entsprechenden Zeitverschiebung abgespeichert. Als Nächstes wird ein weiterer KPI aus der zweiten Menge entnommen und die Assoziationen wie zuvor berechnet. Das Vorgehen wird so lange wiederholt, bis keine KPIs mehr in der zweiten Menge enthalten sind. Ist dies der Fall, wird die zweite Menge neu mit allen KPIs initialisiert und ein zweiter KPI aus der ersten Menge entnommen. Das zuvor beschriebene Vorgehen wird ebenfalls so lange wiederholt bis in der ersten Menge keine KPIs mehr vorhanden sind. Ist dies der Fall, sind alle möglichen paarweisen Assoziationen berechnet und das Vorgehen abgeschlossen.

5.3.2 Filterung und Priorisierung der relevanten Zusammenhänge

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten das Vorgehen zur Berechnung der paarweisen Assoziationen erläutert wurde, wird nun ein Vorgehen entwickelt, um daraus die relevantesten Assoziationen identifizieren zu können.

In der Analyse großer Datensätze kann es schwierig sein, den Überblick über eine große Anzahl von Assoziationen zu behalten. Um die Anzahl an paarweisen Korrelationen von n KPIs zu berechnen, kann folgende Formel verwendet werden:

$$\text{Anzahl der Korrelationen} = \frac{n \cdot (n - 1)}{2} \quad (10)$$

Diese Formel ergibt sich aus der Tatsache, dass jede Variable mit jeder anderen Variable einmal korreliert wird. Es kann jedoch keine Aussage über die Richtung der Wirkung getroffen werden. Dementsprechend kann nicht festgestellt werden, ob Variable 1 auf Variable 2 wirkt oder umgekehrt. Daher wird die Gesamtzahl der möglichen Kombinationen durch zwei geteilt, um diese Duplikate zu entfernen. Da im dargestellten Vorgehen zusätzlich die Zeitverschiebung von KPIs berücksichtigt wird, erhöht sich die Anzahl der zu berechnenden Korrelationen und die Formel muss wie folgt angepasst werden:

$$\text{Anzahl der Korrelationen} = 2 \cdot T \cdot \frac{n \cdot (n - 1)}{2} = T \cdot n \cdot (n - 1) \quad (11)$$

Bei einem Unternehmen mit 100 KPIs und einer Begrenzung der Zeitverschiebung auf 20 Zeiteinheiten ergeben sich 198.000 zu berechnende Korrelationen. Diese Vielzahl an

Informationen erschwert die Identifizierung und das Verständnis entscheidender Zusammenhänge, die für die Entscheidungsfindung von Bedeutung sind.

Daher ist es notwendig, eine Strategie zur Filterung der relevanten Assoziationen zu entwickeln. Eine Möglichkeit besteht darin, einen Schwellenwert zu definieren und nur Korrelationen anzuzeigen, die über diesem Schwellenwert liegen. Darüber hinaus können nicht-relevante Korrelationen durch Integration von Domänenwissen automatisch herausgefiltert werden. Dies hilft, den Fokus auf die relevanten Korrelationen zu legen und vermeidet unnötige Aufwendungen für unbedeutende Korrelationen. Wichtig ist jedoch immer zu beachten, dass eine Korrelation keine Aussage bezüglich kausaler Beziehungen trifft, da solche Muster in den Daten zufällig entstehen können (sog. Scheinkorrelationen). [BURD18] Aus diesem Grund ist es stets zweckmäßig, die gefundenen Zusammenhänge einer manuellen Prüfung zu unterziehen, auch wenn dies mit hohen Aufwänden verbunden ist.

Filterung durch Schwellenwert

Die einfachste Form Korrelationen zu filtern, bezieht sich auf die Praxis, nur Korrelationskoeffizienten über einem bestimmten Schwellenwert zu berücksichtigen und Korrelationen mit einem niedrigeren Koeffizienten zu ignorieren. Allerdings gibt es keine allgemein gültige Aussage, ab wann Korrelationen als stark, mittel oder schwach angesehen werden und wie dementsprechend ein Schwellenwert gewählt werden sollte. Häufig wird jedoch folgende Orientierungshilfe verwendet [COHE88]:

- Korrelationskoeffizienten zwischen -1 und -0,7 (oder 1 und 0,7) werden als starke Korrelationen betrachtet.
- Korrelationskoeffizienten zwischen -0,7 und -0,3 (oder 0,3 und 0,7) werden als mittelstarke Korrelationen betrachtet.
- Korrelationskoeffizienten zwischen -0,3 und 0,3 werden als schwache Korrelationen betrachtet.

Diese Grenzwerte können als erste Orientierung zur Wahl des Schwellenwertes dienen. Im Allgemeinen bietet sich jedoch ein iterativer Ansatz an, bei dem schrittweise der Schwellenwert von hoch auf niedrig verringert wird, solange noch eine händelbare Menge an Korrelationen identifiziert wird.

Filterung durch Integration von Domänenwissen

Eine weitere Möglichkeit, unter der Vielzahl erkannter Korrelationen die wichtigsten zu identifizieren, besteht darin, Domänenwissen zu nutzen, um relevante Korrelationen zu filtern. Dies kann auf verschiedene Arten realisiert werden. Zum einen besteht die Möglichkeit, Domänenwissen in Form von Regeln zu integrieren und somit eine automatische Filterung von relevanten Korrelationen zu realisieren. Eine mögliche Regel ist das Herausfiltern von zeitverzögerten Korrelationen flussaufwärts im Wertstrom, sofern dies nicht bereits durch die zweite Nebenbedingung des Optimierungsproblems sichergestellt wurde. GITTLER ET AL. sehen einen intuitiven Ansatz zur Filterung von Korrelationen in

der Berücksichtigung der Vorwärtspropagation von Fehlern im Prozess. Durch die Berücksichtigung von Montagesequenzen sind sie in der Lage, in ihrem Anwendungsfall die Anzahl der relevanten Korrelationen signifikant zu reduzieren. [GIT19] Ein ähnliches Vorgehen bietet sich ebenfalls für die Filterung von KPI-Korrelationen an, da Änderungen in der Produktion in früheren Schritten des Wertstroms oft erst später Auswirkungen auf die nachfolgenden Schritte haben und nicht andersherum. Wenn bspw. eine Maschine in einer früheren Produktionsstufe ausfällt, kann dies zu einer Verzögerung in der Produktion führen und Auswirkungen auf nachfolgende Schritte und dementsprechend KPIs haben. Allerdings ist es unwahrscheinlich, dass dieser Ausfall auch Auswirkungen auf vorangegangene Prozessschritte nach sich zieht.

Darüber hinaus bietet es sich an, die identifizierten Korrelationen einer Expert:innenprüfung zu unterziehen. Um dies zu ermöglichen, ist zunächst eine visuelle Aufbereitung der Korrelationen notwendig, um die Informationen schnellstmöglich verarbeiten zu können (vgl. Abschnitt 5.4.1). Anschließend können die erkannten Korrelationen überprüft und als relevant oder nicht relevant klassifiziert werden.

Eine weitere Möglichkeit besteht darin, eine hypothesengestützte Untersuchung durchzuführen und sich auf Korrelationen zu konzentrieren, die aufgrund von Fachwissen oder Hypothesen von Interesse sind. Im Gegensatz zum zuvor beschriebenen Ansatz, bei dem alle möglichen KPI-Paarungen untersucht werden, werden hier nur ausgewählte KPI-Paarungen betrachtet. Auf diese Weise kann gezielt nach bestimmten Mustern oder Beziehungen gesucht werden, bei denen bereits vermutet wird, dass sie existieren.

Filterung aufgrund von formellen Abhängigkeiten

Darüber hinaus ist eine Filterung aufgrund von formellen Abhängigkeiten zwischen einzelnen KPIs sinnvoll. BURDENSKY ET AL. schlagen vor, zu prüfen, ob die betrachteten Kennzahlen definitorisch unabhängig sind, sodass Korrelationen aufgrund formeller Abhängigkeiten aus der näheren Betrachtung ausgeschlossen werden können [BURD18]. Eine Möglichkeit, formelle Abhängigkeiten zwischen KPIs zu identifizieren, besteht darin, die Definitionen und Berechnungsmethoden der KPIs zu überprüfen. Wenn eine Kennzahl bspw. aus der Summe oder Multiplikation anderer Kennzahlen berechnet wird, besteht eine formelle Abhängigkeit zwischen den Kennzahlen, die sich höchstwahrscheinlich in einer hohen Korrelation niederschlägt. Diese Korrelationen sind jedoch für die Entscheidungsfindung nicht von Bedeutung.

5.4 Präsentationsschicht

Die Präsentationsschicht eines Assistenzsystems bildet die Schnittstelle zwischen Mensch und Maschine und beeinflusst damit maßgeblich die Nutzendenerfahrung und die Effektivität des Systems. Eine sorgfältige Gestaltung ist daher unerlässlich, um ein erfolgreiches Assistenzsystem zu schaffen. [BROY21]

Das entwickelte EUS umfasst zwei unterschiedliche Interaktionsmöglichkeiten der Nutzenden mit dem System. Zum einen können die Nutzenden im Rahmen eines Expertensystems auf die erkannten Zusammenhänge im Kennzahlennetzwerk als Ergebnis einer statischen Analyse zugreifen. Dieses Expertensystem ist für eine zyklische Nutzung für den gesamten Wertstrom oder aus Teamsicht geeignet und wird durch einen Informationspull durch die Mitarbeitenden ausgelöst. Durch dieses System wird die Schaffung eines Verständnisses über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs auf horizontaler und vertikaler Ebene (*Anforderung 1*) sichergestellt. Zum anderen können die Nutzenden mit einem Warnsystem interagieren, welches kontinuierlich im Hintergrund läuft und bei relevanten Ereignissen Warnungen an die betroffenen Stakeholder versendet (*Anforderung 2*). Im Gegensatz zum Expertensystem erfolgt somit ein Informationspush durch das EUS an die Mitarbeitenden.

5.4.1 Gestaltung des Expertensystems

Das Expertensystem dient dazu, sich zu einem definierten Zeitpunkt einen Überblick über bestehende Zusammenhänge im Kennzahlennetzwerk zu verschaffen, um daraus entsprechende Maßnahmen ableiten zu können. Dieser Überblick stellt dabei nur eine Momentaufnahme dar und sollte in regelmäßigen Abständen wiederholt werden. Die Identifikation von Zusammenhängen durch das Expertensystem hat mehrere Vorteile. Zum einen können dadurch redundante KPIs identifiziert und anschließend reduziert werden, wodurch das Kennzahlensystem vereinfacht werden kann. Dadurch können die Ressourcen einer Organisation zur Kontrolle und Überwachung der Kennzahlen geschont und zudem der Fokus auf die verbleibenden Kennzahlen gelegt werden [RODR10]. Zum anderen gibt die Transparenz über bestehende Abhängigkeiten im Wertstrom die Möglichkeit, bessere Entscheidungen treffen zu können. Durch sie können führende und nachlaufende KPIs (vgl. Abschnitt 2.1.3) identifiziert und so Ansatzpunkte für Verbesserungsprojekte ausgemacht werden. Ein starker Zusammenhang zwischen zwei KPIs kann z. B. die Wirksamkeit einer angenommenen Ursache-Wirkungsbeziehung bestätigen oder ggf. auf die Redundanz einer der beiden KPIs aufmerksam machen. Aber auch ein fehlender oder geringer Zusammenhang kann interessante Einblicke geben, da er auf eine mangelhafte Einflussnahme eines KPI auf einen anderen hindeuten kann [BURD22].

Reduktion von redundanten KPIs

Die Identifikation von redundanten KPIs erfolgt unter Berücksichtigung aller KPIs eines Kennzahlensystems. Redundante KPIs sind dadurch gekennzeichnet, dass zwischen ihnen eine perfekte oder nahezu perfekte Korrelation oder Assoziation ohne eine Zeitverschiebung besteht. Das bedeutet, dass beide KPIs in einer perfekten oder nahezu perfekten Beziehung zueinanderstehen und gleichermaßen miteinander variieren. Um diese aus der Menge der berechneten Zusammenhänge zu identifizieren, muss ein entsprechender Filter angewendet werden.

Dieser Filter umfasst die folgenden beiden Bedingungen:

- Keine Zeitverschiebung ($\tau = 0$)
- Perfekte (oder sehr starke) Korrelation oder Assoziation ($|r| \approx 1$)

Um die Zusammenhänge schnellstmöglich erfassen zu können, bietet sich eine Darstellung in Tabellenform an (vgl. Tabelle 5-4). Diese zeigt in den ersten beiden Spalten die jeweils in Beziehung stehenden KPIs sowie die Stärke der Korrelation/Assoziation in der dritten Spalte. Diese Übersicht bietet eine gute Grundlage für eine gemeinschaftliche Diskussion, welche KPIs aus dem Kennzahlensystem entfernt werden können. Zu beachten gilt dabei, dass es in bestimmten Konstellationen (bspw. Zusammenhänge von KPIs und aggregierten KPIs auf einer höheren Ebene der Kommunikationskaskade) sinnvoll sein kann, trotz einer Redundanz, beide KPIs beizubehalten. Zur näheren Beschreibung und Klassifikation der KPIs kann auf die jeweiligen Meta-Daten zurückgegriffen werden (vgl. Abschnitt 5.2).

Tabelle 5-4: Beispielhafte Darstellung zur Identifikation redundanter KPIs

KPI1	KPI2	Korrelation (ohne Zeitverzug)
Stückzahl_AP1	Produktivstunden_AP1	0,99
Mitarbeitende_anwesend_AP3	Mitarbeitende_abwesend_AP3	0,99

Transparenz über Zusammenhänge im Wertstrom

Um eine Transparenz über die Zusammenhänge in einem Wertstrom zu erhalten, eignen sich zwei unterschiedliche Sichtweisen. Zum einen kann eine übergeordnete Flugebene mit dem gesamten Wertstrom (Gesamtsystemsicht) gewählt werden, um einen allgemeinen Überblick über die bestehenden Zusammenhänge zu erhalten. Diese Flugebene kann bei einer großen Anzahl von KPIs und einer daraus resultierenden hohen Anzahl an Zusammenhängen jedoch schnell unübersichtlich werden. Deshalb bietet es sich zusätzlich an, mit der Teamsicht eine niedrigere Flugebene einzunehmen. Bei dieser wird aus der Sicht eines Shopfloor Teams (bspw. Logistik, Zerspanung oder Montage) betrachtet, auf welche „fremden“ KPIs ein Einfluss besteht bzw. welche „eigenen“ KPIs von „fremden“ KPIs beeinflusst werden. Dadurch reduziert sich die Anzahl der zu betrachteten Zusammenhänge und wird zudem auf relevante Zusammenhänge für die entsprechenden Stakeholder fokussiert.

Um die Interpretierbarkeit zu erleichtern, wird eine schrittweise Betrachtung der Zusammenhänge nach den unterschiedlichen verwendeten Assoziationsmaßen (vgl. Abbildung 5-5) sowie mit und ohne Zeitverschiebung vorgeschlagen. Zur Visualisierung der Zusammenhänge werden Korrelationsmatrizen (vgl. Abbildung 5-8), Netzwerkgraphen (vgl. Abbildung 5-9) und Tabellen (vgl. Tabelle 5-5) herangezogen. Bei Bedarf kann zudem eine Detailansicht eines spezifischen Zusammenhangs aufgerufen werden (vgl. Abbildung 5-11). Diese beinhaltet ein Streudiagramm (links) sowie ein Abbild des zeitlichen Verlaufs beider betrachteter KPIs (rechts). Hierdurch kann der Zusammenhang zwischen

beiden KPIs grafisch verdeutlicht werden. Zudem erleichtert die Visualisierung die Identifikation von etwaigen Ausreißern, welche die Ergebnisse negativ beeinflussen könnten.

Insbesondere die graphische Darstellung mittels Netzwerkgraphen ist zur Visualisierung von KPI-Zusammenhängen aufgrund ihrer einfachen Interpretierbarkeit weit verbreitet [HESS15], [JOPP19], [BURD22]. Eine Alternative zu den Netzwerkgraphen stellen Korrelationsmatrizen dar. Diese haben den Vorteil, dass sie über eine Farbskala die Identifikation von starken Korrelationen erleichtern (vgl. Abbildung 5-8). Um den Fokus auf relevante Zusammenhänge zu legen, bietet es sich an, die Matrizen sowie Netzwerkgraphen zu filtern. Über zwei Schieberegler können die minimale und maximale betragsmäßige Korrelationsstärke eingestellt werden, um die entsprechende Grafik zu filtern (vgl. Abbildung 5-8 und Abbildung 5-9).

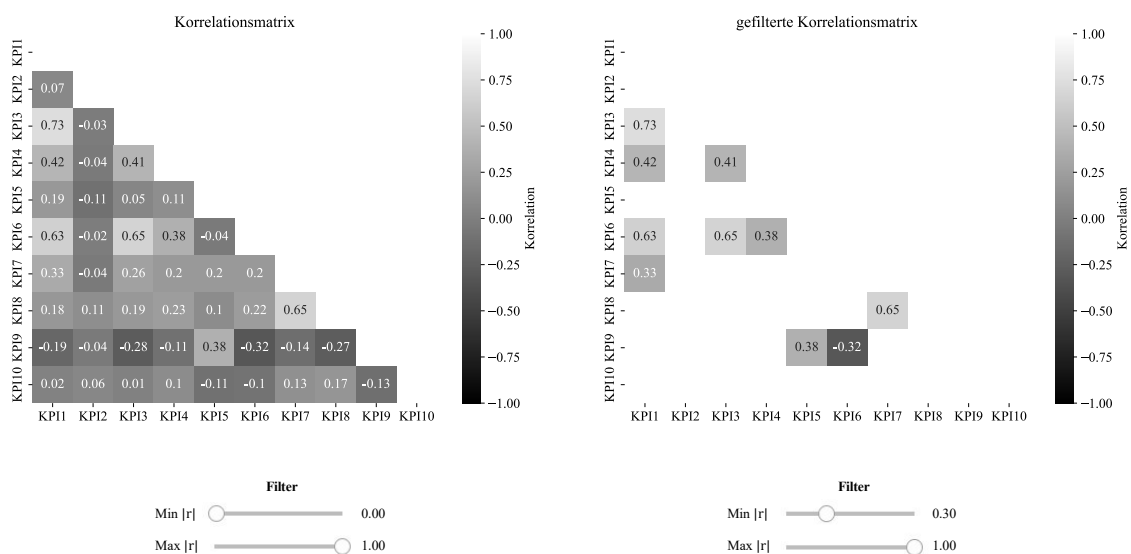


Abbildung 5-8: Visualisierung der Korrelationsmatrix (links: ungefiltert, rechts: gefiltert)

Im Netzwerkgraph repräsentieren die Knoten die KPIs und die Kanten die entsprechenden Beziehungen zwischen diesen (vgl. Abbildung 5-9). Die Stärke der Beziehungen kann über die Werte an den entsprechenden Kanten abgelesen werden.

Durch die Betrachtung der Zeitverschiebung müssen die klassischen Darstellungsformen angepasst werden, um die zusätzliche Information (Zeitverzug) abbilden zu können. Hierfür wird beim Netzwerkgraph die Zeitverschiebung an die entsprechenden Kanten hinter der Stärke des Zusammenhangs in Klammern ergänzt (vgl. Abbildung 5-9). Darüber hinaus kann nun auch die Richtung der Wirkung durch einen Pfeil gekennzeichnet werden. Die Darstellung in einer Korrelationsmatrix wird hierfür um die Zeitverschiebungsmatrix (engl. Lagmatrix) erweitert (vgl. Abbildung 5-10).

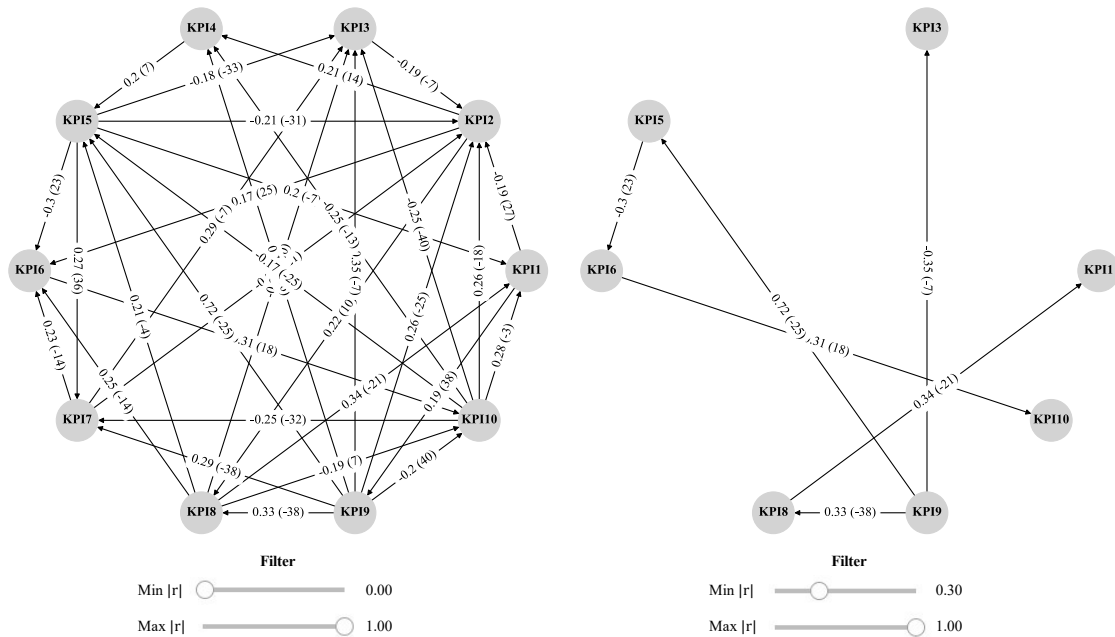


Abbildung 5-9: Visualisierung als Netzwerkgraph (links: ungefiltert, rechts: gefiltert)

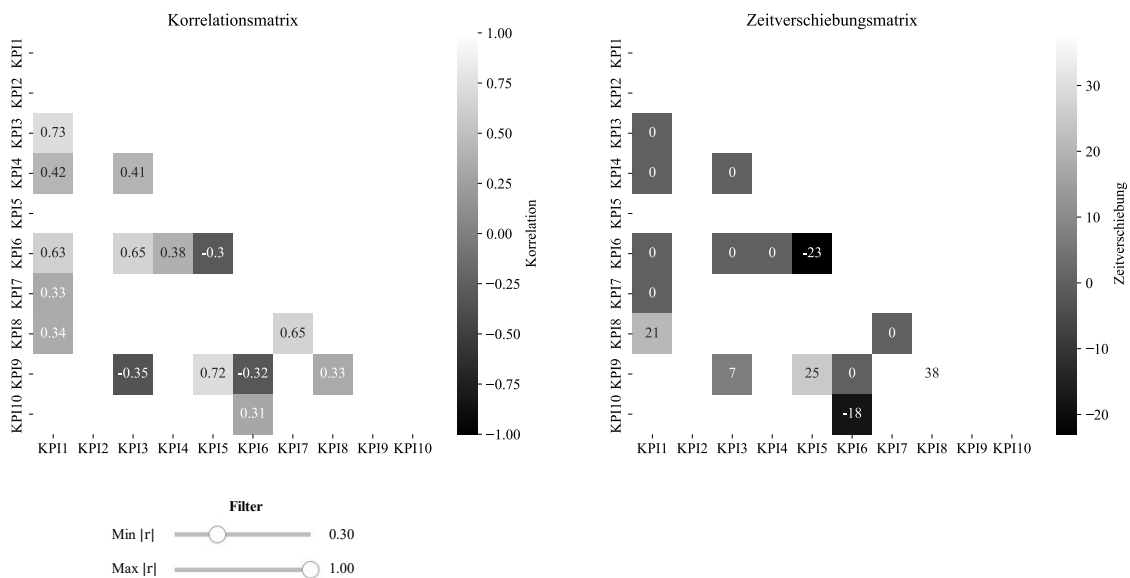


Abbildung 5-10: Zeitliche Abhängigkeiten in der Zeitverschiebungsmatrix

Aus der Sichtweise einer Führungskraft eines Shopfloor Teams stellen sich insbesondere zwei Fragen in Bezug auf die Kennzahlzusammenhänge:

- Welche Bereiche haben einen signifikanten Einfluss auf meine zukünftige Performance?
- Welche Bereiche werden durch Abweichungen in meinem Bereich beeinflusst?

Um diese Fragen beantworten zu können, bietet sich neben der Darstellung in einem Netzwerkgraph bzw. in der Korrelationsmatrix die Darstellung in tabellarischer Form an

(vgl. Tabelle 5-5). Diese gibt einer Führungskraft einen guten Überblick, welche Zusammenhänge bestehen, wie stark diese sind, welcher Zeitverzug besteht, welche Form der Zusammenhang annimmt und ob die Wirkung eingehend oder ausgehend ist. Eine eingehende Wirkung bezeichnet dabei, dass eine Abweichung in einem anderen Bereich einen Einfluss auf den eigenen Bereich hat. Im Gegensatz dazu kennzeichnet eine ausgehende Wirkung, dass eine Abweichung im eigenen Bereich Auswirkungen auf einen anderen Bereich hat.

Tabelle 5-5: Überblick der Zusammenhänge aus Teamsicht

Eigene KPI	Fremde KPI	Stärke des Zusammenhangs	Zeitverzug	Form des Zusammenhangs	Richtung
Stückzahl_AP1	Produktivstunden_AP5	0,79	-8 Tage	Linear	eingehend
Mitarbeitende_anwesend_AP3	Mitarbeitende_abwesend_AP8	-0,69	4 Tage	Monoton	ausgehend
Mitarbeitende_anwesend_AP2	Produktivstunden_AP5	0,67	-7 Tage	Sonstige	eingehend

Soll ein spezifischer Zusammenhang detailliert betrachtet werden, wird auf die Kombination aus Streudiagramm und zeitlichem Verlauf der beiden betrachteten KPIs zurückgegriffen (vgl. Abbildung 5-11). Darüber hinaus werden diese beiden Diagramme um die Visualisierung der diskreten Kreuzkorrelationsfunktion ergänzt (vgl. Abbildung 5-6). Dieses Diagramm zeigt die Bedeutung der Zeitverschiebung in Bezug auf die Korrelation auf. Große Differenzen der maximalen Kreuzkorrelation zur Korrelation ohne Zeitverschiebung ($\tau = 0$) können einen Hinweis auf eine interessante Korrelation geben. Ist die Differenz eher gering, kann es sich um zufällig auftretende Konstellationen (Scheinkorrelationen) handeln.

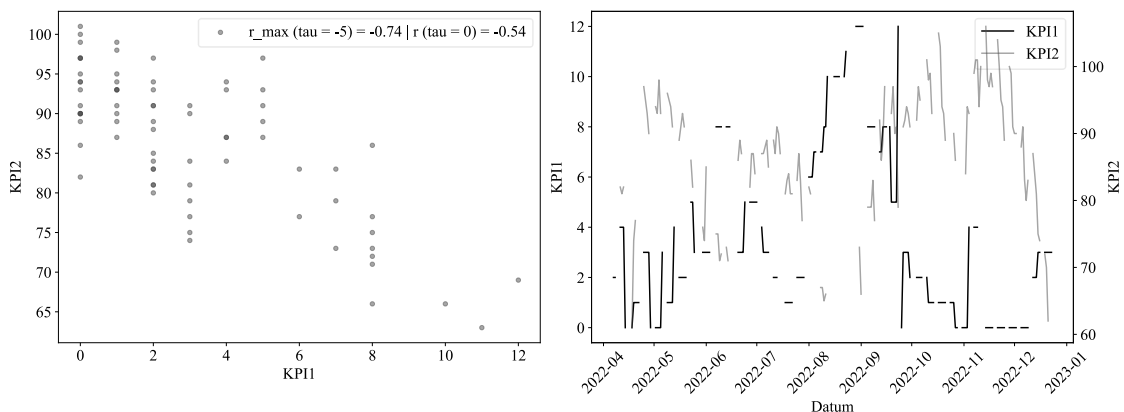


Abbildung 5-11: Detailansicht der Kennzahlzusammenhänge

5.4.2 Gestaltung des Warnsystems

Im Gegensatz zum statischen Expertensystem (statische Analyse) ist das Warnsystem zur kontinuierlichen Nutzung im Hintergrund gedacht (dynamische Analyse), welches bei relevanten Ereignissen aktiv wird und die Mitarbeitenden benachrichtigt. Das Warnsystem hat das Ziel, die potenziellen Konsequenzen von geschäftskritischen Abweichungen zu erfassen. Es soll die entsprechenden Führungskräfte frühzeitig alarmieren und ihnen die notwendigen Informationen zur Verfügung stellen, um angemessene Gegenmaßnahmen planen und ergreifen zu können. Der Fokus liegt dabei darauf, die Auswirkungen von Abweichungen auf nachfolgende Prozessschritte zu quantifizieren. Dadurch sollen die nachfolgenden Prozesse in die Lage versetzt werden, auf die drohenden Auswirkungen reagieren und entsprechende Maßnahmen ergreifen zu können. Wenn eine Abweichung in einem KPI festgestellt wird, werden die KPIs der nachfolgenden Prozesse auf zeitliche Zusammenhänge überprüft und das dazugehörige Team wird automatisch benachrichtigt. Auf Grundlage dieser Warnungen analysiert das Team die Abweichungen und definiert geeignete Gegenmaßnahmen (vgl. Abbildung 5-12). Das Konzept des Warnsystems ist bereits in LONGARD ET AL. veröffentlicht [LONG22b].

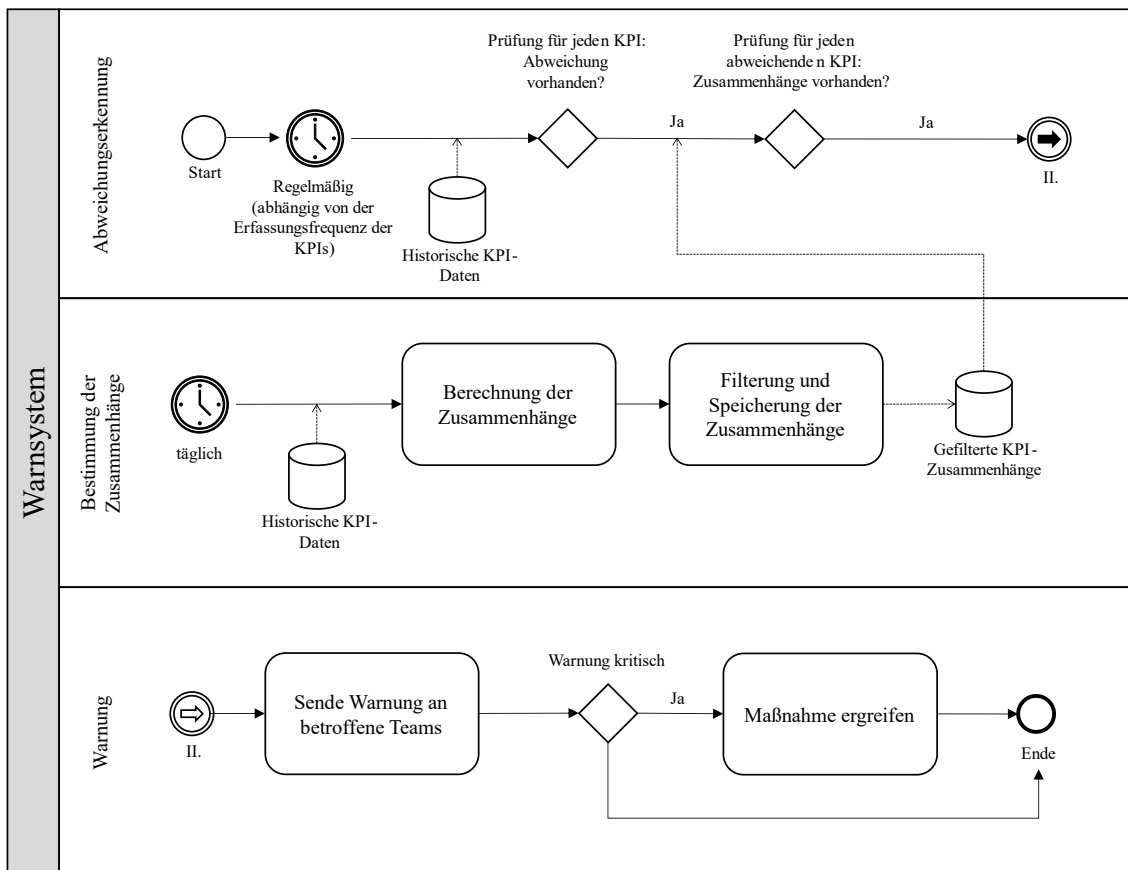


Abbildung 5-12: Ablaufdiagramm Warnsystem

Abweichungserkennung





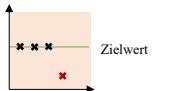

Die Abweichungserkennung bildet den Ausgangspunkt für das Warnsystem, um potenzielle Abweichungen von erwarteten oder normalen Zuständen zu identifizieren. Im SFM erfolgt dieser Prozess üblicherweise durch einen Soll-Ist-Vergleich, bei dem die erfassten KPIs mit den vordefinierten Sollwerten verglichen werden. Die Identifikation von Abweichungen erfolgt dabei entweder durch das Überschreiten der festgelegten Grenzwerte oder durch die Entdeckung ungewöhnlicher Muster und Verläufe in den Kennzahlen. [MEIB18] Für das Warnsystem wird dieser Soll-Ist-Vergleich automatisiert und es erfolgt für jeden KPI eine Prüfung, ob der entsprechende Grenzwert verletzt wird. Darüber hinaus kann die automatische Abweichungserkennung auf Basis der Grenzwertbetrachtung durch Algorithmen des ML ergänzt werden. Die Detektion von Abweichungen, im Kontext statistischer Prozesse auch Anomalien genannt, stellt ein großes Forschungsfeld in Wissenschaft und Praxis dar. [CHAN09] Die Algorithmen haben den Vorteil, dass keine Definition von starren Grenzwerten notwendig ist, was in der Praxis häufig mit Schwierigkeiten verbunden ist. Darüber hinaus können diese Algorithmen weitere Abweichungen, wie bspw. kontextuelle Anomalien, erkennen, was durch eine reine Grenzwertbetrachtung nicht möglich ist. Damit können bereits Auffälligkeiten identifiziert werden, noch bevor ein Grenzwert verletzt wird und somit frühzeitig etwaig notwendige Gegenmaßnahmen ergriffen werden. Allerdings ist die Umsetzung dieser Algorithmen in der Praxis deutlich aufwändiger und komplexer.

Prüfung auf Zusammenhänge

Wird eine Abweichung in einem KPI erkannt, so stellt dies den Auslöser für die Prüfung auf vorhandene Zusammenhänge dar. Durch die Prüfung sollen mögliche Wirkungen der Abweichungen im Wertstrom identifiziert und verstanden werden, um geeignete Maßnahmen ergreifen zu können. Da kontinuierlich neue Datenpunkte zu den historischen Rohdaten der KPIs hinzukommen, werden die Zusammenhänge täglich neu berechnet und anschließend in einer Datenbank abgespeichert. Je nach Erfassungsfrequenz der KPIs kann es sinnvoll sein, die Zusammenhänge auch hochfrequenter zu aktualisieren. Für das Warnsystem sind nur diejenigen Zusammenhänge mit dem abweichenden KPI relevant, welche mit diesem in einer positiv zeitverzögerten⁹ ($\tau > 0$) Beziehung stehen und zudem negative Auswirkungen auf den beeinflussten KPI haben. Um dies bestimmen zu können, müssen sowohl die Typen der abweichenden und beeinflussten KPIs als auch die Richtung des Zusammenhangs bekannt sein. Dadurch wird deutlich, dass für das Warnsystem lediglich diejenigen Assoziationsmaße herangezogen werden können, welche eine Aussage über die Richtung geben (vgl. Tabelle 5-3). Eine Übersicht der unterschiedlichen Fälle ist in Tabelle 5-6 dargestellt. Wird ein KPI durch eine Abweichung positiv beeinflusst, wird keine Warnung erzeugt.

⁹ Positiv zeitverzögert bedeutet, dass die Auswirkungen des abweichenden KPI auf die in Beziehung stehende KPIs in der Zukunft (häufig flussabwärts im Wertstrom) liegen.

Tabelle 5-6: Fallunterscheidungen für Warnungen (W = Warnung, I = Verbesserung)

		Typ des beeinflussten KPI											
		1a)		1b)		2)		3)		4a)		4b)	
		Richtung der Beziehung											
		+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-
Typ des abweichenden KPI	1a)		W	W	W	W	W	I	I	W	W	W	W
	1b)		W	W	W	W	I	W	W	I	W	W	W
	2)		W	W	W	W	W	I	I	W	W	W	W
	3)		W	W	W	W	I	W	W	I	W	W	W
	4a)		W	W	W	W	W	I	I	W	W	W	W
	4b)		W	W	W	W	I	W	W	I	W	W	W

Warnung

Wird ein relevanter Zusammenhang zwischen einem abweichenden KPI und einem anderen KPI erkannt, muss das Team, welches für den betroffenen KPI verantwortlich ist, alarmiert werden. Das dSFM eignet sich hierbei besonders gut als Kommunikationsplattform, da es die Team- und KPI-Struktur häufig bereits abbildet und somit die Warnung direkt an die richtigen Ansprechpersonen senden kann. Die Informationen, die in einer solchen Warnung enthalten sein sollten, sind von großer Bedeutung, um das Team in die Lage zu versetzen, angemessene Maßnahmen zu ergreifen. Diese Informationen umfassen folgende Attribute und können direkt aus den gespeicherten Zusammenhängen ausgelesen werden:

- **Abweichender KPI:** Der KPI, der eine Abweichung aufweist und den Anlass für die Warnung darstellt.
- **Betroffener KPI:** Der KPI, der in einem positiv zeitverzögerten Zusammenhang mit dem abweichenden KPI steht und von der Abweichung betroffen sein könnte.
- **Datum der Warnung:** Der Zeitpunkt, zu dem die Warnung ausgelöst wurde, um den zeitlichen Kontext zu erfassen.
- **Erwartetes Eintrittsdatum:** Dies ist das erwartete Datum, an dem die Auswirkungen der Abweichung auf den betroffenen KPI voraussichtlich eintreten werden. Sie ist das Ergebnis der Summe aus dem Datum der Abweichung und der Zeitverschiebung des Zusammenhangs.

- **Stärke des Zusammenhangs:** Eine quantitative Angabe, die die Stärke oder Intensität des Zusammenhangs zwischen den KPIs widerspiegelt. Um die Interpretation zu erleichtern, kann es sinnvoll sein, je nach Stärke unterschiedliche Kategorien (z. B. hoch, mittel, niedrig) zu bilden.
- **Form des Zusammenhangs:** Eine Beschreibung der Form des Zusammenhangs, ob sie bspw. linear oder monoton ist.

Nachdem das Team über die Warnung informiert wurde, stehen in der Regel mehrere Optionen zur Verfügung, um darauf zu reagieren. Dies erfordert eine Bewertung durch die Mitarbeitenden des Teams (bspw. im Rahmen der morgendlichen Shopfloor Runde):

- **Maßnahme ergreifen:** Wenn die Warnung auf einen relevanten Zusammenhang hinweist und der eigene KPI negativ beeinflusst werden könnte, sollten geeignete Maßnahmen ergriffen werden.
- **Beobachten:** In einigen Fällen kann es sinnvoll sein, die Situation zunächst weiter zu beobachten, um sicherzustellen, dass der erkannte Zusammenhang nicht vorübergehend oder zufällig ist.
- **Ignorieren bzw. als irrelevant deklarieren:** Wenn sich herausstellt, dass der vermeintliche Zusammenhang in Wirklichkeit nicht besteht oder keinen praktischen Einfluss hat, kann die Warnung als irrelevant angesehen werden. Dies kann insbesondere der Fall sein, wenn es sich um eine Scheinkorrelation handelt, die durch statistische Zufälligkeiten verursacht wurde. Durch das Ignorieren wird der Zusammenhang langfristig herausgefiltert.

5.5 Fazit zur Gestaltung des Entscheidungsunterstützungssystems

Die Gestaltung des EUS markiert das Erreichen des zweiten Forschungsteilziels. Die fünf zuvor identifizierten Assistenzfunktionen (vgl. Kapitel 4) wurden in eine Drei-Schichten-Architektur eingeordnet und im Detail ausgestaltet. Ein besonderer Schwerpunkt lag hierbei auf der Applikationsschicht, in der mithilfe eines Optimierungsmodells die zeitverschobenen Zusammenhänge zwischen Kennzahlen ermittelt und anschließend durch definierte Regeln gefiltert werden. In der Präsentationsschicht wurden zwei verschiedene Interaktionsmöglichkeiten mit dem EUS vorgestellt: das statische Expertensystem und das dynamische Warnsystem. Um die Potenziale des EUS vollständig heben zu können und eine Realisierung in der Praxis zu ermöglichen, bedarf es einer Methode zur Operationalisierung dieses Systems. Die Entwicklung dieser Methode stellt das dritte Forschungsteilziel dar, welches im nachfolgenden Kapitel beschrieben wird.

6 KONZEPTION UND DETAILLIERUNG DER OPERATIONALISIERUNGSMETHODE

Nach der Identifikation der Assistenzfunktionen (Forschungsteilziel 1) im vierten Kapitel und der darauf aufbauenden Entwicklung sowie Gestaltung des EUS in Kapitel 5 (Forschungsteilziel 2), widmet sich dieses Kapitel der Konzeption und Detaillierung einer Methode zur Operationalisierung des EUS in der industriellen Praxis (Forschungsteilziel 3). Der Erfolg des EUS hängt maßgeblich von der Qualität der Inputdaten und der nahtlosen Integration des Systems in das tägliche Management ab. Zur Gewährleistung einer erfolgreichen Umsetzung des EUS wird eine Methode ausgearbeitet, welche den Einsatz des Systems vorbereitet, Nutzungsszenarien aufzeigt und eine kontinuierliche Weiterentwicklung ermöglicht.

6.1 Konzeption der Methodenstruktur

Der Aufbau der Methode ist am Performance Management Lebenszyklus von LANDSTRÖM ET AL. angelehnt (vgl. Abschnitt 2.1.5). Durch das Lebenszyklusmodell erfolgt eine Systematisierung der unterschiedlichen Phasen im Performance Management. Dabei werden die Phasen Design, Implementierung, Nutzung und Revision unterschieden. [LAND18] Diese vier Phasen werden in der Operationalisierungsmethode als Methodenbausteine aufgegriffen und um die Modellierungsphase zur Gestaltung des EUS ergänzt. Diese Bausteine sollen dazu beitragen, die Anwendbarkeit und Umsetzung der Methode zu erleichtern, indem sie die Schritte und Inhalte thematisch zusammenfassen. In Abbildung 6-1 sind die Methodenbausteine, -schritte und ihre Zusammenhänge übersichtlich mittels eines BPMN-Modells¹⁰ dargestellt.

Den Ausgangspunkt der Methode bildet eine definierte Unternehmensstrategie bzw. Produktionsstrategie, aus der die wichtigsten Ziele, Aufgaben und letztlich Kennzahlen abgeleitet werden können. Die Definition und Entwicklung einer Unternehmensstrategie ist dabei nicht Teil der in dieser Arbeit entwickelten Methode, sondern notwendige Voraussetzung für deren Anwendung.

Methodenbaustein I – Designphase

In der Designphase der Methode wird die Basis für den Einsatz des EUS durch die Entwicklung und Gestaltung des Kennzahlensystems gelegt. Dabei werden die Kennzahlen aus der Unternehmensstrategie systematisch abgeleitet, mittels einer adaptierten Wertstrommethode in die Teilprozesse des Wertstrom heruntergebrochen und anschließend spezifiziert. Durch die Entwicklung der Kennzahlen aus der Unternehmensstrategie wird

¹⁰ BPMN steht für Business Process Model and Notation, was auf Deutsch etwa "Geschäftsprozessmodell und -notation" bedeutet. Es handelt sich um einen Standard für die Modellierung von Geschäftsprozessen in der Informatik und im Bereich des Geschäftsprozessmanagements. BPMN bietet eine standardisierte grafische Darstellungssprache, um Geschäftsprozesse und Workflows visuell darzustellen. [WHIT04]

Anforderung 8 (Verfolgung von langfristigen und nachhaltigen Performancesteigerungen) umgesetzt (vgl. Abschnitt 4.1.3). Im Gegensatz zu bestehenden PMS und -Ansätzen (vgl. Abschnitt 2.1.5) ist die Erfassung von Kennzahlen an unterschiedlichen Prozessschritten entlang des Wertstroms von besonderer Bedeutung für die Nutzung des EUS und wird deshalb mittels der adaptierten Wertstrommethode fokussiert. Den Abschluss des Methodenbausteins bildet die Implementierung des Kennzahlensystems im Unternehmen. Durch die Verankerung in eine Regelkommunikation trägt dieser Schritt zur Erfüllung von *Anforderung 9* (Förderung einer transparenten sowie fairen Kultur und Kommunikation) bei.

Da die Forschung und Praxis im Bereich des Aufbaus von Kennzahlensystemen bereits weit fortgeschritten ist, kann sich in Teilen der Designphase an bestehenden Ansätzen orientiert werden. Diese werden gezielt erweitert und angepasst, um den Einsatz des EUS bestmöglich vorzubereiten. Dabei wird besonderer Wert daraufgelegt, klare Handlungsempfehlungen für die praktische Entwicklung und Umsetzung des Kennzahlensystems zu bieten (vgl. *Anforderung 11*). Da die Stärke des EUS in der Identifikation von zeit- und prozessübergreifenden Zusammenhängen zwischen unterschiedlichen Kennzahlen liegt, muss die Designphase der Methode das Herunterbrechen der Kennzahlen in die Teilprozesse eines Wertstroms sicherstellen. Dies wird Stand heute noch nicht von bestehenden Ansätzen adressiert und stellt deshalb eine Besonderheit dieser Methode dar.

Methodenbaustein II – Modellierungsphase

Nachdem die Kennzahlen entwickelt und spezifiziert wurden, erfolgt die Modellierung des EUS im Methodenbaustein II. Hierzu erfolgt zunächst die Speicherung historischer Kennzahlendaten und anschließend die Entwicklung eines Vorgehens zur automatischen Datenbereinigung. Als Orientierung kann dabei das definierte Datenbereinigungsvorgehen in Abschnitt 5.2 dienen, welches auf die jeweils spezifischen Daten angepasst werden muss. Danach müssen die Zusammenhänge im Kennzahlensystem bestimmt, gefiltert und in einer Datenbank abgespeichert werden (vgl. Abschnitt 5.3).

Methodenbaustein III – Implementierungs- und Nutzungsphase

Der dritte Methodenbaustein besteht aus den Schritten zur Implementierung des EUS im Unternehmen und einer Beschreibung der Integration dieses Systems in die täglichen Arbeitsabläufe und Prozesse im SFM. Ergänzt wird dies um die Schulung der Mitarbeitenden zur Nutzung des Systems.

Methodenbaustein IV – Revisions- und Weiterentwicklungsphase

Der abschließende Baustein beinhaltet die Revision und Weiterentwicklung des Kennzahlensystems sowie des EUS (vgl. *Anforderung 10*). Dieser Baustein beinhaltet eine regelmäßige Prüfung, ob das Kennzahlensystem im Einklang mit der Unternehmensstrategie steht, ob KPIs hinzugefügt, entfernt oder präziser definiert werden müssen und ob die

Zielwerte für die KPIs angepasst werden sollten. Hierbei können die durch das EUS identifizierten Zusammenhänge als Ausgangspunkt für die Generierung neuer KPIs oder das Entfernen bestehender KPIs dienen.

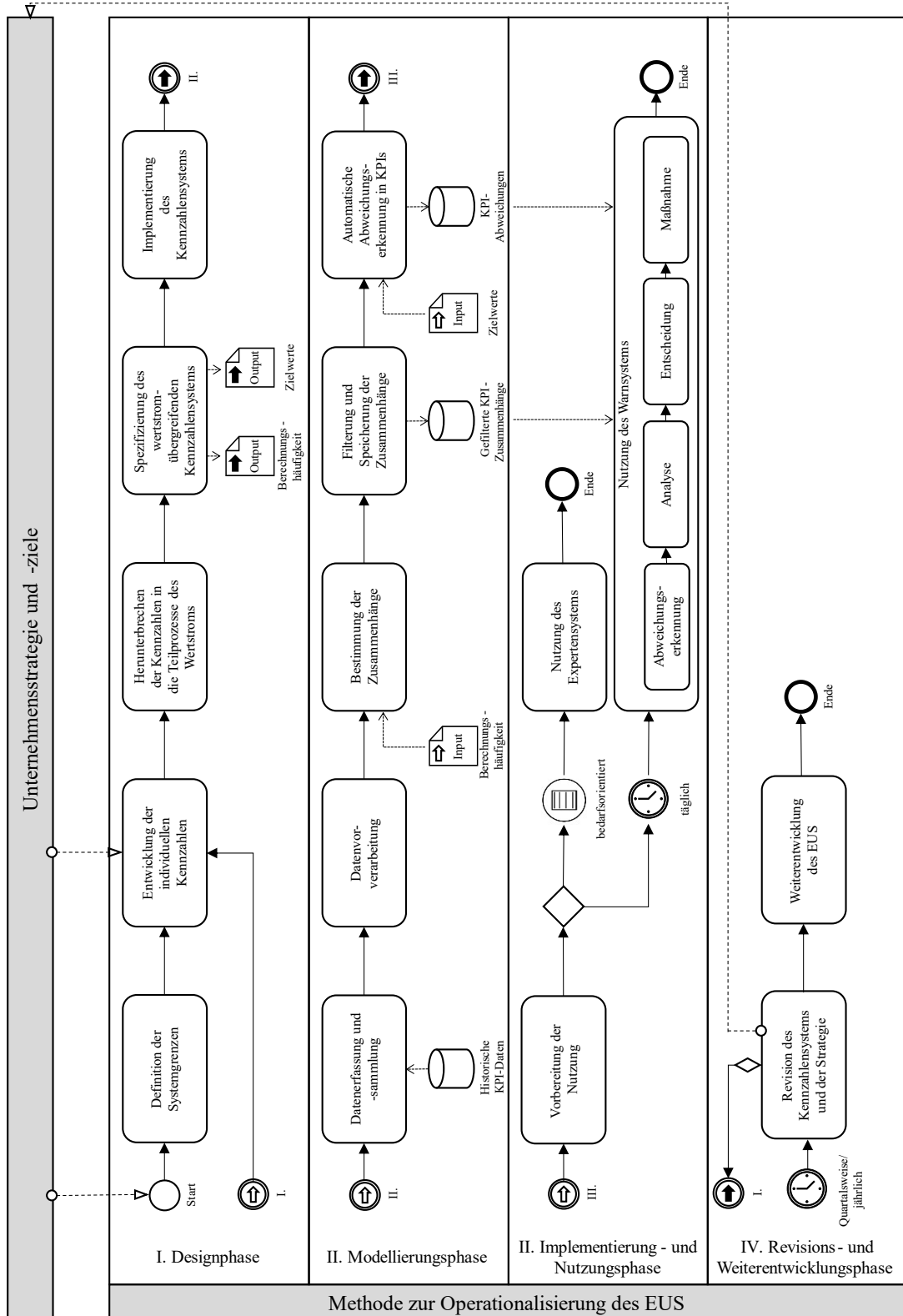


Abbildung 6-1: Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis

6.2 Methodenbaustein I: Designphase

In diesem Methodenbaustein wird das Kennzahlensystem entwickelt und implementiert. Dieses bildet die Grundlage für das EUS und ist maßgeblich für dessen Erfolg verantwortlich. Nach einer Definition der Systemgrenzen werden zunächst die individuellen Kennzahlen aus den Geschäftsbereichszielen abgeleitet und anschließend in die Teilprozesse des Wertstrom heruntergebrochen (vgl. Abbildung 6-2).

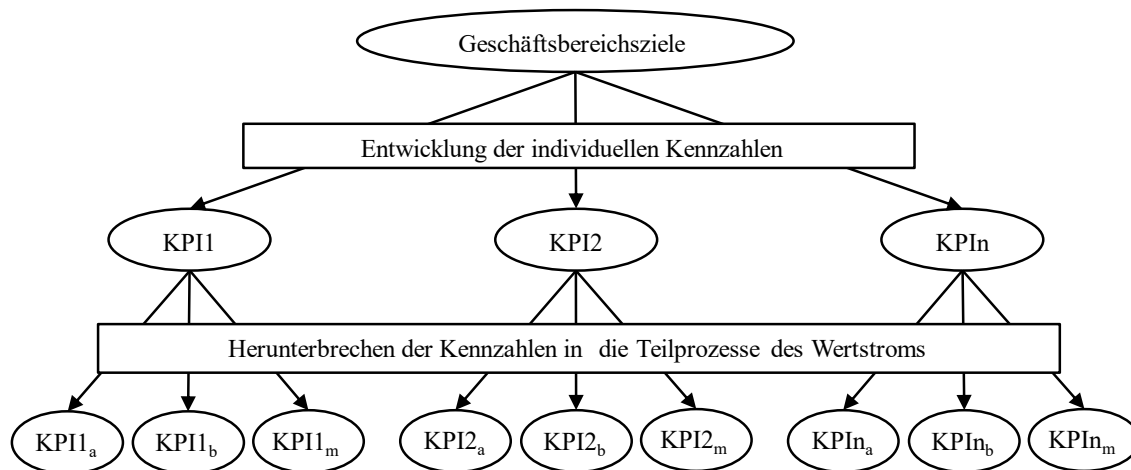


Abbildung 6-2: Design eines wertstromübergreifenden Kennzahlensystems

6.2.1 Definition der Systemgrenzen

Im ersten Schritt der Methode werden die Systemgrenzen festgelegt und der Betrachtungsbereich abgegrenzt. Dies hat eine hohe Relevanz für die Einführung eines PMS, da Unternehmen oft unterschiedliche Zielstellungen für Bereiche oder Produkte verfolgen, welche dann in unterschiedliche Kennzahlen heruntergebrochen werden müssen. Darüber hinaus ist es auch aus praktischer Sicht hilfreich, den Betrachtungsrahmen zu begrenzen, um sowohl die Komplexität der Einführung als auch den Einführungsaufwand zu reduzieren. Nichtsdestotrotz verfolgen viele Unternehmen aus Standardisierungsgründen eine einheitliche unternehmensweite Strategie bei der Umsetzung eines PMS einhergehend mit gleichen Zielen für alle Bereiche bzw. Produktgruppen. Jedoch haben bspw. Individualprodukte andere Anforderungen an Qualität und Kosten als Serienprodukte.

Um dieses Problem zu adressieren, wird zunächst eine Segmentierung der Produktion durchgeführt. Bestehende Entwicklungsmethoden verfolgen unterschiedliche Dimensionen bei der Segmentierung. In der Entwicklungsmethodik von NEELY ET AL. [NEEL09] wird eine Segmentierung nach Produktgruppen vorgenommen. Im Gegensatz dazu segmentieren KAPLAN UND NORTON [KAPL93] nach Geschäftseinheiten (vgl. Abschnitt 2.1.5). Da diese Methode den Fokus auf ein wertstromübergreifendes PMS legt, bietet es sich an, sich an dem in der schlanken Produktion etablierten Verfahren der Produktfamilienbildung innerhalb des Segmentierungsschritts der Wertstrommethode zu orientieren. Dabei konzentriert sich das Vorgehen darauf, eine Gruppe von Produkten mit ähnlichem

Produktionsablauf – sogenannte Produktfamilien – zu identifizieren. Dies dient der Reduktion von Komplexität und dem Fokus auf einzelne Kundengruppen. Ist eine Produktfamilie ausgewählt, so werden alle Prozessschritte des Wertstrom von „Rampe-bis-Rampe“ erfasst. Zur Unterstützung bei der Identifikation von Produktfamilien kann eine Produktfamilienmatrix herangezogen werden (vgl. Tabelle 6-1). In dieser symbolisiert jeder X-Eintrag, dass das jeweilige Produkt einer Zeile den in der Spalte aufgeführten Prozess durchläuft. Alternativ können in den Spalten auch Arbeitsstationen oder erforderliche Ausrüstungen aufgeführt sein. Zeilen mit ähnlichen Zuordnungen werden entsprechend gruppiert, um Produktfamilien zu bilden. [ROTH04] In Anlehnung an die Wertstrommethode sollte auch für die Gestaltung des Kennzahlensystems eine repräsentative Produktgruppe mit strategischer und ökonomischer Relevanz ausgewählt werden [DEUT22]. Dadurch kann der nicht-vernachlässigbare Aufwand zur Umsetzung eines Kennzahlensystems gerechtfertigt werden. Nachdem die Produktion segmentiert und eine Produktfamilie ausgewählt wurde, müssen die strategischen Ziele für den jeweiligen Produktionsbereich dokumentiert werden. Die Identifikation der strategischen Ziele ist dabei nicht Teil dieser Methode.

Tabelle 6-1: Produktfamilienmatrix

		Prozessschritte							
		1	2	3	4	5	6	7	8
Produkte	A	X	X	X				X	
	B	X	X	X	X			X	
	C				X	X			X
	D				X	X		X	X
	E		X			X			X

} Eine Produktfamilie

Nach der vollständigen Bearbeitung des ersten Methodenschritts liegen folgende Ergebnisse vor:

- Ausgewählter und abgegrenzter Produktionsbereich und ausgewählte Produktgruppe/Produktfamilie
- Dokumentierte Aufteilung der Produktion in Segmente
- Dokumentation der strategischen Ziele für die einzelnen Segmente

6.2.2 Entwicklung der individuellen Kennzahlen

Nachdem im vorherigen Methodenschritt die Systemgrenzen definiert wurden und der zu betrachtende Produktionsbereich ausgewählt wurde, folgt im nächsten Schritt die Entwicklung der individuellen Kennzahlen ausgehend von den strategischen Zielen des Produktionsbereichs.

Die Herausforderung liegt darin, die generischen Ziele auf Unternehmens- bzw. Geschäftsbereichsebene in Kennzahlen und Zielgrößen zu übersetzen, welche vom Geschäftsbereich über das Werk und die Abteilung bis hinunter auf die Produktionslinie und

das Team ein abgestimmtes und zielorientiertes Handeln ermöglichen [METT23]. Eine direkte Entwicklung von Kennzahlen aus den strategischen Zielen ist häufig nicht möglich, da die Ziele zu unspezifisch sind und sich nicht direkt in Kennzahlen übersetzen lassen (vgl. Tabelle A-4 im Anhang). Zudem besteht bei direkter Ableitung das Risiko, dass Kennzahlen die Zusammenhänge zwischen Zielsetzung und Handlungsfeld nicht hinreichend wiedergeben. Aus diesen Gründen wird in Anlehnung an das Vorgehen von GOTTMANN zunächst das strategische Ziel in Teilziele zerlegt. Anschließend werden Erfolgsfaktoren für die einzelnen Teilziele identifiziert. Hierzu werden die Teilziele kritisch hinsichtlich ihrer Erfolgsfaktoren hinterfragt. Dies kann durch strukturierte Ansätze zur Ermittlung der Erfolgsfaktoren unterstützt werden. Eine einfache Möglichkeit besteht darin, die Ziele in die unterschiedlichen M's¹¹ zu unterteilen. Darüber hinaus existieren weitere mögliche Ansätze, wie bspw. die Strukturierung nach Prozessen oder Funktionen. [GOTT16] Eine Übersicht über beispielhafte Erfolgsfaktoren im Produktionsumfeld kann Abbildung 6-3 entnommen und zur Unterstützung herangezogen werden.

Verringerung der Fertigungskosten	Hohe Kapazitätsauslastung	Erfüllung der internen und externen Kundenanforderungen	Einhaltung des Budgets
Verbesserung der innerbetrieblichen Transportsituation	Hohe Arbeitssicherheit	Hohe Anlagenverfügbarkeit/ Zuverlässigkeit	Qualitativ hochwertige Produkte
Hohe Produktivität	Motivierte Mitarbeitende	Verringerung der nichtwertschöpfenden Zeit	Hochwertiges Rohmaterial
Flexible Mitarbeitende hinsichtlich Einsatzmöglichkeit	Laufende Weiterbildung der Mitarbeitenden	Prozessstabilität	Kleine Losgrößen

Abbildung 6-3: Beispielhafte Erfolgsfaktoren in der Produktion (in Anlehnung an KLEINDIENST [KLEI17])

Während die Ziele top-down gebildet und heruntergebrochen werden, erfolgt die Identifikation der Erfolgsfaktoren und Kennzahlen bottom-up. Hierzu gilt es für jeden Bereich zu bestimmen, wie auf die jeweiligen Teilziele eingezahlt werden kann (Erfolgsfaktoren). Dies geschieht in Anlehnung an Hoshin Kanri in einem Dialogprozess zwischen den einzelnen Hierarchieebenen (vgl. Abschnitt 2.1.5). Die Kennzahlen sollten so gewählt werden, dass sie eine gewünschte Prozessverbesserung anstoßen, die zur Erreichung des angestrebten Ziels führt. Es geht also nicht ausschließlich darum, ein Ziel zu erreichen, sondern vor allem darum, durch welche Verbesserungen dieses erreicht werden kann. [METT23] Eine Möglichkeit die Zusammenhänge zwischen Zielen, Erfolgsfaktoren und

¹¹ Die M's beziehen sich auf die Kategorien, die zur Klassifizierung von Ursachen und Einflussgrößen im Ishikawa-Diagramm verwendet werden. Ursprünglich bestanden diese Kategorien aus den vier M's: Material, Maschine, Methode und Mensch. Mit der Zeit wurden sie auf insgesamt acht Kategorien erweitert, um eine genauere Analyse und Identifizierung von Ursachen im Qualitätsmanagement zu ermöglichen.

potenziellen Kennzahlen darzustellen, ist die Nutzung von sogenannten Treiberbäumen (vgl. Abbildung 6-4).

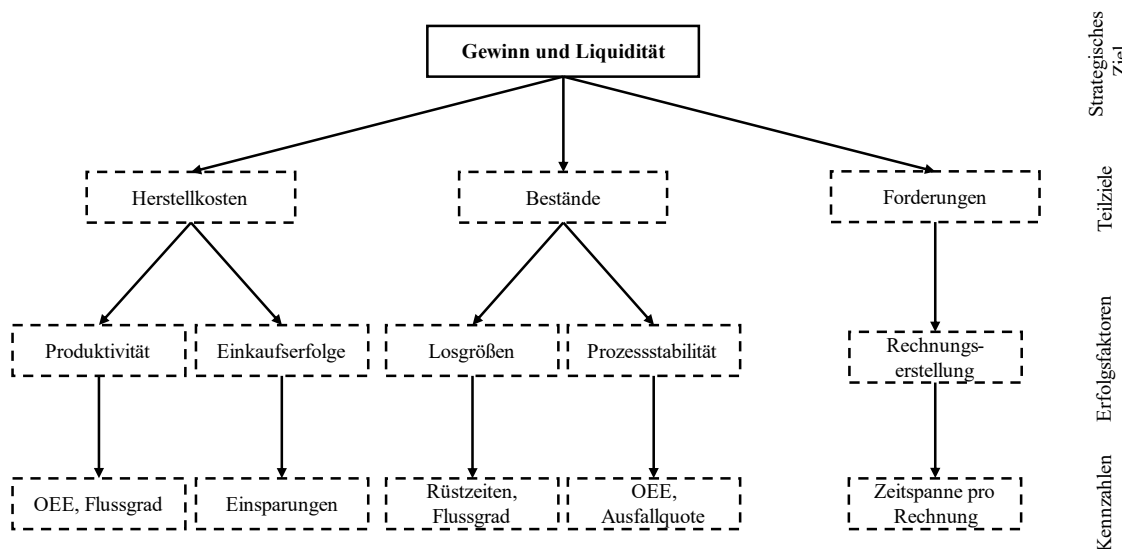


Abbildung 6-4: Beispielhafter Treiberbaum (in Anlehnung an GOTTMANN [GOTT16])

Ausgehend von den Erfolgsfaktoren können geeignete Kennzahlen ausgewählt und definiert werden. Eine Übersicht über im Produktionsumfeld verbreitete Kennzahlen ist in Tabelle A-5 im Anhang dargestellt. Diese kann als Orientierung bei der Auswahl der Kennzahlen dienen. Dabei ist zu beachten, dass erfolgreiche Kennzahlen in einem Unternehmen nicht zwingend auch in einem anderen Unternehmen funktionieren. Die Metriken müssen an die Unternehmensstrukturen, Produktionsprozesse und internen/externen Datenflüsse angepasst werden. [KAGA17] Auch innerhalb eines Unternehmens unterscheiden sich die Arten der Kennzahlen häufig in Abhängigkeit von der jeweiligen Hierarchieebene. Während Kennzahlen bis zur Abteilungs- und Gruppenleitungsebene häufig noch als Verhältniszahlen vorliegen (z. B. OEE, Produktivität und Fehlerquote), sind auf Linienebene Messgrößen erforderlich, die täglich oder sogar in Echtzeit erfasst werden können, wie Stückzahlen, Rüstzeiten und Anzahl der Ausschussteile. Diese Messgrößen bestehen in der Regel aus absoluten Zahlen, da sie aufgrund ihrer unmittelbaren Nachvollziehbarkeit und einfachen Verständlichkeit bevorzugt werden. [METT23]

Auf Basis durchgeführter Anwendungen im Rahmen der Methodenentwicklung und den SMART-Kriterien (vgl. Abschnitt 2.1.3) können zur Unterstützung bei der Auswahl geeigneter Kennzahlen folgende Leitfragen herangezogen werden:

- Wie ist die Kennzahl definiert? Was beschreibt sie?
- Was sagt die ausgewählte Kennzahl aus?
- Ist die Kennzahl verständlich und nachvollziehbar?
- Ist die Kennzahl messbar?
- Kann durch Steuerung der Kennzahl das definierte Ziel/ die definierten Erfolgsfaktoren erreicht und verbessert werden? Wenn ja, in welchem Umfang?

- Welche Erkenntnisse können aus der jeweiligen Kennzahl gezogen werden?
- Welche Interpretationen, Ableitungen und Maßnahmen können aus der entsprechenden Kennzahl folgen?

Auf Basis der gestellten Leitfragen kann im Anschluss eine erste Definition der ausgewählten Kennzahlen vorgenommen werden (vgl. Tabelle 6-2). Diese dient dazu, frühzeitig ein klares Verständnis über die Kennzahlen zu schaffen und vermeidet so Missinterpretationen oder fehlerhafte Entscheidungen [LAND18], noch bevor die einzelnen Kennzahlen in die Bereiche heruntergebrochen werden. Sie bildet die Grundlage für die detaillierte Definition der einzelnen heruntergebrochenen Kennzahlen im Kennzahlenblatt (vgl. Tabelle 6-3). Dafür liefert sie eine Beschreibung und Formel der entsprechenden Kennzahlen, deren Einsatzebene sowie Zielsetzungen, die mit Maßnahmen in Bezug auf die Kennzahl verbunden sind (vgl. Tabelle 6-2). Die Dokumentation der Zielsetzungen bezüglich einer Kennzahl ist ein wichtiger Schritt, um Vertrauen und Unterstützung bei den Mitarbeitenden hervorzurufen.

Nach der vollständigen Bearbeitung dieses Methodenschritts liegen folgende Ergebnisse vor:

- Aus operativen Zielen abgeleitete Erfolgsfaktoren und Kennzahlen
- Darstellung der Ziele, Erfolgsfaktoren und Kennzahlen im Treiberbaum
- Kurzbeschreibung der ausgewählten Kennzahlen für den Wertstrom

Tabelle 6-2: Beispielhafte Kennzahlenbeschreibung

Kennzahl: Produktivität (Stück/h)	
Beschreibung: Verhältnis zwischen erreichter Ausbringungsmenge und eingesetzten Arbeitsstunden	Einsatzebene: Gruppenleitungsebene
Formel: $\frac{\text{Ausbringungsmenge}}{\text{eingesetzte Arbeitsstunden}}$	Zielsetzung Maßnahmen: Prozessoptimierung, bspw. durch Identifikation von Schwachstellen und Engpässe in Arbeitsabläufen Stabile Prozessleistung

6.2.3 Herunterbrechen der Kennzahlen in die Teilprozesse des Wertstroms

Nachdem die grundsätzlichen Kennzahlen ausgewählt und definiert wurden, erfolgt in diesem Methodenschritt das Herunterbrechen dieser in die einzelnen Teilprozesse (z. B. Arbeitsvorbereitung, Fertigung, Montage) des Wertstroms (vgl. Abbildung 6-6). Dadurch soll das wertstromübergreifende Kennzahlensystem und damit eine durchgängige Kennzahlen- und Datenerfassung, welche anschließend Detailanalysen ermöglicht, sichergestellt werden. Zusätzlich dazu sollen notwendige Datenquellen identifiziert, erfasst und übersichtlich präsentiert werden. Dies soll einen Abgleich ermöglichen, um festzustellen, welche Informationen bereits vorhanden sind und welche noch ergänzt werden müssen.

Zuletzt dient dieser Methodenschritt der Identifikation von informationslogistischen Verschwendungen in Bezug auf die Erfassung von Kennzahlen [MEUD16], [MEUD17].

Um eine Übersicht über den Produktionsbereich und dessen Teilprozesse zu erlangen, erfolgt zunächst eine klassische Wertstromanalyse¹², wobei sich an der Symbolik der Wertstromanalyse 4.0 (WSA4.0) von MEUDT ET AL. orientiert wird [MEUD17]. Dadurch sollen die einzelnen Prozessschritte identifiziert werden, für die die ausgewählten Kennzahlen heruntergebrochen werden müssen. Mit der Wertstromkarte entsteht ein übersichtliches Abbild des aktuellen Wertstroms, welcher als Ausgangspunkt für die nächsten Aktivitäten im Rahmen des Methodenschritts dient. Um der Anforderung an das Abbilden und Herunterbrechen der Kennzahlen im Wertstrom gerecht zu werden, wird die Symbolik der WSA4.0 angepasst (vgl. Abbildung 6-5) und die Wertstrommethode um zusätzliche Methodenschritte ergänzt.

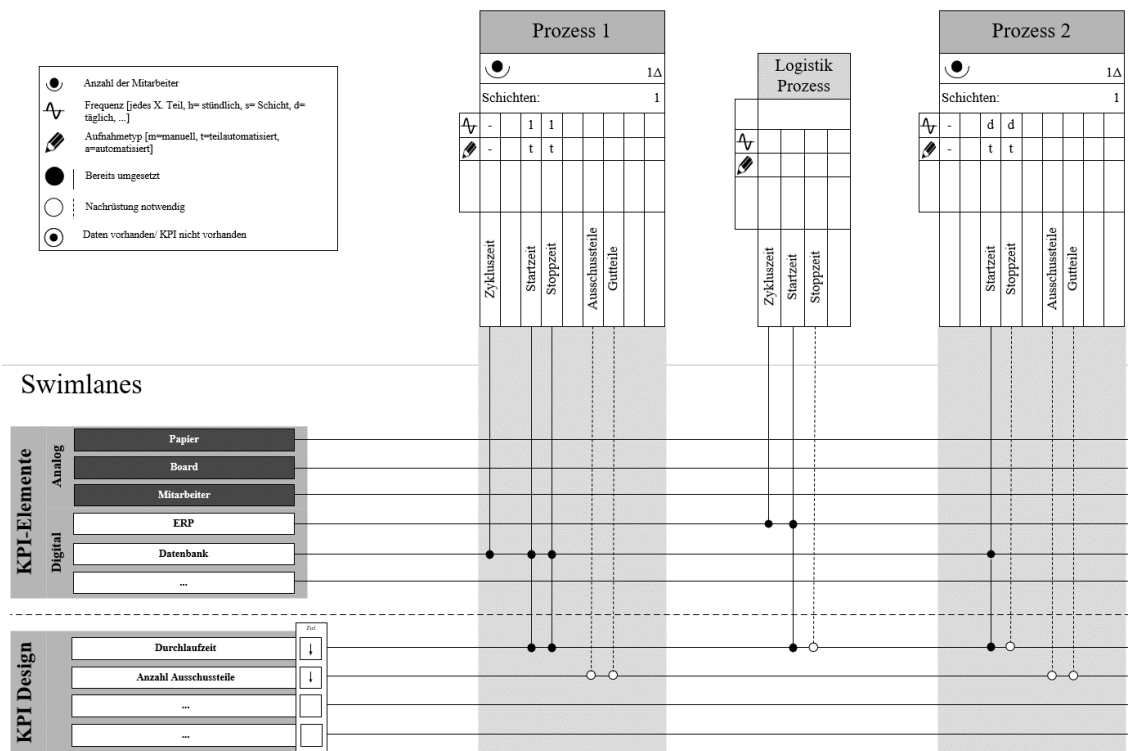


Abbildung 6-5: Angepasste Wertstromkarte 4.0

Im Gegensatz zur Wertstromanalyse, die den Ist-Zustand des Wertstrom abbildet, wird mit den erweiterten Methodenschritten ein Designansatz vorgestellt, mit dem Ziel das wertstromübergreifende Kennzahlensystem zu realisieren. Die erste Anpassung der Symbolik erfolgt im Bereich der Swimlanes. Dieser Bereich wird in die beiden neuen Abschnitte KPI-Elemente und KPI-Design aufgeteilt. Angelehnt an die WSA4.0 werden im

¹² Die Wertstromanalyse ist eine Methode zur Identifizierung und Visualisierung der Wertströme in einem Unternehmen oder einer Organisation. Mittels eines schrittweisen Vorgehens und einer standardisierten Symbolik wird ein abstrahiertes Abbild des aktuellen Wertstroms erstellt, mit dem Ziel, Verschwendungen und Engpässe in den Prozessen aufzudecken und Verbesserungspotenziale zu identifizieren [ROTH04].

Bereich der KPI-Elemente die verschiedenen, genutzten Speichermedien der benötigten KPI-Elemente angeben. Unter KPI-Elementen werden hierbei die Bestandteile von Kennzahlen verstanden, die für deren Berechnung erforderlich sind und direkt am Prozess gemessen bzw. erfasst werden können. Im Bereich des KPI-Designs werden die im vorangegangenen Schritt ausgewählten Kennzahlen eingetragen, sowie deren Zielrichtung angegeben. Um die einzelnen Prozesse in den Swimlanes besser unterscheiden zu können, werden die zu den Prozessen zugehörigen Bereiche durch Schattierung visuell getrennt. Die letzte Anpassung an der Symbolik erfolgt in den Verbindungslinien und Knotenpunkten. Gestrichelte Linien bzw. nicht ausgefüllte Knotenpunkte signalisieren, dass eine Nachrüstung erforderlich ist, während durchgezogene Linien bzw. ausgefüllte Knotenpunkte das Vorhandensein von KPI-Elementen oder Kennzahlen anzeigen.

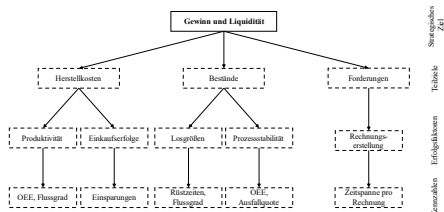
Nachfolgend wird das methodische Vorgehen zum Design des Kennzahlennetzwerks auf Wertstromebene eingeführt und beschrieben. Das Vorgehen gliedert sich in fünf Schritte auf:

1. **Wahl des Aggregationsniveaus des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems:** Die Wahl des Aggregationsniveaus (bspw. Arbeitsplatzebene, Prozessebene, Abteilungsebene) ist ein entscheidender Schritt bei der Entwicklung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems. Bei der Entscheidungsfindung kann sich an bestehenden Teamstrukturen und Hierarchieebenen (bspw. aus dem SFM) orientiert werden¹³. Je feiner die Aufgliederung des Wertstroms ist, desto höher ist der Implementierungs- und Pflegeaufwand. Allerdings bietet eine feinere Aufgliederung auch eine deutlich höhere Transparenz über die Leistung der einzelnen Teams und ermöglicht detailliertere Analysen.
2. **Durchführung der klassischen Wertstromanalyse auf gewähltem Aggregationsniveau:** Die klassische Wertstromanalyse ist nicht Teil der Entwicklungen dieser Arbeit. Hier wird auf die bestehenden Ansätze verwiesen [ROTH04]. Es ist wichtig zu betonen, dass im Rahmen dieses Schritts der Schwerpunkt nicht auf einer umfassenden Wertstromanalyse liegt, sondern darauf, die Prozesse zu identifizieren, an denen Kennzahlen zur Verbesserung der Transparenz beitragen können.
3. **Übertragung der ausgewählten Kennzahlen in die Swimlanes:** In diesem Schritt werden die in Abschnitt 6.2.2 ausgewählten Kennzahlen in die Swimlanes im KPI-Design-Bereich eingetragen.
4. **Darstellung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems:** Zunächst wird für jeden Prozessschritt überprüft, ob die jeweiligen Kennzahlen aufgeschlüsselt werden sollen. Ist dies der Fall, werden folgende Schritte durchgeführt:

¹³ Es ist ratsam, die Anzahl der Kennzahlen pro Mitarbeitenden oder Team zu begrenzen, um den Informationsfluss zu verbessern. Dadurch kann vermieden werden, dass die Mitarbeitenden von einer Überflutung an Informationen betroffen sind. Ferner wird so ermöglicht, dass die richtigen Informationen an die richtigen Mitarbeitenden geliefert werden. Dazu erfolgt eine strukturierte Aufteilung des Wertstroms in verschiedene Bereiche und Teams. Jedes Team erhält seine eigenen KPIs, um die Leistung und den Fortschritt auf Teamebene zu messen.

- a. Einzeichnen der Knotenpunkte (je KPI-Element ein Knotenpunkt) in die entsprechende Swimlane. Sofern eine Kennzahl bereits erfasst wird, werden die Knotenpunkte entsprechend der Symbolik gekennzeichnet.
 - b. Es erfolgt die Bestimmung der KPI-Elemente und Datenquellen aus der Berechnungsformel der Kennzahl. Diese Elemente werden in den entsprechenden Prozesskasten eingetragen.
 - c. Falls die KPI-Elemente bereits erfasst werden, werden sie entsprechend der Symbolik gekennzeichnet und die verwendeten Speichermedien eingetragen.
 - d. Die KPI-Elemente werden mit der entsprechenden Kennzahlen-Swimlane verbunden und entsprechend der Symbolik gekennzeichnet.
 - e. Das geschilderte Vorgehen wird für jeden Prozessschritt und anschließend jede Kennzahl wiederholt. Durch diese Vorgehensweise wird sichergestellt, dass der Status der relevanten Kennzahlen und ihrer zugrunde liegenden Elemente in den Prozessabläufen erfasst und visualisiert werden.
5. **Auswertung der Wertstromkarte:** Den Abschluss des methodischen Vorgehens bildet die Auswertung der Wertstromkarte. Sie liefert in übersichtlicher Form einen Soll-Ist-Abgleich des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems. Auf diese Weise erleichtert sie die Erkennung von fehlenden Datenquellen und Kennzahlen, was wiederum die Ausarbeitung eines Maßnahmenplans ermöglicht, um den vordefinierten Soll-Zustand zu erreichen. Darüber hinaus ermöglicht sie die Identifikation von informationslogistischen Verschwendungen, wie bspw. Medienbrüchen oder der Erfassung nicht benötigter Daten, im Bereich der Kennzahlen- und Datenerfassung.

Entwicklung der individuellen Kennzahlen



- Ausgewählte KPIs:**
- Durchlaufzeit
 - Liefertreue
 - Bestände
 - Produktivität
 - Fehlerquote
 - ...

Herunterbrechen der Kennzahlen in die Teilprozesse des Wertstroms

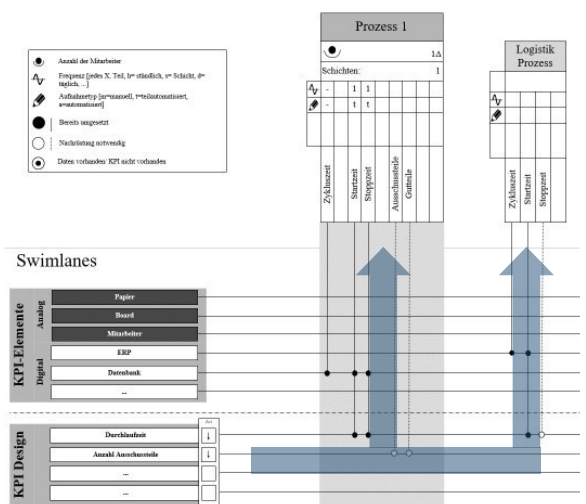


Abbildung 6-6: Herunterbrechen der Kennzahlen durch Wertstromkarte 4.0

Nach der vollständigen Bearbeitung dieses Methodenschritts liegen folgende Ergebnisse vor:

- Darstellung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems in der Wertstromkarte
- Übersicht über alle zu erfassende Kennzahlen und Datenquellen
- Identifikation von fehlenden Kennzahlen und Datenquellen
- Maßnahmenplan zur Umsetzung des Kennzahlensystems

6.2.4 Spezifizierung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems

Die Darstellung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems im vorangegangenen Methodenschritt ermöglicht eine Übersicht über alle zu erfassenden Kennzahlen sowie deren notwendigen Datenquellen. Ausgehend davon erfolgt in diesem Methodenschritt die Spezifizierung des Kennzahlensystems, einhergehend mit der Definition der Berechnungshäufigkeit, Festlegung der Datenquellen und des Datensammelprozesses sowie der Definition der Ziele für die einzelnen Kennzahlen im Wertstrom. Durch die Bestimmung dieser Attribute können die Kennzahlendatenblätter (vgl. Abschnitte 6.2.2) weiter vervollständigt und damit die Basis für die anschließende Implementierung gelegt werden (vgl. Tabelle 6-3 – ausgegraut bereits definierte Attribute). Aus der Wertstromkarte kann zudem der Bereich der einzelnen Kennzahlen identifiziert sowie die Position innerhalb der Wertschöpfungskette identifiziert werden. Diese wird für die automatisierte Filterung von relevanten Zusammenhängen bei der Gestaltung des EUS benötigt und erleichtert zudem deren Interpretation (vgl. Abschnitt 6.3).

Tabelle 6-3: Spezifizierung der Kennzahlen im Kennzahlendatenblatt

Kennzahl: Produktivität (Stück/h)	Bereich: Zerspanung	Position: 2
Beschreibung: Verhältnis zwischen erreichter Ausbringungsmenge und eingesetzten Arbeitsstunden	Einsatzebene: Gruppenleitungsebene	
Formel: $\frac{\text{Ausbringungsmenge}}{\text{eingesetzte Arbeitsstunden}}$	Zielsetzung Maßnahmen: Prozessoptimierung, bspw. durch Identifikation von Schwachstellen und Engpässe in Arbeitsabläufen Stabile Prozessleistung	
Berechnungshäufigkeit: pro Schicht	Genauigkeit: ganze Stück	
Messelemente: Ist-Ausbringungsmenge, eingesetzte Arbeitsstunden	Zielwert: 100 Toleranz: 5	
Datenquelle/Datensammelprozess: Ist-Ausbringungsmenge: manuelle Rückmeldung in ERP-System nach jedem produzierten Teil Eingesetzte Arbeitsstunden: rückgemeldete Arbeitsstunden aus BDE-System		

Berechnungshäufigkeit

Die Berechnungshäufigkeit einer Kennzahl bezieht sich auf den Zeitrahmen, in dem diese erfasst und berechnet wird. Sie bestimmt, wie oft die relevanten Daten gesammelt, analysiert und in Kennzahlen umgewandelt werden. Im Allgemeinen werden Produktionskennzahlen pro Schicht oder Tag berechnet. Durch die gestiegene Datenverfügbarkeit ist jedoch auch hier ein Trend hin zur Echtzeiterfassung von Kennzahlen zu beobachten. [LANZ18] Die Wahl der Berechnungshäufigkeit hängt im Wesentlichen von den drei Faktoren Aktualitätsbedarf, Datenerfassung und Datenverfügbarkeit ab. Eine höhere Berechnungshäufigkeit ermöglicht detailliertere Analysen und eine schnellere Reaktion auf Veränderungen im Produktionsprozess. Durch die regelmäßige Aktualisierung der Kennzahlen können Unternehmen Trends und Muster schneller erkennen und entsprechende Maßnahmen ergreifen. [LONG22b] Allerdings ist eine erhöhte Berechnungshäufigkeit auch mit höheren Aufwänden bei der Implementierung und Wartung verbunden. Dazu gehören die Erfassung und Verarbeitung der relevanten Daten in kürzeren Zeitintervallen, die Einrichtung von automatisierten Systemen zur Berechnung der Kennzahlen sowie die Gewährleistung der Datenqualität und -konsistenz. Die Wahl der Berechnungshäufigkeit hat direkte Auswirkungen auf den Einsatz des in Kapitel 5 entwickelten EUS. Je höher die Berechnungsfrequenz der Kennzahlen, desto feiner können auch die zeitübergreifenden Zusammenhänge zwischen Kennzahlen bestimmt werden.

Datenquellen und Datensammelprozesse

Die Messelemente von Kennzahlen entstammen unterschiedlichsten Datenquellen in der Produktion. Hierzu gehören Feinplanungsdaten, Fertigungsdaten, Produktdaten, logistische Daten, Qualitätsdaten, Personalzeitdaten, Betriebsdaten und Maschinendaten [VERB09]. Nach FELDERER ET AL. können Datenquellen typischer Produktionssysteme in technische Betriebsdaten, organisatorische Betriebsdaten und ERP-Plandaten unterteilt werden (vgl. Tabelle 6-4) [FELD19]. Zur Berechnung von Kennzahlen werden häufig mehrere unterschiedliche Messelemente benötigt. Zu deren Identifikation kann auf Tabelle A-6 im Anhang zurückgegriffen werden, welche einen umfassenden Überblick über Kennzahlen und deren Messelemente liefert.

Bei der Datenerfassung für Kennzahlen spielen insbesondere Betriebsdatenerfassungssysteme (BDE-Systeme) und ERP-Systeme eine übergeordnete Rolle [SCHU15]. Betriebsdaten lassen sich in organisatorische (Auftrags- und Personaldaten) und technische Betriebsdaten (Maschinen-, Werkzeug-, Material- und Prozessdaten) unterscheiden [FELD19]. BDE-Systeme werden zur Erfassung und Sammlung von Ist-Daten der Prozesse und Zustände in der Produktion eingesetzt. Früher wurden Betriebsdaten ausschließlich durch manuelle Aufzeichnung von Messwerten erfasst und an die Verantwortlichen weitergegeben. Dieses Verfahren ist jedoch langsam, fehleranfällig und erfordert zusätzlichen Aufwand für die Mitarbeitenden. Mit zunehmender Menge und Komplexität der erhobenen Daten ist dessen Anwendung daher wirtschaftlich nicht mehr sinnvoll.

Heutzutage erfolgt die Erfassung organisatorischer Betriebsdaten oft über mobile Endgeräte oder spezielle BDE-Terminals direkt am Arbeitsplatz. Mitarbeitende geben die angefallenen Betriebsdaten dort ein und senden sie an ein BDE-System. [DENK22]

Tabelle 6-4: Klassifizierung von Produktionsdaten (in Anlehnung an FELDERER ET AL. [FELD19])

Technische Betriebsdaten		Organisatorische Betriebsdaten		ERP-Plandaten
Maschinendaten	Prozessdaten	Auftragsdaten	Personaldaten	
Zustand	Statische und variable Prozessparameter	Mengen	Anwesenheit	Preiskalkulation
Statusübergänge		Ausschussquote	Arbeitszeit	Liefermeldungen
Materialverbrauch	Programme	Materialdaten	Berechtigungen	Lohnabrechnung
Unterbrechungen	Qualität	Produkteigenschaften	Qualifikationen	Auftragsplanung
Meldungen	Dauer	Dokumentation		Werkzeugmanagement
Störungen		Betriebsdaten		Wartung
Wartungsdaten		Werkzeugdaten		Qualitätsmanagement
Energieverbrauch		Lieferdaten		Materialwirtschaft
		Lokalisierung		

Eine weitere Möglichkeit liefern Maschinendatenerfassungssysteme (MDE-Systeme), welche eine Untergruppe von BDE-Systemen darstellen. In modernen Produktionsumgebungen werden MDE-Systeme verwendet, um Daten von Maschinen, Anlagen und Prozessen zu erfassen. Diese Systeme können über standardisierte Schnittstellen wie der Open Platform Communications Unified Architecture (OPC UA) direkt auf die Steuerung einer Maschine oder Anlage zugreifen und die Daten weiterverarbeiten. Zusätzlich besteht die Möglichkeit, externe Sensoren anzuschließen. Für die Kennzahlenberechnung sind insbesondere Informationen zum Zustand einer Anlage, Störungen, Energieverbräuche sowie Wartungsdaten von Bedeutung. Darüber hinaus bieten Traceability-Systeme (bspw. durch Barcode- oder RFID-Scanning) eine Möglichkeit insbesondere Auftragsdaten in hoher Qualität zu erfassen. Durch das Scannen von Barcodes oder RFID-Tags können Daten schnell erfasst und in das BDE-System übertragen werden. Dies wird für die Identifikation von Produkten, Materialien oder Mitarbeitenden verwendet. Auch Personaldaten, insbesondere zur Arbeitszeit und Arbeitsauslastung der Mitarbeitenden, werden häufig bei der Berechnung von Kennzahlen in der Produktion herangezogen. Hierfür können Zeiterfassungssysteme oder manuelle Protokolle verwendet werden. Nicht zuletzt spielen Plandaten aus ERP- oder anderen Produktionsplanungssystemen eine Rolle bei der Berechnung von Kennzahlen. Diese Systeme umfassen Informationen zu Aufträgen, Lieferketten, Lagerbeständen, Materialverbrauch und anderen relevanten Datenquellen. [FELD19]

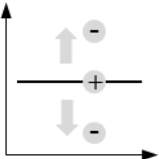
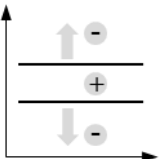
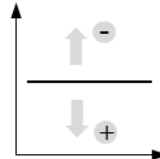
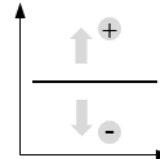
Die Auswahl der geeigneten Datenquelle und Erfassungsmethode hängt von den spezifischen Kennzahlen, den Anforderungen des Unternehmens und den verfügbaren Ressourcen

cen ab. Die gewählten Erfassungsmethoden und Datenquellen haben einen direkten Einfluss auf die Erfassungsgenauigkeit (bspw. stückweise, chargenweise, batchweise) und Datenqualität einer Kennzahl. Einen Überblick über unterschiedliche Datenerfassungssysteme im industriellen Umfeld nach Automatisierungsgrad liefert *ĆWIKŁA* [*ĆWIK13*]. Automatisierte Datenerfassungssysteme, wie integrierte Sensoren oder direkte Datenübertragung aus Maschinen können in der Regel genauere Daten liefern als manuelle Erfassungsmethoden. Aus diesem Grund ist es wichtig, bei der Wahl der Datenquellen und des Datensammelprozesses die Folgen auf die Datenqualität und Erfassungsgenauigkeit zu berücksichtigen. Es ist zu beachten, dass sowohl die Datenqualität als auch die Erfassungsgenauigkeit direkte Auswirkungen auf die Leistungsfähigkeit und damit auf den Einsatz des EUS haben.

Zielwerte und Toleranzkorridore

Ein weiterer zentraler Aspekt bei der Definition von Kennzahlen ist die Festlegung der spezifischen Zielwerte und zugehörigen Toleranzen. Für jede Kennzahl muss ein Zielwert/Zielbereich definiert werden, mit dem der normale oder anormale Zustand eines Prozesses identifiziert werden kann. Dabei existieren unterschiedliche Varianten von Zieldefinitionen für Kennzahlen (vgl. Tabelle 6-5).

Tabelle 6-5: Varianten von Zieldefinitionen für Kennzahlen (in Anlehnung an *OPITZ* [*OPIT19*])

Zielgröße	Zielkorridor	Obere Grenze	Untere Grenze
			
Ziel: Kennzahl soll möglichst nahe an der Zielgröße liegen	Ziel: Kennzahl soll innerhalb des Zielkorridors liegen	Ziel: Kennzahl soll unterhalb der oberen Grenze liegen	Ziel: Kennzahl soll oberhalb der unteren Grenze liegen

Für die Festlegung der Zielwerte bei Kennzahlen kann sich an dem Vorgehen von *KLEINDIENST* [*KLEI17*] orientiert werden, dessen Ursprung in den verschiedenen Herangehensweisen zur Festlegung der Zielwerte bei Budgetierungsprozessen [*GREI06*] liegt. Die erste Möglichkeit besteht darin, die Top-Down-Vorgaben durch das Management in Zielwerte zu übersetzen. Hierbei ist unbedingt eine Vorabhebung relevanter Informationen durch die Führungskräfte notwendig. Die alleinige Festlegung von Zielwerten Top-Down ohne Beteiligung der Mitarbeitenden birgt jedoch Nachteile, da das Risiko einer mangelnden Akzeptanz seitens der Mitarbeitenden besteht. Um dies zu vermeiden, sollten die Ziele in einem Diskussionsprozess zwischen den Mitarbeitenden und dem Management – ähnlich dem Catchball-Prozess im Hoshin Kanri (vgl. Kapitel 2.1.5) – verhandelt werden. Dadurch erhalten die Mitarbeitenden die Möglichkeit, ihre Perspektiven darzulegen. [*GREI06*] Sie können ihr Wissen in den Zielbildungsprozess einbringen und sich stärker mit den Vorgaben identifizieren. [*WS08*] Eine weitere Möglichkeit besteht

darin, Benchmarkwerte als Orientierung für die Festlegung der Zielwerte heranzuziehen. Dabei können sowohl interne (z. B. andere Standorte, Abteilungen) als auch externe Quellen (z. B. Wettbewerb) herangezogen werden. Die Vorteile dieses Ansatzes sind, dass er das Hinterfragen des Status Quo fördert und dabei unterstützt, ineffiziente und starre Strukturen aufzubrechen. Ein in der Industrie weitverbreitetes Vorgehen zur Bestimmung der Zielwerte ist die Orientierung an Vergangenheitswerten. Dieses Vorgehen birgt jedoch die Gefahr der Fortschreibung von Ineffizienzen und dem Setzen von Zielwerten mit lediglich geringer Anreizwirkung. Darüber hinaus haben historische Daten in einem dynamischen Umfeld nur eine geringe Aussagekraft. [KLEI17]

Die vorgestellten Herangehensweisen sind jedoch insbesondere bei der Festlegung von Zielwerten bei neuen Kennzahlen problematisch, da sowohl Vergangenheitsdaten als auch Erfahrungswerte fehlen [AGOS12]. In diesen Fällen bietet es sich an, zunächst die Kennzahlen ohne Zielwerte auszurollen, um erste Daten zu erheben. Anschließend können auf Basis dieser historischen Daten, Zielwerte abgeleitet werden.

Produktionskennzahlen können aufgrund verschiedener Faktoren natürlichen Schwankungen unterliegen. Um diese Schwankungen zu berücksichtigen und realistische Zielwerte festzulegen, werden häufig Toleranzkorridore verwendet. Toleranzkorridore sind Bandbreiten um den Zielwert herum, die angeben, in welchem Bereich die Kennzahl schwanken kann, während sie immer noch akzeptabel ist. Die Verwendung von Toleranzkorridoren ähnelt den Qualitätsregelkarten aus der statistischen Prozesslenkung (SPC). In der SPC werden statistische Methoden eingesetzt, um zu überwachen und zu kontrollieren, ob ein Prozess innerhalb akzeptabler Grenzen läuft. Aus diesem Grund wird sich an dem Vorgehen zur Erstellung von Qualitätsregelkarten aus der SPC zur Ableitung der Zielwerte aus Vergangenheitsdaten orientiert [DEUT21].

Zunächst gilt es eine ausreichend große Stichprobe festzulegen. In der Literatur wird als Empfehlung eine Stichprobengröße von $n = 30$ angegeben, ab der von einer normalverteilten Stichprobenverteilung ausgegangen werden darf. Dies wird als untere Grenze angenommen, ab der ein Zielwert aus den historischen Kennzahlendaten bestimmt werden kann. Anschließend werden sowohl der Mittelwert als auch die Standardabweichung der historischen Daten bestimmt. Mithilfe dieser Werte können sowohl der Zielwert als auch die Toleranzbereiche einer Kennzahl bestimmt werden. Bei Qualitätsregelkarten wird die obere/untere Kontrollgrenze üblicherweise durch $\mu \pm 3\sigma$ beschrieben, wodurch mit einer Wahrscheinlichkeit von 99,73 % die Stichprobenwerte innerhalb der Grenzen liegen. Die Auswahl der Zielwerte oder -bereiche erfordert sorgfältige Überlegungen, um einerseits ausreichend Probleme aufzuzeigen und den KVP zu fördern. Andererseits sollten sie jedoch nicht zu anspruchsvoll sein, um eine Überlastung der Kapazitäten für die Problemlösung zu vermeiden, was wiederum demotivierend auf die Mitarbeitenden wirken würde. [WEBE08] Dies kann durch die Variation der Anzahl der Standardabweichungen zur Bestimmung der Kontrollgrenzen gezielt gesteuert werden.

In der Fachliteratur existieren zwei unterschiedliche Strömungen zur Festlegung von Zielwerten: Die eine Strömung ist der Ansicht, dass Leistungsziele aggressiv zu setzen sind und bei Annäherung angehoben werden sollten. Im Kontrast dazu verfolgt die zweite Strömung den Ansatz, zunächst großzügige Ziele zu setzen, um die Zustimmung des Teams zu gewinnen. Die Ziele werden im Zeitverlauf durch den KVP schrittweise angehoben. [EAID16] In dieser Methodik wird der Ansatz der zweiten Strömung empfohlen. Die Festlegung der Zielwerte und -bereiche ist für Operationalisierung des EUS von zentraler Bedeutung. Mit ihnen wird festgelegt, wann eine Warnung ausgelöst und die abhängigen Bereiche informiert werden (vgl. Abschnitt 5.4.2).

Nach der vollständigen Bearbeitung dieses Methodenschritts liegen folgende Ergebnisse vor, mit denen das Kennzahlendatenblatt vervollständigt werden kann:

- Festlegung der Berechnungshäufigkeit der Kennzahlen
- Definition der Datenquellen und des Datensammelprozesses
- Bestimmung der Zielwerte und Toleranzkorridore

6.2.5 Implementierung des Kennzahlensystems

Den Abschluss der Designphase bildet die Implementierung der zuvor definierten und spezifizierten Kennzahlen im Unternehmen. Die Implementierung besteht dabei aus der physischen Umsetzung und der organisatorischen Verankerung des Kennzahlensystems. Die physische Umsetzung geschieht auf Basis des aufgestellten Maßnahmenplans (vgl. Abschnitt 6.2.3) sowie der entsprechenden Kennzahlendatenblätter (vgl. Abschnitt 6.2.4). Der Mehrwert des Kennzahlensystems entsteht jedoch erst durch die organisatorische Verankerung im täglichen SFM. Hierzu gehört die Gestaltung der Kennzahlenboards zur Herstellung von Transparenz durch visuelle Darstellung sowie die Integration dieser in die Regelkommunikation (vgl. Abschnitt 2.1.4). Dabei darf das oberste Ziel, Abweichungen zu identifizieren, um basierend daraus entsprechende (Verbesserungs-)Maßnahmen zu ergreifen, nicht außer Acht gelassen werden.

6.3 Methodenbaustein II: Modellierungsphase

In der Modellierungsphase wird das in Kapitel 5 entwickelte EUS an das jeweilige Unternehmen und Kennzahlensystem angepasst, um die Kennzahlensammenhänge berechnen, filtern und abspeichern zu können. Dabei ist eine durchgängige Datenpipeline sicherzustellen, da täglich neue Datenpunkte hinzukommen und die entsprechenden Zusammenhänge aktualisiert werden müssen.

6.3.1 Datenerfassung und -vorverarbeitung

Für die Datenerfassung und -vorverarbeitung müssen verschiedene Schritte durchgeführt werden, um die Grundlage für die Berechnung der Kennzahlensammenhänge zu schaffen. Hierfür müssen zunächst die Kennzahlendaten aus dem zuvor entwickelten Kenn-

zahlensystem aufgezeichnet und abgespeichert werden. Die Berechnung von Zusammenhängen zwischen diesen Kennzahlen ist erst dann sinnvoll, wenn eine ausreichende Datenmenge zur Verfügung steht. Als Anhaltswert können hier mindestens 100 erfasste Datenpunkte für eine Kennzahl herangezogen werden, um statistisch aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen.

Darüber hinaus muss eine ausreichende Datenqualität sichergestellt werden, bevor die Zusammenhänge bestimmt werden können. Hierbei kann sich an dem zuvor entwickelten Vorgehen orientiert werden (vgl. Abbildung 5-2). Sollten während der Analyse spezifische Probleme im Datensatz des betrachteten Unternehmens auftreten, wird das Vorgehen entsprechend erweitert, um eine automatisierte Bereinigung der Daten vornehmen zu können.

6.3.2 Bestimmung der Zusammenhänge

Um die Kennzahlzusammenhänge zu bestimmen, erfolgt zunächst die Wahl der Assoziationsmaße, welche im EUS verwendet werden sollen. Hierbei können unterschiedliche Maße angewendet werden, um unterschiedliche Arten von Zusammenhängen zu erfassen (vgl. Abschnitt 5.3.1):

- Korrelationskoeffizient nach BRAVAIS-PEARSON für lineare Zusammenhänge
- SPEARMAN'S Rangkorrelationskoeffizient für monotone Zusammenhänge
- MIC für jegliche Formen von Beziehungen – allerdings erfordert die Interpretation der Ergebnisse oft eine zusätzliche Modellierung, bspw. in Form einer Regression

Sollen verschiedene Maße zur Bestimmung der Zusammenhänge verwendet werden, so eignet sich das entwickelte Vorgehen nach Abbildung 5-5. Nach der Wahl der Assoziationsmaße wird die Durchlaufzeit des Wertstroms ermittelt. Diese wird für die Nebenbedingung des Optimierungsmodells zur Bestimmung der zeitverzögerten Kennzahlzusammenhänge benötigt. Die eigentliche Berechnung der Zusammenhänge erfolgt durch die Lösung des in Abschnitt 5.3.1 entwickelten Optimierungsproblems.

6.3.3 Filterung und Speicherung der Zusammenhänge

Die Filterung der berechneten Zusammenhänge zur Fokussierung auf relevante Zusammenhänge kann auf verschiedene Arten realisiert werden (vgl. Abschnitt 5.3.2). Neben der Filterung über Schwellenwerte oder aufgrund von formellen Abhängigkeiten ist eine unternehmensspezifische Filterung durch die Integration von Domänenwissen sinnvoll. Diese unternehmensspezifischen Filter können auf Basis einer initialen Analyse der identifizierten Zusammenhänge entwickelt werden. Dabei werden die gefundenen Zusammenhänge mit Prozessexpert:innen durchgesprochen und für nicht-relevant befundene Zusammenhänge entsprechende Filter entwickelt. Diese können bspw. die Nicht-Betrachtung bestimmter Arten von Kennzahlen (z. B. mitarbeitendenbezogene Kennzahlen)

oder die Filterung von hierarchieebenenübergreifenden Zusammenhängen sein. Abschließend müssen die gefilterten Zusammenhänge in einer Datenbank abgespeichert werden.

6.4 Methodenbaustein III: Implementierungs- und Nutzungsphase

Der dritte Methodenbaustein betrachtet die Vorbereitung der Operationalisierung (Abschnitt 6.4.1) sowie die Nutzung des EUS (vgl. Abschnitt 6.4.2).

6.4.1 Vorbereitung der Nutzung

Die Integration des EUS in das SFM und die täglichen Arbeitsabläufe ist von Relevanz für den späteren Erfolg des Systems. Durch den regelmäßigen Umgang mit dem System kann eine Routine geschaffen werden, wodurch die Ergebnisse des Systems bestmöglich zur Entscheidungsfindung genutzt werden können. Während das Warnsystem direkt in die bestehenden SFM-Elemente und -Abläufe integriert werden kann, wird das Expertensystem als separates Element ergänzt. Es kann bedarfsorientiert, bspw. für die Ursachenanalyse oder Problemlösung herangezogen werden und stellt hierfür passende Visualisierungen der Zusammenhänge bereit (vgl. Abschnitt 5.4.1).

Für das Warnsystem müssen die bestehende Kennzahlenvisualisierung und das Maßnahmenmanagement des dSFM-Systems leicht angepasst werden. Abweichende KPIs dienen als Auslöser für das Warnsystem, das daraufhin nach zeitverzögerten, korrelierenden KPIs sucht. Können zeitverzögerte, korrelierende KPIs identifiziert werden, erfolgt eine Warnung an die zugehörigen Teams. Dies kann bspw. durch sofortige Push-Benachrichtigungen oder die Anzeige eines Warnsymbols im Dashboard des SFM geschehen. Im Falle des Eintritts einer Warnung hat das Team dann mehrere Handlungsoptionen. Es kann unmittelbar auf die Warnung reagieren oder alternativ diese im nächsten SFM-Meeting diskutieren, um eine fundierte Entscheidung und koordinierte Maßnahmen zu treffen, welche anschließend im dSFM-System dokumentiert werden (vgl. Abschnitt 5.4.2).

Nachdem die technische Integration des Systems abgeschlossen ist, müssen die Mitarbeitenden am System geschult werden. Die Schulungsinhalte sollten folgende Bereiche abdecken und um eine praktische Anwendung des Systems ergänzt werden:

- **Systemgrundlagen:** Was ist das System, welche Zwecke erfüllt es und wie wird es in der Organisation eingesetzt? Wie funktioniert das System?
- **Statistische Grundlagen:** Erläuterung der statistischen Grundlagen, auf denen das System aufbaut.
- **Benutzeroberfläche:** Erläuterung der Benutzeroberflächen, Menüs und Symbole, um sich im System zurechtzufinden sowie der grundlegenden Bedienung.
- **Arbeitsabläufe:** Welche Prozesse oder Abläufe werden im System unterstützt, und wie werden sie durchgeführt?

6.4.2 Nutzung

Wie bereits bei der Gestaltung des EUS in Kapitel 5 erläutert, kann die Nutzung des EUS auf zwei Arten erfolgen. Zum einen können Mitarbeitende auf die berechneten Zusammenhänge in Form eines Expertensystems mit einer visuellen Aufbereitung der Zusammenhänge zugreifen, um Transparenz über die Zusammenhänge innerhalb des Kennzahlensystems zu erhalten (vgl. Abschnitt 5.4.1). Neben einer gemeinschaftlichen Analyse über alle erkannten Zusammenhänge des Wertstroms zur Identifikation von Abhängigkeiten zwischen den unterschiedlichen Teams oder redundanten Kennzahlen, kann auch eine fokussierte Betrachtung aus Teamsicht aufschlussreiche Erkenntnisse liefern. Hierbei werden lediglich die Zusammenhänge betrachtet, die zwischen den teameigenen und teamfremden Kennzahlen bestehen. Daraus kann abgeleitet werden, von welchen Kennzahlen das eigene Team beeinflusst wird und welche teamfremden Kennzahlen das eigene Team beeinflussen. Diese Erkenntnisse können zum Abbau von Silos innerhalb des Unternehmens führen. Darüber hinaus ist eine hypothesengestützte Herangehensweise möglich, bei der vermutete Zusammenhänge untersucht werden, mit dem Ziel diese zu quantifizieren und zu bestätigen. Bspw. könnte ein Zusammenhang zwischen der Performance der Logistikabteilung und der Performance in der Montage vermutet werden. Ein Blick auf die berechneten Zusammenhänge zwischen diesen beiden Abteilungen kann Aufschluss darüber geben, ob ein solcher Zusammenhang statistisch belegbar ist.

Auf der anderen Seite besteht die Möglichkeit, im Rahmen des operativen Regelkreises des Performance Management Lebenszyklus mit dem Warnsystem zu interagieren (vgl. Abschnitt 2.1.5). Dies stellt eine Ergänzung zum klassischen Ablauf bei der Feststellung einer Abweichung in einer Kennzahl dar (vgl. Abschnitt 2.1.4). Neben der rückwärtsgerichteten (klassischen) Analyse der Ursache einer Abweichung wird eine vorwärtsgerichtete Warnung an potenziell betroffene Bereiche und Teams versendet, um diesen einen zeitlichen Spielraum zu Reaktion auf die abweichende Kennzahl zu geben. Erhält ein Team eine solche Warnung, muss eine der folgenden Aktionen erfolgen (vgl. Abschnitt 5.4.2):

- Maßnahme ergreifen
- Situation beobachten
- Warnung ignorieren bzw. als irrelevant deklarieren

6.5 Methodenbaustein IV: Revisions- und Weiterentwicklungsphase

Den Abschluss der Methode bildet die Revisions- und Weiterentwicklungsphase. Da sich die Rahmenbedingungen und Ziele eines Unternehmens stetig verändern können, ist auch das entsprechende Kennzahlensystem und das EUS kontinuierlich anzupassen.

Ein erster Schritt besteht darin, die vorhandenen Kennzahlen in regelmäßigen Abständen zu überprüfen und zu bewerten. Dies umfasst das Hinzufügen neuer KPIs sowie das Entfernen von KPIs, die nicht mehr relevant oder nützlich sind. Dieser Prozess zielt darauf

ab, die Effektivität des Kennzahlensystems zu steigern und die Fokussierung auf wesentliche Leistungsindikatoren sicherzustellen. Darüber hinaus ist eine kontinuierliche Anpassung von Zielwerten und Toleranzkorridoren notwendig. Diese Anpassungen sollten auf aktuellen Geschäftszielen und den sich ändernden Marktbedingungen basieren. Es ist unerlässlich, dass es sich bei den festgelegten Zielen um SMARTe oder SMARTERe Ziele handelt, um die Motivation der Mitarbeitenden aufrechtzuerhalten und die Leistung zu steigern (vgl. Abschnitt 2.1.3).

Auch die Analyse quantifizierter Kennzahlzusammenhänge kann einen Anstoß zur Weiterentwicklung des Kennzahlensystems sowie des EUS geben. Durch die Identifizierung und Bewertung von Wechselwirkungen zwischen verschiedenen KPIs können tiefgreifendere Einblicke gewonnen werden. Dies ermöglicht es, gezielte Verbesserungen vorzunehmen und das Verständnis für die Leistungsentwicklung des Unternehmens zu vertiefen. Dies kann zu einer Erweiterung des Detailgrads der verwendeten Daten im EUS führen. Dazu gehört eine Verfeinerung des Aggregationsniveaus (vgl. Abschnitt 6.2.3), um detailliertere Einblicke über die Leistung einzelner Teilprozesse zu erhalten, sowie die Erhöhung der Berechnungshäufigkeit (vgl. Abschnitt 6.2.4), um feinere zeitübergreifende Zusammenhänge festzustellen. Darüber hinaus können schrittweise komplexere Kennzahlzusammenhänge (bspw. durch die Nutzung des MIC) betrachtet werden.

Zusätzlich lässt sich das PMS durch die Integration weiterer Datenpunkte, die Key-Treiber der Performance repräsentieren, erweitern. Dies ermöglicht es, Hypothesen zu verifizieren oder zu verwerfen, bspw. im Rahmen der Problemlösung. Ausgehend von der Fragestellung „welche Einflussfaktoren auf eine bestimmte Kennzahl wirken“, könnten entsprechende Datenpunkte zur Erfassung dieser Faktoren gesetzt werden, um so faktenbasierte Entscheidungen zu ermöglichen. Zur Identifikation dieser Key-Treiber kann das Ishikawa-Diagramm herangezogen werden (vgl. Abbildung 6-7) [ISHI87].

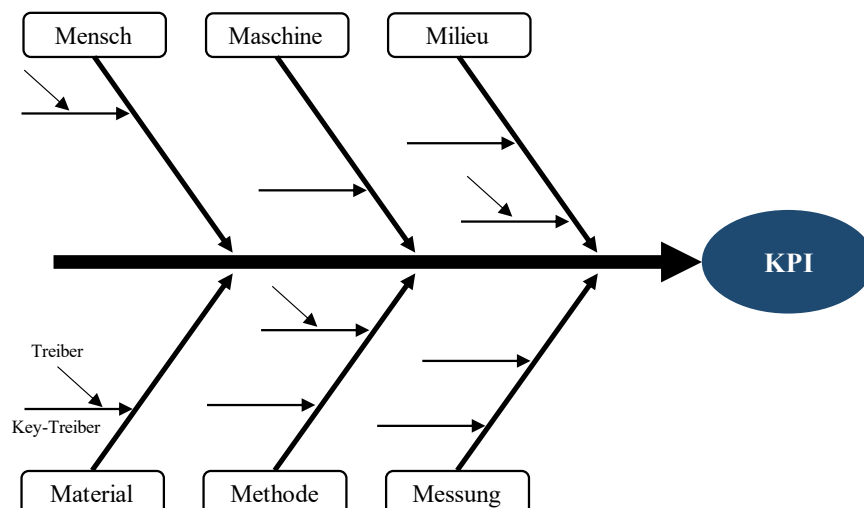


Abbildung 6-7: Ishikawa zur Identifikation von Key-Treibern einer KPI

6.6 Fazit zur Konzeption und Detaillierung der Methode

Mit der Konzeption und Detaillierung der Methode zur Operationalisierung des EUS wurde das dritte Forschungsteilziel erreicht. Die Methode setzt sich aus den vier Methodenbausteinen *Designphase*, *Modellierungsphase*, *Implementierungs- und Nutzungsphase* sowie der *Revisions- und Weiterentwicklungsphase* zusammen. Im ersten Methodenbaustein erfolgt der Aufbau und die Implementierung des Kennzahlensystems, wodurch die Basis und die Datengrundlage für die Modellierung und letztendlich den Einsatz des EUS gelegt wird. Der zweite Baustein umfasst die Modellierung und Gestaltung des EUS für einen spezifischen Anwendungsfall. Den dritten Baustein bilden die technische Implementierung des EUS im Unternehmen sowie die Beschreibung der Integration dieses in die operativen Abläufe. Der letzte Methodenbaustein umfasst die Revision und Weiterentwicklung des Kennzahlensystems sowie des EUS. Mit dem Erreichen des dritten Forschungsteilziels wurden alle Teilziele erreicht. Um das Gesamtforschungsziel dieser Arbeit abschließen zu können, findet im folgenden Kapitel eine Anwendung und Evaluation der entwickelten Ergebnisse statt.

7 ANWENDUNG UND EVALUATION

Die Anwendung und Evaluation haben den Zweck, die entwickelte Methode und das EUS wissenschaftlich zu beurteilen, um festzustellen, ob die definierten Forschungsziele erreicht wurden und die gestellten Anforderungen erfüllt sind. Dies stellt einen weiteren Bestandteil der DRM dar [BLES09]. Die Anwendung und Evaluation findet in drei verschiedenen Unternehmen im Rahmen unterschiedlicher Projektarten statt (vgl. Tabelle 7-1). Dabei werden jeweils Teile der entwickelten Methode angewendet und evaluiert. Zusätzlich wird das EUS an einem synthetischen Datensatz verifiziert.

Tabelle 7-1: Übersicht der Anwendungsfälle

Anwendungsunternehmen	Branche	Beschäftigte	Umsatz	Projektart
Synthetischer Datensatz	-	-	-	Verifizierung des EUS an synthetischem Datensatz
Unternehmen 1	Chemiepumpen	150	30 Mio. €	Analyse und Überarbeitung des bestehenden Kennzahlensystems
Unternehmen 2	Nutzfahrzeugindustrie	21.500	4,9 Mrd. €	Analyse und Überarbeitung des bestehenden Kennzahlensystems Anwendung des EUS an KPI-Datensatz
Unternehmen 3	Farbindustrie	105	16 Mio. €	Entwicklung des EUS Anwendung des EUS an KPI-Datensatz Implementierung des EUS im bestehenden dSFM-System

7.1 Verifizierung und Anwendung

Die Anwendungsfälle lassen sich in zwei Gruppen klassifizieren. Die erste Gruppe befasst sich mit der Analyse und Überarbeitung eines bestehenden Kennzahlensystems und besteht aus zwei Anwendungsfällen in der industriellen Praxis. Dabei werden die Schritte des ersten Methodenbausteins (Designphase) durchlaufen und angewendet. Die zweite Gruppe umfasst die Anwendung des EUS an zwei bestehenden KPI-Datensätzen. In dieser Gruppe werden Teile der Modellierungsphase (Methodenbaustein II) sowie der Implementierungs- und Nutzungsphase (Methodenbaustein III) der Methode durchgeführt und ausgewählte identifizierte Zusammenhänge diskutiert. Nachfolgend wird jeweils ein Anwendungsfall für beide Gruppen exemplarisch vorgestellt und beschrieben. Darüber hinaus erfolgt die Verifizierung des EUS an einem synthetisch erzeugten Datensatz.

Die Anwendung in Unternehmen 3 wird in dieser Arbeit aus Platzgründen nicht näher erläutert. Jedoch sei darauf hingewiesen, dass große Teile des EUS im Rahmen eines

Forschungsprojekts mit Beteiligung von Unternehmen 3 sowie eines Softwareunternehmens für dSFM-Systeme entwickelt und bereits in das bestehende dSFM-System integriert wurden.

7.1.1 Verifizierung an synthetischem Datensatz

Teile des EUS werden neben industriellen Datensätzen auch an einem synthetisch erzeugten Datensatz angewendet und verifiziert. Der Vorteil des synthetischen Datensatzes besteht darin, dass im Gegensatz zu den Datensätzen aus der Praxis die Arten der Beziehungen und die tatsächlichen zeitlichen Verschiebungen der Variablen bekannt sind. Dadurch können zum einen die Eigenschaften der untersuchten Assoziationsmaße gezielt verglichen und zum anderen die Funktionsweise des Optimierungsmodells zur Bestimmung der zeitlichen Verschiebungen nachgewiesen werden. Allerdings ist es wichtig zu beachten, dass synthetisch erzeugte Daten häufig nicht in der Lage sind, die umfassende Vielfalt und Komplexität der realen Daten vollständig wiederzugeben.

Bei der Erstellung des synthetischen Datensatzes wird sich an der Vorgehensweise von EGER ET AL. [EGER18], RESHEF ET AL. [RESH11] und FREITAG [FREI23] orientiert. Der Datensatz enthält 40 Variablen, bestehend aus zehn verschiedenen Arten von paarweisen Beziehungen (linear, parabolisch, kubisch, sinusförmig, exponentiell, logarithmisch, gaußförmig, dreieckig, Ausreißer und unregelmäßig) mit vier unterschiedlichen Rauschlevels, die jeweils zur Basisvariable in Beziehung stehen. Die Basisvariable besteht aus insgesamt 400 Werten, welche zufällig angeordnet sind. Die Beziehung „Ausreißer“ stellt eine lineare Beziehung mit einer Gruppe von Ausreißern dar, während „unregelmäßig“ drei Gruppen mit verschiedenen Arten von Beziehungen darstellt. Abbildung A-2 im Anhang stellt die verschiedenen Beziehungen mit einem Rauschlevel von 0,1 dar. Das Rauschen wird auf folgende Weise generiert. Es wird aus einer Normalverteilung mit Mittelwert 0 und der gleichen Standardabweichung wie der jeweiligen Beziehungsvariable entnommen. Um die Stärke des Rauschens zu steuern, werden zusätzlich vier verschiedene Skalierungsfaktoren angewendet (0,1; 0,3; 0,5; 0,7). Neben den unterschiedlichen Arten von Beziehungen und Rauschlevels haben die Beziehungen auch unterschiedliche zeitliche Verschiebungen. Daher wird jede Beziehungsvariable um einen zufälligen Verschiebungsparameter zwischen 1 und 30 verschoben. Die Richtung der Verschiebung wird so gewählt, dass die Basisvariable vor den Beziehungsvariablen liegt.

Zur Evaluation werden der Korrelationskoeffizient von BRAVAIS-PEARSON r_P , SPEARMAN'S Korrelationskoeffizient r_S sowie der MIC r_M , entsprechend Formel 6 mit $\tau = 40$ (wahre Verschiebung ist maximal 30) berechnet. Anschließend werden entsprechend der Schwellenwerte für starke ($|r| > 0,7$) und mindestens mittelstarke ($|r| > 0,3$) Assoziationen (vgl. Abschnitt 5.3.2) die Anzahl der korrekt identifizierten Beziehungen und zugehörigen zeitlichen Verschiebungen in Tabelle 7-2 erfasst (Anzahl korrekte zeitliche Verschiebung / Anzahl identifizierter Beziehungen).

Ergebnisse der Verifizierung

Auffällig ist, dass alle Assoziationsmaße die richtige zeitliche Verschiebung identifizieren, sofern zuvor eine starke bzw. mittelstarke Assoziation erkannt wird. Dies lässt darauf schließen, dass das Vorgehen zur Bestimmung der zeitlichen Verschiebung für die gewählten Schwellenwerte korrekte Ergebnisse liefert und nicht für Scheinkorrelationen anfällig ist. Beim Vergleich der unterschiedlichen Assoziationsmaße können ebenfalls einige Auffälligkeiten festgestellt werden. Entgegen den Erwartungen werden durch den Rangkorrelationskoeffizienten r_S am wenigsten starke Assoziationen identifiziert (18), gefolgt von r_P (20) und r_M (23). Bei der Betrachtung der mittelstarken und starken Assoziationen können von r_P und r_S jeweils 28 und von r_M alle 40 Beziehungen richtig identifiziert werden. Wie erwartet, können weder von r_P noch r_S nicht-lineare bzw. nicht-monotone Beziehungen wie die quadratische, gauß'sche oder Ausreißer, unabhängig vom Rauschlevel, erkannt werden. Einen detaillierten Überblick über die identifizierten Beziehungen nach Rauschlevel wird in Tabelle A-8 im Anhang gegeben.

Durch die Anwendung der Algorithmen des EUS an dem synthetischen Datensatz kann die Funktionsweise des Optimierungsmodells zur Bestimmung der zeitlichen Verschiebung nachgewiesen und die unterschiedlichen Eigenschaften der jeweiligen Assoziationsmaße aufgezeigt werden.

Tabelle 7-2: Korrekt identifizierte Beziehungen

	Assoziationsmaß		
	r_P	r_S	r_M
N ($ r > 0,7$)	20 / 20	18 / 18	23 / 23
N ($ r > 0,3$)	28 / 28	28 / 28	40 / 40

7.1.2 Anwendung in der Nutzfahrzeugindustrie

In diesem Abschnitt wird die Anwendung des EUS an einem Datensatz eines Großunternehmens¹⁴ mit etwa 21.500 Beschäftigten und einem jährlichen Umsatz von ca. 4,9 Mrd. € beschrieben. Bei dem Unternehmen handelt es sich um einen breit aufgestellten Technologiekonzern, welcher in den Bereichen Energie, Papier, Rohstoffe, Transport und Automotive aktiv ist. Die Anwendung erfolgte in einem Produktionswerk, das auf die Herstellung von Getrieben für die Nutzfahrzeugindustrie spezialisiert ist.

Der Datensatz bietet eine umfassende Sammlung von Produktionskennzahlen und wurde aus dem dSFM-System, welches vor Ort genutzt wird, im Januar 2023 exportiert. Durch das System werden die Daten sowohl manuell als auch automatisiert erfasst, verarbeitet und für das tägliche SFM bereitgestellt. Der Datensatz beinhaltet nicht nur KPIs, sondern

¹⁴ Klassifizierung der Unternehmensgröße nach der Definition des Statistischen Bundesamts in Anlehnung an die Empfehlung (2003/361/EG) der Europäischen Kommission [STAT23a].

auch die zugehörigen Informationen zu den Ziel- sowie den oberen und unteren Grenzwerten. Insgesamt umfasst der Datensatz 1.547 verschiedene Merkmale (engl. Features), die eine breite Palette von unterschiedlichen Produktionskennzahlen abdecken. Ein Ausschnitt der untersuchten Kennzahlen ist in Tabelle A-7 im Anhang zu finden. Die zeitliche Dimension des Datensatzes erstreckt sich über einen Zeitraum von ungefähr drei Jahren, beginnend im Jahr 2020 und endend im Jahr 2023. Während dieser Zeitspanne wurden insgesamt 1.104 Instanzen erfasst, wobei jede Instanz einem einzelnen Tag entspricht (Datenerfassung mit Zeitstempeln). Da die Rohdaten der KPIs sensible Informationen darstellen, wurden sie aus Datenschutz- und Vertraulichkeitsgründen anonymisiert.

Trotz der Speicherung im dSFM-System können einige Datenqualitätsprobleme im Datensatz identifiziert werden, welche zunächst bereinigt werden müssen. Hierfür wird das in Abschnitt 5.2 entwickelte Vorgehen herangezogen. Die Ergebnisse der einzelnen Datenbereinigungsschritte sind in Abbildung 7-1 dargestellt.

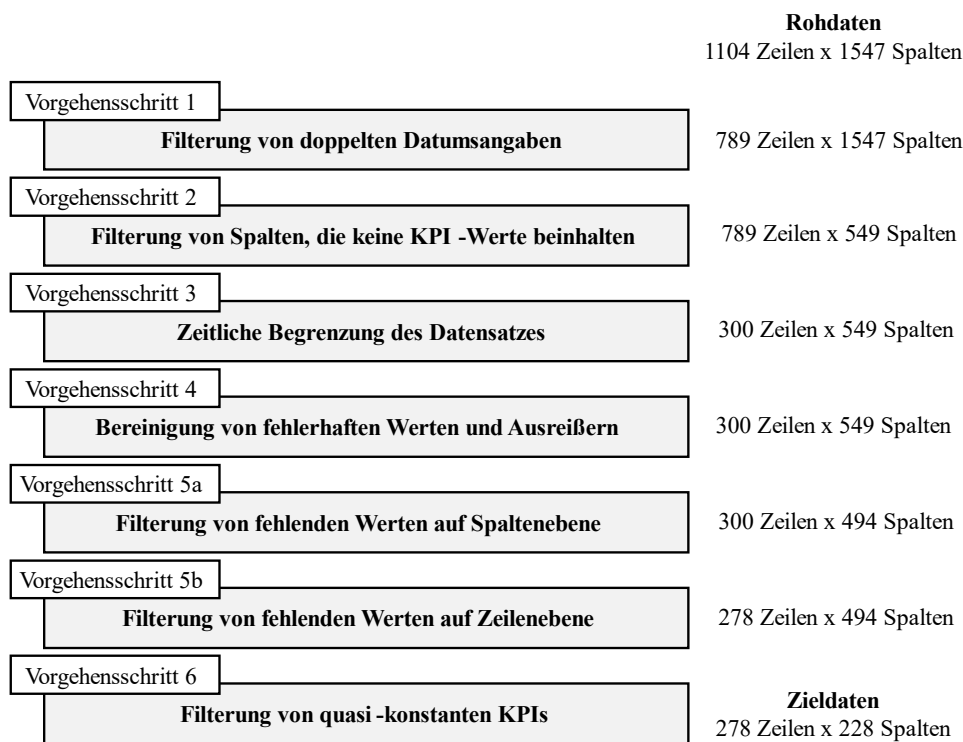


Abbildung 7-1: Datenvorverarbeitung Nutzfahrzeugindustrie

Nach Abschluss der Datenbereinigung und der Anwendung der zeitlichen Begrenzung auf die letzten 12 Monate, um den Datensatz auf den relevanten Zeitraum zu beschränken, stehen schließlich noch 278 Instanzen (Tage) und 228 KPIs zur Analyse zur Verfügung. Die Durchlaufzeit der betrachteten Wertströme kann nach Aussagen von Prozessexpert:innen bis zu 40 Tage betragen. Eine Zuordnung der einzelnen KPIs zu den einzelnen Prozessschritten im Wertstrom ist auf Basis des vorliegenden Datensatzes nicht möglich. Daher wird zur Berechnung der maximalen Kreuzkorrelation (vgl. Formel 6) die vereinfachte Nebenbedingung aus Formel 9 herangezogen. Dadurch ergibt sich für den Datensatz die Anzahl der zu berechnenden Korrelationen:

$$\text{Anzahl Korrelationen} = 2 \cdot T \cdot \frac{n \cdot (n - 1)}{2} = 2.070.240 \quad (12)$$

Zunächst erfolgt eine Evaluation auf der Makro-Ebene und ein Vergleich der unterschiedlichen Assoziationsmaße. Dabei erfolgt die Berechnung der Korrelationen mittels der unterschiedlichen Korrelationsmaße (Korrelationskoeffizient nach PEARSON-BRAVAIS r_P , SPEARMAN'S Korrelationskoeffizient r_S , MIC r_M) jeweils für den gesamten Datensatz. Dies ermöglicht einen direkten Vergleich der einzelnen Maße (vgl. Tabelle 7-3). Anschließend werden einzelne, erkannte Zusammenhänge detailliert betrachtet und eine mögliche Interpretation gegeben.

Analyse auf Makro-Ebene

Bei der Betrachtung der Laufzeit der unterschiedlichen Assoziationsmaße konnten die Erwartungen bestätigt werden. Während die Korrelationskoeffizienten nach BRAVAIS-PEARSON und SPEARMAN ähnliche Laufzeiten haben, beträgt die Laufzeit von MIC verglichen hierzu ein Vielfaches. In Bezug auf die Stärke der erkannten Korrelationen stellt sich ein uneinheitliches Bild dar. Dabei wird die Kategorisierung in starke, mittelstarke und schwache Korrelationen zur Trennung von relevanten Zusammenhängen von irrelevanten Zusammenhängen herangezogen (vgl. Abschnitt 5.3.2). Durch die Anwendung des Korrelationskoeffizienten von BRAVAIS-PEARSON kann die größte Anzahl von starken Korrelationen identifiziert werden (1.526). Im Gegensatz dazu wird die größte Anzahl an mittelstarken Korrelationen durch MIC (39.252), gefolgt von SPEARMAN'S Korrelationskoeffizienten (21.884) erkannt. Dies stellen insofern interessante Ergebnisse dar, dass der Korrelationskoeffizient nach BRAVAIS-PEARSON die höchste Anzahl an starken Korrelationen identifizieren kann, obwohl dieser lediglich lineare Zusammenhänge misst. Bei den identifizierten mittelstarken Zusammenhängen zeigen sich wiederum die Vorteile der Korrelationskoeffizienten nach Spearman und MIC (höhere Anzahl an identifizierten Zusammenhängen), welche neben linearen Zusammenhängen auch weitere Formen identifizieren können. Abschließend kann auf Basis der Ergebnisse keine eindeutige Empfehlung für oder gegen einen Koeffizienten gegeben und lediglich der Vorteil eines iterativen Vorgehens (wie in Abbildung 5-5 beschrieben) betont werden.

Tabelle 7-3: Vergleich der unterschiedlichen Assoziationsmaße¹⁵

		r_P	r_S	r_M
	Laufzeit	183:36 min	210:04 min	697:53 min
Anzahl	$ r \geq 0,7$	1.526	1.378	1.193
	$0,7 > r \geq 0,3$	20.762	21.884	39.352
	$ r < 0,3$	29.692	28.718	11.413

¹⁵ Die Experimente wurden auf einem AMD Ryzen 9 3900X Prozessor mit 3,8 GHz, 12 Kernen und 24 Threads unter Verwendung einer GeForce RTX 2080 Ti GPU durchgeführt.

Wird die Anzahl der erkannten maximalen Kreuzkorrelationen nach der entsprechenden Zeitverschiebung betrachtet, so treten einige interessante Muster auf (vgl. Abbildung 7-2). Die Analyse des Korrelationskoeffizienten von BRAVAIS-PEARSON zeigt, dass die größte Anzahl der maximalen Kreuzkorrelationen bei einer Zeitverschiebung von 0 auftritt, was darauf hinweist, dass viele der betrachteten KPIs direkt miteinander korrelieren. Dies kann dadurch erklärt werden, dass häufig Teams mehr als nur einen KPI an ihrem Prozess oder ihren Prozessen erfassen oder KPIs über mehrere Ebenen aggregiert werden. Dementsprechend existiert keine Zeitverschiebung bei der Betrachtung der Zusammenhänge zwischen diesen KPIs. Darüber hinaus ist ein wöchentlicher Trend erkennbar. Dies zeigt sich in einer erhöhten Anzahl bei Zeitverschiebungen von ± 7 Tagen, ± 14 Tagen und so weiter. Diese Periodizität deutet darauf hin, dass die Daten eine regelmäßige wöchentliche Schwankung und bestimmte Wochentage spezifische Charakteristiken in Bezug auf die KPIs aufweisen.

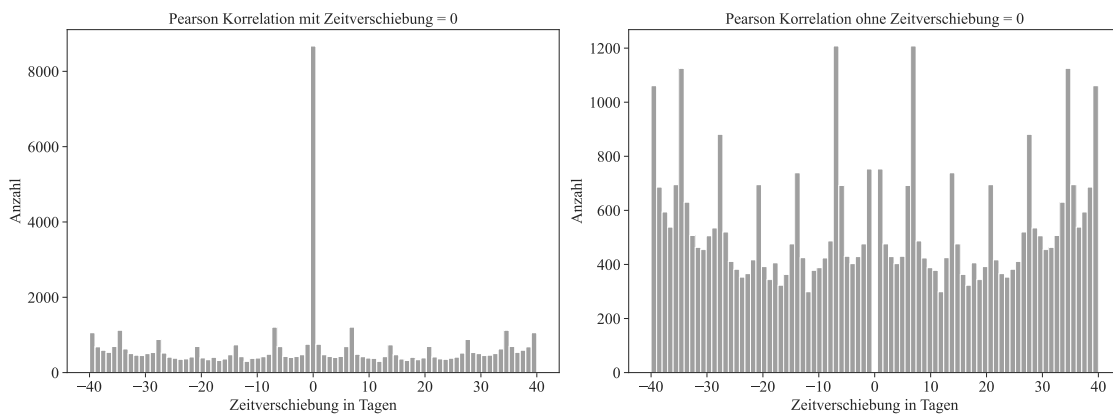


Abbildung 7-2: Histogramme nach Zeitverschiebung

Bei der Untersuchung der Anzahl der maximalen Kreuzkorrelationen in Bezug auf ihre Stärke ergeben sich ebenfalls interessante Beobachtungen (vgl. Abbildung 7-3). Die Analyse der Korrelationskoeffizienten nach BRAVAIS-PEARSON mit und ohne Zeitverschiebung zeigt, dass die Berücksichtigung der Zeitverschiebung in den Daten signifikante Auswirkungen auf die identifizierten Korrelationen haben. Durch die Anwendung der Zeitverschiebung nimmt die Anzahl der stärkeren Korrelationen insgesamt zu. Dies zeigt sich in der Verschiebung der Häufigkeitsverteilung im Diagramm nach rechts. Auch bei den relevanten (starken und mittelstarken) Korrelationen zeigt sich eine deutliche Zunahme (1.466 zu 1.526 bzw. 9.080 zu 20.762).

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die Berücksichtigung von Zeitverschiebungen bei der Analyse von Korrelationen eine wichtige Rolle spielt und dazu beiträgt, relevante Zusammenhänge zwischen den KPIs zu identifizieren. Bei der Betrachtung der beiden anderen verwendeten Assoziationsmaße konnten ähnliche Ergebnisse erzielt werden. Dies stärkt die Zuverlässigkeit der beobachteten Muster und weist darauf hin, dass diese unabhängig von der gewählten Metrik der Kreuzkorrelation sind.

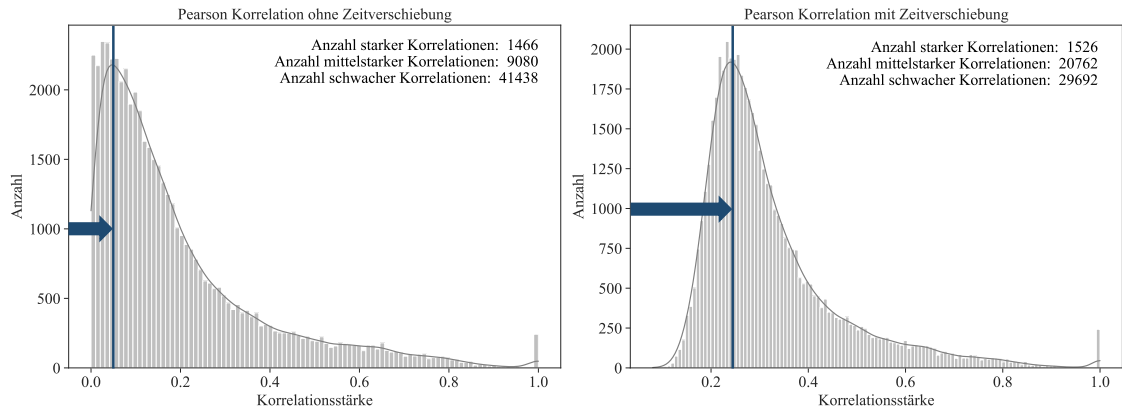


Abbildung 7-3: Histogramme nach Korrelationsstärke

Anwendung des Expertensystems zur Detailanalyse ausgewählter Zusammenhänge

Die Detailanalyse konzentriert sich ausschließlich auf die Verwendung des Korrelationskoeffizienten nach BRAVAIS-PEARSON, da bereits eine bedeutende Anzahl starker Korrelationen identifiziert werden konnte (vgl. Tabelle 7-4).

Der erste Schritt der Analyse besteht darin, redundante KPIs zu identifizieren, um die Menge an KPIs reduzieren zu können. Dadurch können die Ressourcen zur Kontrolle und Überwachung der KPIs geschont und zudem der Fokus auf die verbleibenden Kennzahlen gelegt werden. Im Anschluss daran erfolgt eine detaillierte Betrachtung ausgewählter, identifizierter Zusammenhänge. Dies ermöglicht eine Einschätzung der Leistungsfähigkeit und Qualität der entwickelten Lösung.

Tabelle 7-4: Korrelationspaare mit $r > 0,95$ (KPI-Redundanzen in fett markiert)

KPI 1	KPI 2	Korrelationsstärke
Anzahl Rote Karten.Logistik.KST 1	Anzahl Rote Karten.Logistik	1
Versendet A.Logistik.KST002	Versendet A.Logistik	1
Versendet B.Logistik.KST002	Versendet B.Logistik	1
Versendet C.Logistik.KST002	Versendet C.Logistik	1
Stückzahl.Montage.KST003.A.A2	Stückzahl.Montage.KST003.A	1
Rückgemeldete Ist-Stückzahl.Fertigung.KST012	Produktivstunden.Fertigung.KST012	0,99
F7 Meldungen.Montage	F7 Meldungen	0,98
Stückzahl.Montage.KST003.FS	Stückzahl.Montage.KST003	0,98
Mitarbeitende Soll.Montage.KST005	Mitarbeitende Soll.Montage	0,97
Produktivstunden	Produktivstunden.Montage	0,97
Produktivstunden.Fertigung.KST006	Rückgemeldete Ist-Stückzahl.Fertigung.KST006	0,96
Produktivstunden	Produktivstunden.Fertigung	0,96
Produktivstunden.Fertigung.KST007	Rückgemeldete Ist-Stückzahl.Fertigung.KST007	0,96
Rückgemeldete Ist-Stückzahl.Fertigung.KST008	Produktivstunden.Fertigung.KST008	0,96
Produktivstunden.Fertigung.KST009	Rückgemeldete Ist-Stückzahl.Fertigung.KST009	0,95
Mitarbeitende Geplant Abwesend.Montage	Mitarbeitende Geplant Abwesend	0,95

Wie in Abschnitt 5.4.1 erläutert, können redundante KPIs durch die Untersuchung sehr starker ($|r_p| \approx 1$). Korrelationen ohne Zeitverschiebung ($\tau = 0$) identifiziert werden. Tabelle 7-4 zeigt alle identifizierten Korrelationspaare mit einer Korrelationsstärke $> 0,95$ und ohne Zeitverschiebung. Eine genaue Analyse der Bezeichnungen der KPIs liefert fünf erkannte Redundanzen (in fett markiert). Hier werden in den gleichen Kostenstellen (KST) zwei unterschiedliche KPIs (Rückgemeldete Ist-Stückzahl und Produktivstunden) getrackt, welche nahezu die gleichen Informationen liefern und deshalb um einen KPI reduziert werden können. Die anderen in der Tabelle dargestellten Korrelationspaare weisen ebenfalls sehr starke Zusammenhänge auf und bilden daher die gleichen Informationen ab. Bei diesen Paaren handelt es sich jedoch um aggregierte KPIs auf unterschiedlichen Ebenen innerhalb des Kennzahlensystems.

Da eine detaillierte Analyse aller erkannten starken und mittelstarken Zusammenhänge aufgrund der Anzahl (1.526 bzw. 20.762) nicht möglich ist, werden nachfolgend vier ausgewählte Zusammenhänge betrachtet. Bei diesen handelt es sich um starke Zusammenhänge mit einer zeitlichen Verschiebung ungleich null. Zur Auswahl wurden die identifizierten, zeitverzögerten Zusammenhänge nach der Korrelationsstärke absteigend sortiert und anschließend unter den Top 30 die Zusammenhänge so ausgewählt, dass möglichst viele Dimensionen von unterschiedlichen Kennzahlen (z. B. Mitarbeitende, Produktivität, Logistik) abgedeckt werden. Zu jedem Zusammenhang wird eine mögliche Interpretation¹⁶ gegeben, die einen potenziell kausalen Zusammenhang erklären lässt.

Mitarbeitende Soll Fertigung → Lagerfüllgrad Logistik ($r_p = 0,82$; $\tau = 18$)

Der Zusammenhang zeigt, dass es eine stark positive statistische Beziehung zwischen diesen beiden Kennzahlen gibt. Die positive Korrelation von 0,82 deutet darauf hin, dass mit steigender *Mitarbeitendenzahl* in der Fertigung, der *Lagerfüllgrad* in der Logistik tendenziell ebenfalls steigt und umgekehrt. Die 18-tägige Zeitverschiebung impliziert, dass die Auswirkungen von Änderungen in der *Mitarbeitendenzahl* in der Fertigung erst nach 18 Tagen im *Lagerfüllgrad* in der Logistik sichtbar werden. Dies könnte bedeuten, dass es eine gewisse Zeitspanne dauert, bis die Auswirkungen auf den *Lagerfüllgrad* vollständig erkennbar sind. In der Praxis kann diese Information für die Planung und Steuerung nützlich sein. Zum Beispiel könnte das Unternehmen die *Mitarbeitendenzahl* in der Fertigung anpassen, um den *Lagerfüllgrad* in der Logistik zu steuern, wobei sie berücksichtigen müssen, dass die Effekte erst nach 18 Tagen eintreten.

Lagerfüllgrad Logistik → Nicht eingelagerte Wareneingänge vom Vortag ($r_p = 0,8$; $\tau = 35$)

Der Zusammenhang deutet auf eine starke Beziehung zwischen diesen beiden Kennzahlen hin, wobei die Kennzahl *Nicht eingelagerte Wareneingänge vom Vortag* 35 Tage nach den Veränderungen im *Lagerfüllgrad* reagiert. Die Zeitverzögerung von 35 Tagen

¹⁶ Die Interpretation der Zusammenhänge soll dabei lediglich die identifizierten Zusammenhänge plausibilisieren. In der Praxis muss dieser Schritt von den jeweiligen Domänenexpert:innen gemacht werden.

zwischen dem *Lagerfüllgrad* und den *nicht eingelagerten Wareneingängen* könnte auf Logistikprobleme hinweisen, die durch ein volles Lager entstehen. Ist das Lager nahe der Kapazitätsgrenze gefüllt, kann dies zur Blockade von Wegen und Gängen innerhalb des Lagers führen. Dies bedeutet, dass die Bewegung von Waren, das Lagern von Produkten und die Kommissionierung schwierig werden. Die Räumlichkeiten sind überlastet, und es kann schwierig sein, Waren effizient zu organisieren und zu managen. Das volle Lager und die blockierten Verkehrswege könnten dazu führen, dass der Wareneingang zeitverzögert ist.

Stückzahl Montage.KST001 → Nicht eingelagerte Wareneingänge vom Vortag ($r_p = 0,77$; $\tau = 23$)

Wenn hohe *Stückzahlen* in der Montage erzeugt werden, entsteht ein gesteigerter Bedarf an Materialien und Rohstoffen, was wahrscheinlich zu einem erhöhten Bestell- und Lieferaufkommen führt. Dieses gesteigerte Bestell- und Lieferaufkommen kann dazu führen, dass es zeitverzögert Engpässe im Wareneingang gibt, da die Kapazitäten für die Annahme und Verarbeitung der gelieferten Waren überlastet sind. Dies wiederum führt zu einem Anstieg der *nicht eingelagerten Wareneingänge vom Vortag*. Sofern dieser Zusammenhang im Unternehmen plausibilisiert werden kann, kann die Kenntnis dieses Zusammenhangs dazu führen, dass Kapazitäten rechtzeitig angepasst werden können, um Überlast zu verhindern.

Lagerfüllgrad Logistik → Liefertreue Werk ($r_p = -0,72$; $\tau = 8$)

Die starke negative Korrelation von -0,72 legt nahe, dass es eine enge Beziehung zwischen dem Lagerfüllgrad in der Logistik und der Liefertreue des Werks gibt. Wenn der Lagerfüllgrad steigt, führt dies zu einer Verschlechterung der Liefertreue des Werks mit einer Verzögerung von 8 Tagen. Dies ist auch deutlich in der Detailansicht des Zusammenhangs sichtbar (vgl. Abbildung 7-4).

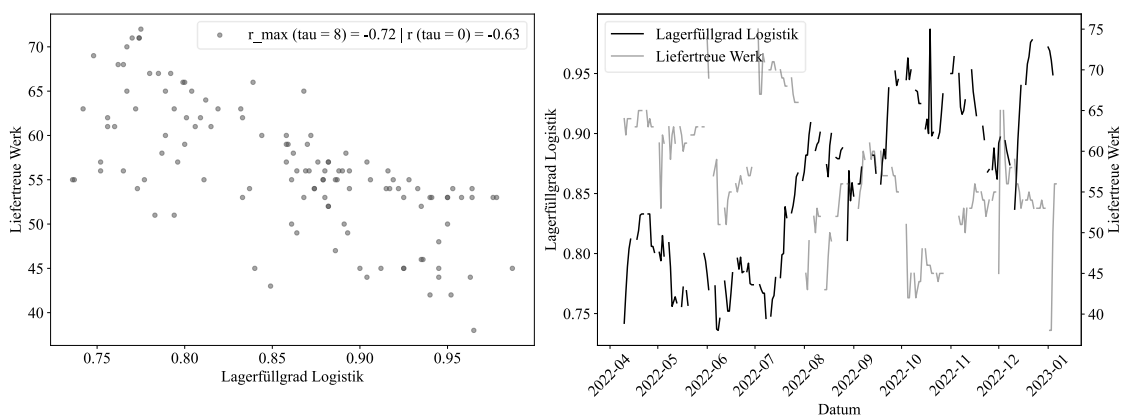


Abbildung 7-4: Detailansicht des Zusammenhangs Lagerfüllgrad und Liefertreue

Auch die Betrachtung des Verlaufs der Kreuzkorrelationsfunktion zeigt ein klares betragsmäßiges Maximum bei einer Zeitverschiebung von 8 Tagen (vgl. Abbildung 7-5), wodurch diese als plausibel anzusehen ist. Eine mögliche Erklärung könnte sein, dass ein

hoher Lagerfüllgrad auf Lagerbestände hinweist, die nicht schnell genug abgebaut werden können. Dies könnte auf Engpässe in der Logistik und der Produktion hinweisen, die sich auf die rechtzeitige Lieferung der Produkte an Kunden oder andere Abteilungen auswirken. Da einige Aufträge bereits in Bearbeitung sind, wirken sich die Engpässe erst zeitverzögert auf die Liefertreue aus.

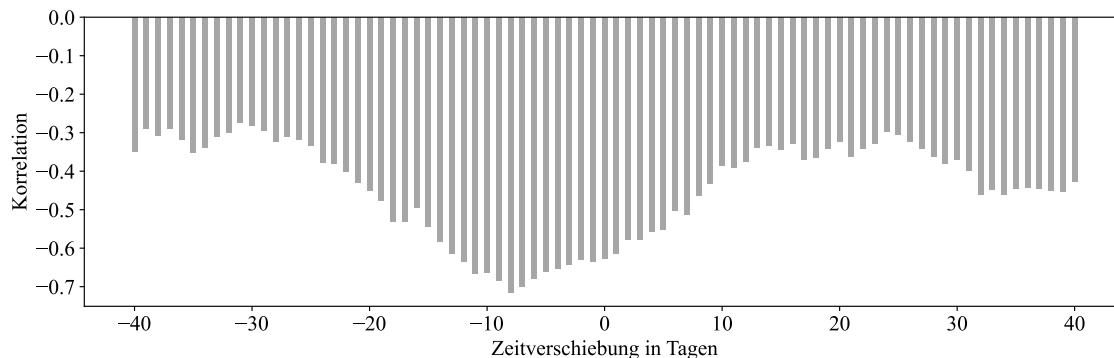


Abbildung 7-5: Verlauf der Kreuzkorrelation Lagerfüllgrad und Liefertreue

Ergebnisse der Anwendung

Teile des entwickelten EUS, insbesondere das Expertensystem, konnten erfolgreich in der industriellen Praxis angewendet werden. Dabei konnte eine Vielzahl an interessanten Ursache-Wirkungsbeziehungen, insbesondere mit einer zeitlichen Verschiebung, identifiziert und durch Unternehmensvertretende plausibilisiert werden. Dadurch kann bestätigt werden, dass das EUS in der Lage ist, reale Zusammenhänge mit einer zeitlichen Verschiebung zu identifizieren.

Neben den gezeigten Zusammenhängen wurden weitere Zusammenhänge vor dem OPEX-Team (Operational Excellence Team) des Unternehmens präsentiert. Fast sämtliche der präsentierten Zusammenhänge wurden als plausibel erachtet und weckten das Interesse der Führungskräfte. Insbesondere wurde die Art und Weise, wie diese Zusammenhänge visualisiert wurden, als besonders verständlich und hilfreich für die Interpretation angesehen. Eine bemerkenswerte Feststellung war, dass trotz der bekannten Herausforderungen in Bezug auf die Datenqualität – insbesondere die manuelle Erfassung der meisten Kennzahlen – dennoch interessante Zusammenhänge identifiziert und neue Erkenntnisse gewonnen werden konnten. Angesichts dieser positiven Reaktionen wurde in Betracht gezogen, die entwickelte Lösung mittelfristig in das bestehende dSFM-System zu integrieren.

7.1.3 Anwendung in der Chemiepumpenherstellung

In diesem Abschnitt wird die Anwendung der Methode in einem mittelständischen Unternehmen¹⁷ mit etwa 150 Beschäftigten und einem jährlichen Umsatz von ca.

¹⁷ Klassifizierung der Unternehmensgröße nach der Definition des Statistischen Bundesamts in Anlehnung an die Empfehlung (2003/361/EG) der Europäischen Kommission [STAT23a].

30 Mio. € beschrieben. Das Unternehmen entwickelt und stellt verschiedene Arten von Kunststoffpumpen her, die zur Förderung von aggressiven Chemikalien und anspruchsvollen Flüssigkeiten dienen, sowie Kunststoffschweißgeräte zur Verarbeitung von thermoplastischen Kunststoffen. Die Anwendung erfolgte im Rahmen eines Transferprojektes gemeinsam mit Unternehmensvertretern durch die Unterstützung eines Masteranden vor Ort im Unternehmen.

Definition der Systemgrenzen

Um sowohl die Komplexität der Einführung als auch den Einführungsaufwand zu reduzieren, erfolgt im Anwendungsfall zunächst die Auswahl einer Produktfamilie. Dadurch können spezifische Zielstellungen der Produktfamilie für den Aufbau des Kennzahlensystems berücksichtigt werden. Im Anwendungsfall wurde sich auf den Wertstrom der Chemiepumpen fokussiert und eine repräsentative Produktvariante mit hohem Auftragsvolumen und einer hohen Anzahl an Prozessen betrachtet. Diese durchläuft insgesamt über 20 unterschiedliche Prozessschritte in drei Produktionsbereichen. Im ersten Bereich, der als „Presserei“ bezeichnet wird, erfolgt das Pressen der Kunststoffteile für die Pumpen, die anschließend zur Zerspanung vorbereitet werden. Den zweiten Bereich bilden die Zerspanung und die Lackiererei. Den letzten Bereich stellen die Montage, Prüfung und Endabnahme dar. Der Bereich der Presserei ist sowohl physisch als auch organisatorisch von den beiden anderen Produktionsbereichen entkoppelt und wird als interner Lieferant für die beiden anderen Bereiche betrachtet. Ab der Zerspanung erfolgt die Produktion auftragsspezifisch. Eine auftragsspezifische Zuordnung der Pressteile zu den Aufträgen ist zum aktuellen Stand technisch noch nicht möglich (vgl. Abbildung 7-6).

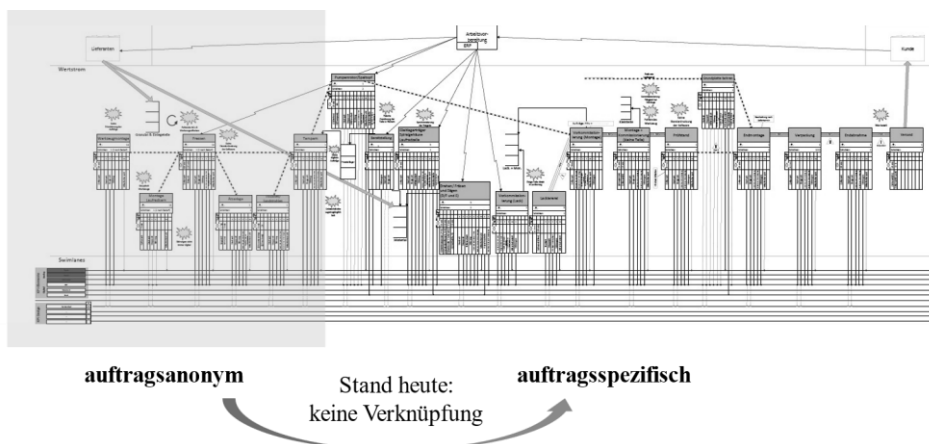


Abbildung 7-6: Auftragspezifität der Produktion

Das Unternehmen hat die Vision, seine Kunden im Bereich der Chemiepumpen mit innovativen, marktgerechten Produkten und Dienstleistungen zu begeistern. Das Unternehmen wendet die Hoshin Kanri Methode an (vgl. Abschnitt 2.1.5), um jährliche Ziele und Schlüsselfaktoren aus der Unternehmensvision und -mission abzuleiten. In diesem Prozess wurde das Hauptziel für die Produktion festgelegt, welches die tägliche Fertigstellung von zehn Pumpen darstellt.

Entwicklung der individuellen KPIs aus den Geschäftsbereichszielen

Um dieses Ziel in Kennzahlen übersetzen zu können, wurde es zunächst in Teilziele und anschließend in Erfolgsfaktoren heruntergebrochen. Dies erfolgte im Anwendungsfall in Abstimmung mit dem Produktionsleiter des betrachteten Bereichs. Ein Ausschnitt des entwickelten Treiberbaums ist in Abbildung 7-7 dargestellt. Die identifizierten Erfolgsfaktoren wurden anschließend in Kennzahlen übersetzt.

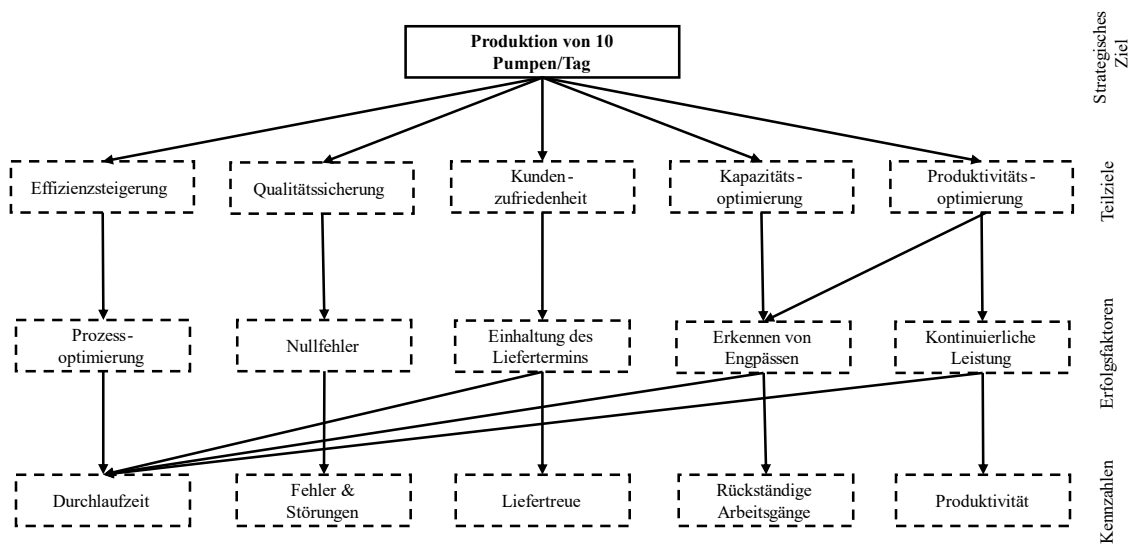


Abbildung 7-7: Ausschnitt des Treiberbaums

Da das Unternehmen bereits seit einigen Jahren Kennzahlen in der Produktion nutzt, wurden die vorhandenen Kennzahlen in Bezug auf die Ziele zunächst bewertet. Aufbauend darauf wurden Lücken im bestehenden Kennzahlensystem identifiziert. Bei der Analyse der vorhandenen Kennzahlen kristallisierte sich die Durchlaufzeit als zentrale Kennzahl heraus, welche bisher nicht erfasst wird. Diese ist jedoch für den Gesamtprozess als auch für die Teilprozesse zur Erfüllung der Erfolgsfaktoren und Ziele des Produktionsbereichs notwendig (vgl. Abbildung 7-7). Darüber hinaus konnten uneinheitliche und unklare Definitionen der bereits vorhandenen Kennzahlen als Defizit erkannt werden. Teilweise war die Bedeutung einzelner Kennzahlen den Mitarbeitenden im Wertstrom unklar oder die Kennzahlen wurden in unterschiedlichen Prozessen unterschiedlich definiert bzw. berechnet. Im weiteren Projektverlauf wurde der Fokus auf die Kennzahl „Durchlaufzeit“ gelegt, mit dem Ziel eine vollständige Transparenz über die Durchlaufzeit des Gesamtprozesses sowie einzelner Prozessbereiche herzustellen. Durch die Beschreibung der Kennzahl und Definition der Berechnungsformel wurden frühzeitig ein einheitliches Verständnis hergestellt sowie notwendige Messelemente identifiziert. Darüber hinaus wurden die mit der Kennzahl verbundenen Zielsetzungen definiert. Die beschriebenen Informationen sind in Tabelle 7-5 dokumentiert.

Herunterbrechen der Kennzahlen

Neben der neu definierten Kennzahl „Durchlaufzeit“ wurde sich dafür entschieden, die bereits vorhandenen Kennzahlen weiterzuführen und zunächst keine weiteren Kennzahlen neu zu definieren. Entsprechend des in Abschnitt 6.2.3 entwickelten Vorgehens zum systematischen Herunterbrechen der Kennzahlen in die Teilprozesse des Wertstroms wurde als nächstes das Aggregationsniveau für die Kennzahlen gewählt. Um eine detaillierte Analyse der Engpässe und Durchlaufzeitverluste im Wertstrom zu ermöglichen, wurde sich darauf verständigt, eine nach Prozessen aufgeschlüsselte Erfassung der Kennzahlen zu forcieren. Im nächsten Schritt wurde eine klassische WSA durchgeführt. Anschließend wurden die ausgewählten Kennzahlen im KPI-Design-Bereich der Wertstromkarte eingetragen und für jeden Prozess zunächst geprüft und gekennzeichnet, ob die entsprechenden Kennzahlen erfasst werden sollen bzw. bereits erfasst werden (vgl. Abbildung A-1 im Anhang). Danach wurden die zugehörigen KPI-Elemente und Datenquellen aus der jeweiligen Berechnungsformel bestimmt und in die Prozesskästen eingetragen. Im Anschluss wurde definiert, wie die Datenerfassung der einzelnen Elemente in Zukunft erfolgen soll und entsprechend im Bereich der KPI-Elemente auf der Wertstromkarte gekennzeichnet. Um den Implementierungsaufwand im Rahmen zu halten, wurden bestehende Datenquellen und Erfassungsmethoden bevorzugt.

Tabelle 7-5: Kennzahlendatenblatt Durchlaufzeit für Bereich Montage

Kennzahl: Durchlaufzeit (in Tagen)	Bereich: Montage	Position: 4
Beschreibung: Die Durchlaufzeit eines Prozesses bezieht sich auf die Zeit, die benötigt wird, um einen Prozess von Anfang bis Ende abzuschließen. Sie setzt sich aus Bearbeitungs- und Rüstzeit (Belegungszeiten) sowie Liege- und Transportzeit (Übergangszeiten) zusammen.	Einsatzebene: Gruppenleitungs- und Prozessebene	
Formel: A: Vorgängerprozess; B: Nachfolgerprozess $\text{Durchlaufzeit}_{ges} = \sum \text{Belegungszeiten} + \sum \text{Übergangszeiten}$ $\text{Durchlaufzeit}_B = \text{Belegungszeit}_B + \text{Übergangszeit}_{AB}$ $= (\text{Prozessende}_B - \text{Prozessstart}_B) + (\text{Prozessstart}_B - \text{Prozessende}_A)$	Zielsetzung Maßnahmen: Identifikation von Schwachstellen und Engpässe in Arbeitsabläufen Störungsvermeidung Verbesserung des Informationsflusses Transparenz über Wertstrom	
Berechnungshäufigkeit: pro Tag	Genauigkeit: pro Auftrag	
Messelemente: $\text{Prozessstart}_{Montage}$; $\text{Prozessende}_{Montage}$; $\text{Prozessende}_{Lackierung}$	Zielwert (oberer Grenzwert): 1,5 Tage Toleranz: 0	
Datenquelle/Datensammelprozess: $\text{Prozessstart}_{Montage}$: manuelle Rückmeldung in ERP-System bei gestartetem Auftrag in der Vormontage $\text{Prozessende}_{Montage}$: manuelle Rückmeldung in ERP-System nach fertiggestelltem Auftrag in der Endmontage $\text{Prozessende}_{Lackierung}$: manuelle Rückmeldung in ERP-System nach fertiggestelltem Auftrag in der Lackiererei		

Die Durchlaufzeit eines Prozesses ergibt sich aus der Summe der Belegungszeit des Prozesses und der Übergangszeit vor Prozessbeginn. Zur Berechnung der Belegungszeit werden Zeitstempel des Prozessstarts und -endes eines Prozessschrittes für einen Auftrag benötigt. Die Bestimmung der Übergangszeit erfolgt über die Differenz der Zeitstempel des Prozessstarts des betrachteten Prozesses und des Prozessendes des vorangegangenen Prozesses für einen Auftrag (vgl. Tabelle 7-5). Die geforderten Datenquellen wurden bereits in allen Prozessschritten erfasst. Somit musste lediglich die Berechnung der Durchlaufzeit umgesetzt werden (vgl. Abbildung A-1 im Anhang).

Spezifizierung des wertstromübergreifenden Kennzahlensystems

Bei der Spezifizierung des Kennzahlensystems entschied sich das Unternehmen, einzelne Prozesse zu Bereichen zusammenzufassen und hierfür die durchschnittlichen Durchlaufzeiten eines Tages als Kennzahl zu bestimmen. Die Aufschlüsselung erfolgte nach den Bereichen Zerspanung, Logistik, Lackierung und Montage. In Tabelle 7-5 ist das Kennzahlendatenblatt für den Bereich der Montage abgebildet. Die Berechnungsgenauigkeit erfolgt pro Auftrag, wobei die durchschnittliche Durchlaufzeit nur einmal am Tag berechnet wird. Als Zielwert und oberer Grenzwert wurden 1,5 Tage festgelegt.

Implementierung des Kennzahlensystems

Den Abschluss des Projektes bildete die Entwicklung eines Dashboards in Microsoft Power BI zur Nutzung der Durchlaufzeit im täglichen Management. Hierzu wurden die Kennzahlen zunächst in Python berechnet. Dies ermöglichte es, bei der Berechnung der Differenzen der Zeitstempel lediglich Produktionstage zu berücksichtigen und Wochenenden, Feiertage oder Betriebsferien auszublenden. Das entwickelte Dashboard ist in Abbildung 7-8 dargestellt.

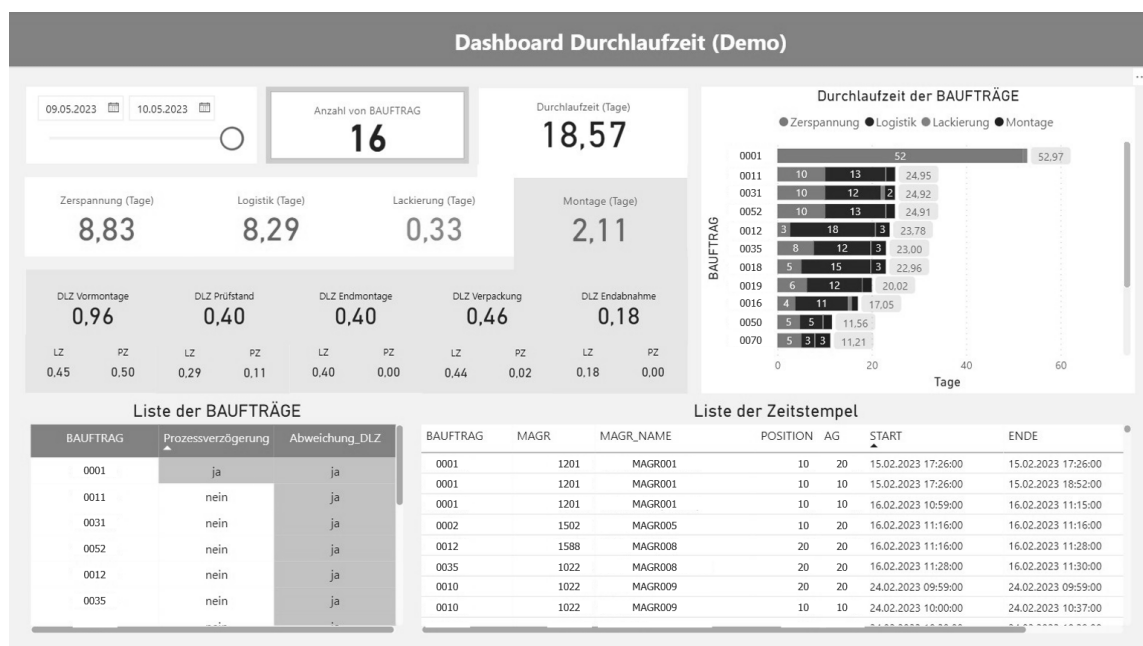


Abbildung 7-8: Dashboard Durchlaufzeit mit beispielhaften Daten

Ergebnisse der Anwendung

Die Designphase der entwickelten Methode konnte erfolgreich in der industriellen Praxis angewendet werden. Ausgehend von dem übergeordneten strategischen Ziel für den segmentierten Produktionsbereich des Unternehmens wurden zunächst verschiedene Kennzahlen entwickelt. Dabei kristallisierte sich die Durchlaufzeit als zentrale Kennzahl heraus, welche bisher nicht erfasst wird und sowohl für den Gesamtprozess als auch für Teilprozesse zur Erfüllung der Erfolgsfaktoren und Ziele des Produktionsbereichs notwendig ist. Diese Kennzahl wurde anschließend systematisch durch die Nutzung der Methodenschritte in die Teilprozesse des Wertstroms heruntergebrochen, implementiert und mittels eines Dashboards visualisiert.

Eine prozessgenaue Erfassung und Visualisierung der Durchlaufzeit ermöglicht dem Unternehmen eine präzise Identifikation von Engpässen, Effizienzsteigerungen sowie die Optimierung von Ressourcen. Die tagesaktuellen Daten unterstützen das Management bei fundierten Entscheidungen, verbessern die Qualität von Arbeitsabläufen, und fördern eine kundenorientierte Ausrichtung durch verkürzte Lieferzeiten. Die Transparenz in Bezug auf die Durchlaufzeiten schafft eine offene Kommunikation im Unternehmen, fördert die Zusammenarbeit von Teams und trägt somit zu einer insgesamt gesteigerten Wettbewerbsfähigkeit bei.

Mit der Überarbeitung des Kennzahlensystems wurde die Basis für den Einsatz des entwickelten EUS gelegt. Obwohl die Umsetzung im Rahmen des Projekts nicht mehr erfolgte, besteht seitens des Unternehmens Interesse daran, dies in der Zukunft nachzuholen. In der proaktiven Erkennung von Abweichungen bzw. der Identifikation von Ursache-Wirkungsbeziehungen, auch über Abteilungsgrenzen hinweg, wird ein großes Potenzial gesehen.

7.2 Evaluation

Die Evaluation der Methodik und des entwickelten EUS wird unter Berücksichtigung der im Abschnitt 4.1 festgelegten inhaltlichen und formalen Anforderungen durchgeführt. Die Evaluation erfolgt mithilfe einer Befragungsstudie, in der die Stakeholder und Projektverantwortlichen der prototypischen Anwendungen (vgl. Abschnitt 7.1) im Rahmen eines standardisierten Fragebogens die definierten Anforderungen bewerten. Darüber hinaus wird ein Expert:innenkreis aus den Bereichen Performance Management und SFM miteinbezogen. Zur Befragung dient ein standardisierter Fragebogen mit einer vierstufigen Likert-Skala von „stimme überhaupt nicht zu“ (-2) bis „stimme voll und ganz zu“ (2) (vgl. Abschnitt A.5 im Anhang). Die Ergebnisse der Befragung sind in Abbildung 7-9 zusammengefasst.



Abbildung 7-9: Ergebnis der Befragung zur Anforderungserfüllung (n = 13)

7.2.1 Bewertung der inhaltlichen Anforderungen

Im Folgenden wird auf die Ergebnisse der Befragung im Hinblick auf die inhaltlichen Anforderungen an das EUS (A-1 bis A-7) und an die Methode (A-8 bis A-11) eingegangen. Insgesamt werden alle Anforderungen im Mittel zwischen „Stimme zu“ und „Stimme voll und ganz zu“ bewertet und können somit als erfüllt angesehen werden.

- (A-1) Der Fokus bei der Gestaltung des EUS liegt auf der Identifikation von Zusammenhängen zwischen Kennzahlen im Kennzahlensystem. In der Befragung wird die Anforderungserfüllung im Durchschnitt mit einem Ergebnis von 1,62 bewertet und kann somit als erfüllt angesehen werden.
- (A-2) Das entwickelte Warnsystem nutzt abweichende KPIs in Kombination mit den identifizierten Kennzahlenzusammenhängen, um potenziell betroffene Bereiche und Teams vor negativen Auswirkungen auf deren Kennzahlen zu warnen. Dies schlägt sich in der Befragung mit einer Bewertung von 1,69 nieder. Somit

kann davon ausgegangen werden, dass diese Anforderung durch das EUS hinreichend berücksichtigt ist.

- (A-3) Auch die dritte inhaltliche Anforderung kann als erfüllt angesehen werden. Sie erhält eine durchschnittliche Bewertung von 1,62. Durch die Entwicklung und Anwendung regelbasierter Verfahren im EUS, die aus der großen Menge an identifizierten Zusammenhängen, die relevanten Zusammenhänge herausfiltern, wird der Fokus auf für Entscheidungstragende relevante Informationen gelegt und einer Informationsüberladung vorgebeugt. Zudem wird dies durch die zielgerichteten Visualisierungen im Expertensystem unterstützt.
- (A-4) Die Entwicklung aller Funktionen des EUS wurde in der Programmiersprache Python durchgeführt. Diese zeichnet sich durch eine weite Verbreitung und gute Integrierbarkeit aus. Viele Softwareanwendungen bieten APIs (Application Programming Interface) an, die die Kommunikation und Interaktion mit Python erleichtern. Dies ermöglicht die Integration in bestehende Systeme, indem Daten und Funktionen über Schnittstellen zugänglich gemacht werden. Darüber hinaus konnte die Integrierbarkeit durch die Implementierung der Funktionen in einem dSFM-System bereits nachgewiesen werden. Die Anforderung wurde in der Befragung im Durchschnitt mit einer 1,31 bewertet.
- (A-5) Diese Anforderung erfährt in der Befragung mit 1,23 im Mittel eine hohe Zustimmung. Sie wird durch die automatisierte Modellpipeline bestehend aus der Datenhaltungsschicht, Applikationsschicht und Präsentationsschicht umgesetzt.
- (A-6) Bei der Gestaltung des EUS wurde ein Fokus daraufgelegt, eine möglichst einfache Bedienbarkeit des Systems und Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen. Die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse wird dabei durch die entwickelten Visualisierungen sowie die Verwendung von weniger komplexen Algorithmen unterstützt. In der Befragung wird diese Anforderung im Durchschnitt mit 1,38 bewertet und kann somit als erfüllt angesehen werden.
- (A-7) Die Anpassbarkeit des Systems an den jeweiligen Unternehmenskontext wird durch den Einbezug von unternehmensspezifischen Variablen, wie bspw. der Durchlaufzeit sowie der Berechnungshäufigkeit der Kennzahlen umgesetzt. Darüber hinaus ermöglicht die standardisierte Datenaufbereitung eine Verwendung unterschiedlicher KPI-Datensätze, unabhängig von der Ausgangsdatenqualität. In der Befragung wird die Erfüllung mit einem Mittelwert von 1,62 attestiert.
- (A-8) Die achte inhaltliche Anforderung stellt die übergeordnete Zielsetzung nach einer langfristigen und nachhaltigen Performancesteigerung durch den Einsatz eines PMS dar. Dies wird durch das schrittweise Vorgehen zur Entwicklung und Implementierung der Kennzahlen von den Zielen eines Unternehmens bis hin zu den Messelementen an der Produktionslinie sichergestellt. Werden die Zielwerte der Kennzahlen an der Linie erreicht, so schlägt sich dies auch in der Zielerreichung auf Unternehmensebene nieder. Mit einem Mittelwert von 1,69 kann auch diese Anforderung als erfüllt angesehen werden.

- (A-9) Diese Anforderung wird im Fragebogen durchschnittlich mit 1,15 bewertet und kann somit als erfüllt betrachtet werden. Die Anforderung wird dabei sowohl durch die Gestaltung des Kennzahlensystems als auch durch das EUS adressiert. Der Aufbau eines Kennzahlensystems zur Erfassung der Performance einzelner Bereiche durch die Methode führt zu einer erhöhten Transparenz. Diese wird darüber hinaus durch die Identifikation von Zusammenhängen zwischen einzelnen Kennzahlen unterschiedlicher Bereiche durch das EUS gesteigert. Diese Erkenntnisse sollen den Dialog zwischen unterschiedlichen Bereichen auf einer sachlichen Basis anregen.
- (A-10) Die regelmäßige Überprüfung des PMS wird in der Methode durch den Methodenbaustein IV direkt aufgegriffen. In der Befragung wird diese Anforderung im Mittel mit einer 1,62 bewertet.
- (A-11) Die elfte Anforderung wird in der Designphase der Methode durch ein schrittweises Vorgehen sichergestellt. Dabei werden die Kennzahlen aus den Geschäftsbereichszielen systematisch abgeleitet, mittels einer adaptierten Wertstrommethode in die Teilprozesse des Wertstroms heruntergebrochen und anschließend spezifiziert. Dies wird in der Befragung mit einem Mittelwert von 1,62 bewertet und kann somit als erfüllt angesehen werden.

7.2.2 Bewertung der formalen Anforderungen

Im Folgenden werden die Ergebnisse zur Befragung im Hinblick auf die Erfüllung der formalen Anforderungen dargestellt:

- (A-F-1) Die Befragten sehen die Methode in Bezug zu den definierten Zielsetzungen mit einem Mittelwert von 1,69 als valide an. Somit kann die Validität der Methode als bestätigt angesehen werden.
- (A-F-2) Die Reliabilität wurde durch die Aussage „Das EUS und die Methode liefern bei wiederholter Durchführung unter gleichen Rahmenbedingungen die gleichen Ergebnisse“ geprüft. In der Befragung wird sie im Mittel mit 1,38 bewertet und kann somit als erfüllt angesehen werden.
- (A-F-3) Die Objektivität der Methode und des EUS wird in der Befragung im Durchschnitt mit einer 1,31 bewertet. Durch den datengestützten Ansatz des EUS wird die Identifikation von Abhängigkeiten, Beziehungen und Zusammenhängen objektiver und freier von subjektiven Einschätzungen. Jedoch sind die konkreten Ergebnisse, insbesondere bei der Gestaltung des Kennzahlensystems in der Methodik, zu Teilen von den involvierten und durchführenden Personen und deren Verständnis abhängig. Dementsprechend kann die Objektivität insgesamt nur als bedingt erfüllt angesehen werden.
- (A-F-4) Die Generalisierbarkeit konnte durch die Anwendung in verschiedenen Unternehmen mit unterschiedlichen Produktionsumgebungen gezeigt werden und kann auch in der Befragung mit einem Mittelwert von 1,46 bestätigt werden. Um die Generalisierbarkeit jedoch endgültig nachzuweisen, muss sich die Methodik

in weiteren Anwendungsfällen bewähren. Das Kriterium kann demnach als bedingt erfüllt angesehen werden.

7.3 Fazit und kritische Diskussion

Im siebten Kapitel erfolgte die Anwendung und Evaluierung des entwickelten EUS sowie der zugehörigen Operationalisierungsmethode, um sowohl den wissenschaftlichen Erkenntnisgewinn als auch die Anwendbarkeit in der industriellen Praxis sicherzustellen.

Die Anwendbarkeit und Funktionsfähigkeit der entwickelten Methode und des EUS wurden anhand jeweils eines Beispiels in einem Unternehmen aus der industriellen Praxis demonstriert. Dabei wurden die Schritte der Methodenanwendung beschrieben und ausgewählte Ergebnisse präsentiert. Zusätzlich erfolgte die Verifizierung der Algorithmen des EUS anhand eines synthetisch erzeugten Datensatzes. Dies hat den Vorteil, dass im Gegensatz zu den Datensätzen aus der Praxis die Arten der Beziehungen und die tatsächlichen zeitlichen Verschiebungen der Variablen bekannt sind. Dadurch konnten die Eigenschaften der untersuchten Assoziationsmaße gezielt verglichen und die Funktionsweise des Optimierungsmodells zur Bestimmung dieser Verschiebungen nachgewiesen werden.

Die Anwendung des EUS an bestehenden Industriedatensätzen zeigte insbesondere die Bedeutung der Design- und Nutzungsphase auf. Die analysierten Datensätze wiesen durchweg eine mangelhafte Datenqualität und ein unzureichend strukturiertes Kennzahlensystem auf. Dadurch konnten die Potenziale der Kennzahlen nur teilweise genutzt werden. Oftmals fehlte ein ganzheitliches Verständnis der Mitarbeitenden für die Arbeit mit Kennzahlen und diese wurden lediglich zu „Controllingzwecken“ oder auf „Wunsch des Managements“ eingeführt.

Die empirische Evaluation der entwickelten Methode erfolgte im Anschluss an die Anwendung in der industriellen Praxis durch eine Fragebogenstudie mit den Projektbeteiligten sowie Expert:innen aus dem Bereich des Performance Managements und SFM. Die Ergebnisse dieser Studie zeigen eine mehrheitlich positive Bewertung der gestellten inhaltlichen und formalen Anforderungen durch die Anwender, welche somit als erfüllt angesehen werden können. Es ist möglich, dass die Ergebnisse der Befragung aufgrund des Nutzens der Anwendung für Unternehmen von einem Bias beeinflusst werden und wahrscheinlich eine zu positive Bewertung zeigen. Obwohl dieser Einfluss durch die Befragung zusätzlicher unabhängiger Expert:innen verringert, jedoch nicht vollständig beseitigt werden kann, lässt sich angesichts der überwiegend stark positiven Bewertungen selbst unter Berücksichtigung dieser subjektiven Einschätzung eine Erfüllung der geforderten Anforderungen als gegeben einschätzen.

Die Relevanz und Qualität der Ergebnisse werden nicht nur durch die Anwendungen in der industriellen Praxis und die Erkenntnisse der empirischen Evaluation unterstrichen, sondern insbesondere auch durch die Tatsache, dass Teile des entwickelten EUS bereits

in einer am Markt erhältlichen dSFM-Software implementiert wurden. Diese praktische Umsetzung belegt die Anwendbarkeit und den Mehrwert des entwickelten Systems in einem realen Kontext. Das Forschungsziel, eine wissenschaftlich fundierte Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung, wurde somit erfolgreich abgeschlossen. Die identifizierte Forschungslücke konnte geschlossen werden.

8 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

In diesem Abschnitt werden die Erkenntnisse der vorliegenden Forschungsarbeit zusammengefasst (Abschnitt 8.1) und zukünftige Forschungsrichtungen in einem Ausblick präsentiert (Abschnitt 8.2).

8.1 Zusammenfassung

PMS stellen ein geeignetes Instrument zur Überwachung und Steuerung der Unternehmensleistung sowie relevanter Einflussfaktoren mithilfe von Kennzahlen dar [RAMS16]. Jedoch fällt es Unternehmen nach wie vor schwer, diese gewinnbringend einzusetzen [NEEL00], [SCHR07], [GRÄF14], [ANTE18], [BURD18], [LAND18], [OHLI20], [LONG22b]. Die Ursachen hierfür sind vielschichtig und reichen von fehlenden Handlungsempfehlungen bei der Gestaltung und Implementierung eines PMS in der Praxis [SCHR07], [ANTE18], [LAND18] bis hin zu einer fehlenden Entscheidungsunterstützung der Mitarbeitenden bei der Nutzung des Systems [AALS11], [PERA17], [BURD18], [OHLI20]. Insbesondere wird ein effizientes Performance Management durch unklare Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zwischen einzelnen Kennzahlen und Bereichen verhindert [GRÄF14], [LAND18]. Durch die fortschreitende Digitalisierung und die dadurch gestiegene Datenverfügbarkeit eröffnen sich neue Chancen, das Performance Management zu unterstützen [BURD18]. Das Ziel dieser Forschungsarbeit ist es daher, diese Forschungslücke durch die wissenschaftlich fundierte Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung zu schließen. Zur Realisierung des Forschungsziels wurde dieses in drei aufeinander aufbauende Forschungsteilziele zerlegt, welche im Folgenden abschließend diskutiert werden.

Forschungsteilziel 1: Identifikation von Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management

Den Ausgangspunkt der Entwicklungen dieser Arbeit bildete die Identifikation von Assistenzfunktionen für das Performance Management (vgl. Kapitel 4). Ausgehend von im Stand der Wissenschaft und Technik identifizierten Defiziten bestehender PMS und -Ansätze (vgl. Abschnitt 2.1.6) wurden Service- und Produktmerkmale eines EUS im Performance Management aufgestellt und mittels einer Kano Analyse durch 46 Industrievertreter bewertet. Diese Bewertung ermöglichte anschließend das Aufstellen von inhaltlichen sowie formalen Anforderungen an die Weiterentwicklung. In einer systematischen Literaturanalyse konnten keine bestehenden Ansätze identifiziert werden, welche die definierten Anforderungen erfüllen. Daraus ergab sich die Notwendigkeit, neue Assistenzfunktionen für das wertstromübergreifende Performance Management zu entwickeln. Der entwickelte Lösungsansatz besteht aus fünf Teilfunktionen, deren Zusammenwirken das Gesamtsystem des EUS ergibt und die Grundlage für dessen Gestaltung bildet.

Forschungsteilziel 2: Gestaltung eines EUS für das wertstromübergreifende Performance Management

Die Gestaltung des EUS erfolgte in Anlehnung an die Drei-Schichten-Architektur von Softwaresystemen sowie dem grundlegenden Aufbau von EUS durch die Aufteilung in eine Datenhaltungsschicht, eine Applikationsschicht und eine Präsentationsschicht (vgl. Kapitel 5). In der Datenhaltungsschicht erfolgt das Einlesen, Speichern und die Vorverarbeitung der Rohdaten für den Einsatz der Algorithmen. Hierzu wurde ein standardisiertes Verfahren zur Datenvorverarbeitung entwickelt, das die industriellen Rohdaten automatisch und ohne manuellen Eingriff in bereinigte Daten umwandelt. Die Applikationsschicht ist in die drei Teilmodule Bestimmung der Zusammenhänge, Filterung der Zusammenhänge und Abweichungserkennung gegliedert. Ein paarweiser (zeitverzögerter) Zusammenhang zwischen zwei Kennzahlen kann durch den Einsatz eines Optimierungsmodells ermittelt werden. Das Optimierungsmodell wurde im Rahmen dieser Forschungsarbeit hergeleitet und setzt sich aus einer Entscheidungsvariablen, einer Zielfunktion sowie Restriktionen zusammen. Dabei wird eine angepasste diskrete Kreuzkorrelationsfunktion nach der zeitlichen Verschiebung zwischen zwei KPI-Zeitreihendaten und unter Berücksichtigung der Restriktionen maximiert. Je nach den gewählten Assoziationsmaßen können unterschiedliche Formen von Zusammenhängen berücksichtigt werden. Anschließend erfolgt im Teilmodul Filterung der Zusammenhänge die Ausdünnung der berechneten Zusammenhänge, sodass nur noch eine überschaubare Anzahl an relevanten Zusammenhängen verbleibt. Dies kann durch eine Schwellenwertprüfung, eine Filterung aufgrund von formellen Abhängigkeiten, sowie eine Filterung durch die Integration von Domänenwissen realisiert werden. Das letzte Teilmodul der Applikationsschicht umfasst die Abweichungserkennung in KPIs. Diese wird für die Operationalisierung als Warnsystem benötigt und umfasst eine automatische Erkennung von Abweichungen in den tagesaktuellen KPIs. Die Präsentationsschicht ist in zwei Elemente unterteilt und umfasst ein statisches Expertensystem sowie ein dynamisches Warnsystem. Letzteres nutzt erkannte Abweichungen als Auslöser, um die Auswirkungen auf nachfolgende Prozesse (KPIs) zu quantifizieren und entsprechende Warnmeldungen zu generieren. Das Warnsystem wird durch eine statische Analyse des Kennzahlennetzwerks im Expertensystem ergänzt. Dabei werden die erkannten und gefilterten Zusammenhänge visuell und kontextuell für die Nutzenden aufbereitet. Dies ermöglicht eine verbesserte Entscheidungsfindung auf Basis des erlangten Wissens über existierende Zusammenhänge im Kennzahlennetzwerk.

Forschungsteilziel 3: Entwicklung einer Methode zur Operationalisierung des EUS in der Praxis

Das in der vorliegenden Forschungsarbeit entwickelte Vorgehen zur Operationalisierung des EUS gliedert sich in vier Methodenbausteine auf (vgl. Kapitel 6). Im ersten Baustein wird die Basis für den Einsatz des EUS durch die Entwicklung und Gestaltung des Kennzahlensystems gelegt (Methodenbaustein I). Hierbei erfolgt eine systematische Ableitung

der Kennzahlen aus den Zielen des Geschäftsbereichs. Anschließend werden diese mittels einer angepassten Wertstrommethode in die Teilprozesse des Wertstroms heruntergebrochen, spezifiziert und schließlich umgesetzt. Bei der Evaluation des EUS wurde deutlich, dass die Auswahl und Implementierung geeigneter Kennzahlen einen entscheidenden Einfluss auf den Erfolg des EUS haben. Die analysierten industriellen Datensätze wiesen erhebliche Defizite auf, die sich unmittelbar auf die Leistung des EUS auswirkten. Nach der Implementierung des Kennzahlensystems erfolgt in der nächsten Phase die Modellierung des EUS (Methodenbaustein II). Ausgehend von den bereinigten Kennzahlendaten erfolgt die Berechnung der (zeitverzögerten) Zusammenhänge durch die Anwendung und Lösung des Optimierungsmodells. Nach der Festlegung und Entwicklung geeigneter Filter werden diese auf die berechneten Zusammenhänge angewendet und schließlich die relevanten Zusammenhänge in einer Datenbank abgespeichert. Im Anschluss erfolgt die Implementierung und Nutzungsphase des EUS (Methodenbaustein III). Hierfür werden bestehende Abläufe angepasst und das neu entwickelte System integriert. Zudem erfolgt eine Schulung der Mitarbeitenden am System. Die Nutzung gliedert sich in das dynamische Warnsystem und das statische Expertensystem, welches nach Bedarf zur Entscheidungsunterstützung herangezogen wird. Den Abschluss der Methode bildet die Revision und die kontinuierliche Weiterentwicklung des Systems (Methodenbaustein IV). Zum einen müssen neue Kennzahlen hinzugefügt und bestehende entfernt werden sowie Zielwerte kontinuierlich angepasst werden. Zum anderen werden Weiterentwicklungsrichtungen des EUS aufgezeigt.

Das **Ziel der Forschungsarbeit** ist die wissenschaftlich fundierte Weiterentwicklung des Performance Managements hin zu einem wertstromübergreifenden Ansatz durch den Einsatz einer datenbasierten Entscheidungsunterstützung.

Abschließend kann festgehalten werden, dass mit dem Erfüllen der drei Forschungsteilziele und der Anwendung und Evaluation der entwickelten Lösungen in der industriellen Praxis das Ziel der Forschungsarbeit erreicht wurde. Die Anwendungen im industriellen Umfeld sowie am synthetischen Datensatz zeigen die Potenziale der entwickelten Lösung für die tägliche Entscheidungsunterstützung auf. Dies wird zudem durch das ernsthafte Interesse beteiligter Umsetzungspartner an der Implementierung des Systems in bestehende Softwarelösungen untermauert. Mit der Operationalisierungsmethode kann zusätzlich sichergestellt werden, dass eine geeignete Datenbasis in hinreichender Qualität vorliegt. Darüber hinaus wird mit dieser ein strukturiertes Vorgehen zur Umsetzung des Systems in der Praxis gegeben.

Die Bedeutung dieser Arbeit für die wissenschaftliche Gemeinschaft lässt sich in drei zentrale Aspekte gliedern, die sich an den drei Forschungsteilzielen orientieren. Zunächst erfolgten eine systematische Aufarbeitung und Bewertung der Defizite bestehender PMS, welche anschließend in Anforderungen an die Neuentwicklung überführt wurden. Aufbauend auf diesen Anforderungen wurden Assistenzfunktionen für ein EUS entwickelt

und ausgestaltet. Hierbei stellt die neuartige Herangehensweise zur Identifikation zeitverschobener Zusammenhänge innerhalb eines Kennzahlennetzwerks durch die Anwendung von Kreuzkorrelationen einen innovativen Beitrag dar. Die detaillierte Ausarbeitung des EUS, welches bereits erfolgreich im industriellen Umfeld eingesetzt und in eine bestehende dSFM-Lösung integriert wurde, trägt maßgeblich zur Verbreitung solcher datengetriebenen Ansätze im Performance Management bei. Abschließend wurde durch die Operationalisierungsmethode eine gezielte Anpassung und Erweiterung bestehender wissenschaftlicher Ansätze zur Gestaltung eines PMS erreicht, was einen wertvollen Beitrag zur Forschung auf diesem Gebiet darstellt.

8.2 Ausblick

Die Ergebnisse dieser Forschungsarbeit bieten die folgenden Ansatzpunkte für zukünftige Untersuchungen:

- **Erweiterung hinsichtlich des Anwendungsbereichs:** Das EUS wurde zur Identifikation von Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen Prozess-KPIs im Wertstrom entwickelt. Jedoch ist eine Übertragbarkeit zur Berechnung von Zusammenhängen zwischen Prozess- und Produkt-KPIs denkbar. Darüber hinaus könnte der Fokus auf Zusammenhänge zwischen KPIs und Umgebungsvariablen interessante Erkenntnisse liefern. Ein konkretes Beispiel hierfür wäre die Untersuchung, wie die Raumtemperatur die Produktionsleistung und/oder Qualität beeinflusst. Dieses hypothesengestützte Vorgehen könnte damit einen Beitrag zur datengetriebenen Problemlösung leisten.
- **Transfer in domänenfremde Anwendungsgebiete:** Neben der Erweiterung des Anwendungsbereichs ist auch ein Transfer der entwickelten Lösung in domänenfremde Anwendungsfälle möglich. Der Ansatz zur Berechnung von zeitverzögerten Zusammenhängen unter Nutzung von diskreten Kreuzkorrelationsfunktionen kann bspw. zur Feature-Auswahl in Zeitreihendaten für die Entwicklung von ML-Modellen verwendet werden. Dies wurde bereits im Rahmen von verschiedenen Masterarbeiten erprobt und konnte vielversprechende Ergebnisse liefern.
- **Softwareentwicklung:** Basierend auf dem Prototyp, der im Rahmen dieser Arbeit entwickelt wurde, konnte das Warnsystem bereits als eigenständiges Softwaremodul realisiert und in ein dSFM-System integriert werden. Das Expertensystem existiert bisher lediglich als Prototyp. Es besteht weiteres Potenzial für die Umsetzung in einer vollwertigen Software. Hierbei sind zwei Hauptanwendungsbereiche vorstellbar:
 - Nutzung im Rahmen der Ursachenanalyse in der systematischen Problemlösung
 - Einsatz im Rahmen des Wertstrommanagements, um Engpässe und Ansatzpunkte für Verbesserungen zu identifizieren.
- **Evaluation des Systems in der täglichen Nutzung:** Die gezeigten Anwendungsfälle stellen nur eine Momentaufnahme dar und können lediglich Potenziale der

entwickelten Lösung aufzeigen. Der Hauptnutzen des Systems entsteht jedoch erst durch die tägliche Nutzung im operativen Management. Daher ist eine langfristige Evaluation, auch unter Einbezug von expliziten Kennzahlen, sinnvoll, um auch potenzielle Weiterentwicklungsrichtungen erkennen zu können.

- **Weiterentwicklung der Funktionen:** Die bisherigen Entwicklungen der Funktionen konzentrierte sich auf die Identifikation von paarweisen, zeitverzögerten Beziehungen. Zukünftige Forschungsrichtungen könnten sich auf folgende Aspekte ausdehnen. Erstens besteht die Möglichkeit einer umfassenden Modellierung spezifischer Zusammenhänge, die über die bisher identifizierten, paarweisen Beziehungen hinausgeht. Dies könnte bspw. durch die Anwendung von Regressions-techniken erfolgen, um präzisere Aussagen über diese Zusammenhänge zu ermöglichen oder sogar Vorhersagen einzelner KPIs zu realisieren. Zweitens könnte die Forschung eine Verknüpfung zwischen Prozessdaten und KPIs anstreben, um die Datenlatenz zu reduzieren. Dies hätte das Potenzial, Echtzeitinformationen zu generieren und somit zu einer effizienteren und zeitnahen Analyse beizutragen. Erste Ansätze hierzu können in der Arbeit von LONGARD ET AL. gefunden werden [LONG23].

Angesichts des anhaltenden Trends der wachsenden Datenverfügbarkeit ist zu erwarten, dass in Zukunft weitere innovative datenbasierte Ansätze im Performance Management, insbesondere im täglichen operativen Management, Einzug halten werden, um Potenziale zur Verbesserung zu erschließen. Die vorliegende Forschungsarbeit trägt in diesem Zusammenhang wesentlich zur Forschung im Bereich des Performance Managements bei.

9 LITERATURVERZEICHNIS

- [AALS11] van der Aalst, W. M. P. (2011): *Process Mining*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [ABEL10] Abele, E.; Wolff, M.; Bechtloff, S. (2010): Effektive Problemlösungsprozesse als Schlüssel zur Null-Fehler-Fertigung. In: *Productivity Management* 15 3, S. 40–42.
- [AGOS12] Agostino, D.; Arnaboldi, M. (2012): Design issues in Balanced Scorecards: The “what” and “how” of control. In: *European Management Journal* 30 4, S. 327–339.
- [AGUI11] Aguinis, H.; Joo, H.; Gottfredson, R. K. (2011): Why we hate performance management—And why we should love it. In: *Business Horizons* 54 6, S. 503–507.
- [AKAO91] Akao, Y.; Watson, G. (1991): *Hoshin Kanri – Policy deployment for successful TQM*, Cambridge, Mass., New York, New York, Boca Raton, FL: Productivity Press; CRC Press Taylor & Francis Group LLC.
- [AMAR02] Amaratunga, D.; Baldry, D. (2002): Moving from performance measurement to performance management. In: *Facilities* 20 5/6, S. 217–223.
- [ANTE18] Ante, G.; Facchini, F.; Mossa, G.; Digiesi, S. (2018): Developing a key performance indicators tree for lean and smart production systems. In: *IFAC-PapersOnLine* 51 11, S. 13–18.
- [APEL09] Apel, D.; Behme, W.; Eberlein, R.; Merighi, C. (2009): *Datenqualität erfolgreich steuern – Praxislösungen für Business-Intelligence-Projekte*, München, Wien: Hanser.
- [APT18] Apt, W.; Bovenschulte, M.; Priesack, K.; Weiß, C.; Hartmann, E. A. (2018): *Forschungsbericht 502: Einsatz von digitalen Assistenzsystemen im Betrieb*.
- [ARTU02] Artusi, R.; Verderio, P.; Marubini, E. (2002): Bravais-Pearson and Spearman correlation coefficients: meaning, test of hypothesis and confidence interval. In: *The International Journal of Biological Markers* 17 2, S. 148–151.
- [AVEL10] Avella, L.; Vázquez-Bustelo, D. (2010): The multidimensional nature of production competence and additional evidence of its impact on business performance. In: *International Journal of Operations & Production Management* 30 6, S. 548–583.

- [AWAR10] Awaritoma, O. (2010): Performance Management in Lean Production. Master thesis in Business Administration.
- [BACA99] Bacal, R. (1999): Performance management, New York: McGraw-Hill.
- [BATI16] Batini, C.; Scannapieco, M. (2016): Data and Information Quality, Cham: Springer International Publishing.
- [BAUE14] Bauernhansl, T. (2014): Die Vierte Industrielle Revolution – Der Weg in ein wertschaffendes Produktionsparadigma. In: Bauernhansl, T.; Hompel, M. ten; Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 5–35.
- [BAUE16] Bauernhansl, T.; Krüger, J.; Reinhart, G.; Schuh, G. (2016): WGP-Standpunkt Industrie 4.0.
- [BAYU10] Bayus, B. L. (2010): Kano Model of Customer Satisfaction. In: Sheth, J.; Malhotra, N. (Hrsg.): Wiley International Encyclopedia of Marketing: Wiley.
- [BEHR11] Behrouzi, F.; Wong, K. Y. (2011): Lean performance evaluation of manufacturing systems: A dynamic and innovative approach. In: Procedia Computer Science.
- [BITI11] Bititci, U. S.; Ackermann, F.; Ates, A.; Davies, J.; Garengo, P.; Gibb, S.; MacBryde, J.; Mackay, D.; Maguire, C.; van der Meer, R.; Shafti, F.; Bourne, M.; Umit Firat, S. (2011): Managerial processes: business process that sustain performance. In: International Journal of Operations & Production Management 31 8, S. 851–891.
- [BITI97] Bititci, U. S.; Carrie, A. S.; McDevitt, L. (1997): Integrated performance measurement systems: a development guide. In: International Journal of Operations & Production Management 17 5, S. 522–534.
- [BLES09] Blessing, L. T.; Chakrabarti, A. (2009): DRM, a Design Research Methodology, London: Springer London.
- [BLUT09] Blutner, D.; Cramer, S.; Krause, S.; Mönks, T.; Nagel, L.; Reinholz, A.; Witthaut, M. (2009): Assistenzsysteme für die Entscheidungsunterstützung: Große Netze der Logistik. Die Ergebnisse des Sonderforschungsbereichs 559. Berlin, Heidelberg: Springer.
- [BOKE02] Boker, S. M.; Xu, M.; Rotondo, J. L.; King, K. (2002): Windowed cross-correlation and peak picking for the analysis of variability in the association between behavioral time series. In: Psychological methods 7 3, S. 338–355.

- [BONE00] Bonett, D. G.; Wright, T. A. (2000): Sample size requirements for estimating pearson, kendall and spearman correlations. In: *Psychometrika* 65 1, S. 23–28.
- [BOUR11a] Bourier, G. (2011): *Beschreibende Statistik – Praxisorientierte Einführung Mit Aufgaben und Lösungen*, Wiesbaden: Gabler.
- [BOUR11b] Bourne, M.; Bourne, P. (2011): *Handbook of corporate performance management*, Chichester: Wiley.
- [BOUR13] Bourne, M.; Pavlov, A.; Franco-Santos, M.; Lucianetti, L.; Mura, M. (2013): Generating organisational performance. In: *International Journal of Operations & Production Management* 33 11/12, S. 1599–1622.
- [BOVÉ93] Bovée, C.L. (1993): *Management*, New York, London: McGraw-Hill.
- [BOWE05] Bowersox, D.; Closs, D.; Drayer, R. (2005): The digital transformation: Technology and beyond. In: *Supply Chain Management Review* 1, S. 22–29.
- [BRAU18] Braun, M. (2018): *Digitale Assistenzsysteme - Gestaltungsanforderungen, Klassifikation und Anwendungen*. In: *Industrie 4.0 Management*.
- [BREN19] Brenner, J. (2019): *Shopfloor Management und seine digitale Transformation – Die besten Werkzeuge in 45 Beispielen*, München: Hanser.
- [BROY21] Broy, M.; Kuhrmann, M. (2021): *Einführung in die Softwaretechnik*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [BUCZ16] Buczak, A. L.; Guven, E. (2016): A Survey of Data Mining and Machine Learning Methods for Cyber Security Intrusion Detection. In: *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 18 2, S. 1153–1176.
- [BUND22] Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) (2022): *Moderne Industriepolitik*. <https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Dossier/moderne-industriepolitik.html>.
- [BURD18] Burdensky, D. M. A.; Kneissl, B.; Alt, R. (2018): Deskriptive Analyse von Kennzahlenrelationen – BMW Group, Leipzig München, Deutschland. In: *Multikonferenz Wirtschaftsinformatik*, S. 59–70.
- [BURD22] Burdensky, D. (2022): *Eine Methode für die Digitale Unternehmenssteuerung mittels quantitativer Analyse von Kennzahlenrelationen am Beispiel der Automobilindustrie*.
- [CAI09] Cai, J.; Liu, X.; Xiao, Z.; Liu, J. (2009): Improving supply chain performance management: A systematic approach to analyzing iterative KPI accomplishment. In: *Decision Support Systems* 46 2, S. 512–521.
- [CARD22] Cardenas-Cristancho, D.; Muller, L.; Monticolo, D.; Camargo, M. (2022): *Toward a holistic understanding of performance in Lean Manufacturing: a*

- discussion on the relevance of its indicators. In: *International Journal of Lean Six Sigma* 13 5, S. 1025–1057.
- [CHAF05] Chaffey, D. (2005): *Business information management – Improving performance using information systems*, Harlow: Financial Times Prentice Hall.
- [CHAM17] Chamoni, P.; Gluchowski, P. (2017): *Business Analytics — State of the Art*. In: *Controlling & Management Review* 61 4, S. 8–17.
- [CHAN09] Chandola, V.; Banerjee, A.; Kumar, V. (2009): *Anomaly detection*. In: *ACM Computing Surveys* 41 3, S. 1–58.
- [COHE88] Cohen, J. (1988): *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*.
- [COKI13] Cokins, G. (2013): *Driving Acceptance and Adoption of Business Analytics*. In: *Journal of Corporate Accounting & Finance* 24 2, S. 69–74.
- [CONR19] Conrad, R.W.; Eisele, O.; Lennings, F. (2019): *Shopfloor-Management - Potenziale mit einfachen Mitteln erschließen – Erfolgreiche Einführung und Nutzung auch in kleinen und mittelständischen Unternehmen*, Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg.
- [ĆWIK13] Ćwikła, G. (2013): *Methods of Manufacturing Data Acquisition for Production Management - A Review*. In: *Advanced Materials Research* 837, S. 618–623.
- [DAVE09] Davenport, T. H.; Harris, J. G. (2009): *Competing on analytics – The new science of winning*, Boston, Mass.: Harvard Business School Press.
- [DAVI09] David, F. N. (2009): *Tables of the ordinates and probability integral of the distribution of the correlation coefficient in small samples*, Cambridge: Cambridge Univ. Press.
- [DEMI00] Deming, W. E. (2000): *Out of the crisis*, Cambridge, Mass.: The MIT Press.
- [DENK22] Denkena, B.; Wichmann, M.; Arnold, D. (2022): *Erfasste Betriebsdaten und ihre Qualität*. In: *ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 117 12, S. 847–850.
- [DEUT20] Deutsches Institut für Normung e.V. (2020): *Ergonomie der Mensch-System-Interaktion - Teil 110: Interaktionsprinzipien (ISO 9241-110)*.
- [DEUT21] Deutsches Institut für Normung e.V. (2021): *Regelkarten. Teil 1, Allgemeiner Leitfaden (ISO 7870-1:2019)*, Berlin: Beuth Verlag GmbH.
- [DEUT22] Deutsches Institut für Normung e.V. (2022): *Wertstrommethode (VSM) (ISO 22468:2020)*, Berlin: Beuth Verlag GmbH.

- [DIEZ15] Diez, J. V.; Ordieres-Mere, J.; Nuber, G. (2015): The HOSHIN KANRI TREE. Cross-plant Lean Shopfloor Management. In: *Procedia CIRP* 32, S. 150–155.
- [DOMÍ19] Domínguez, E.; Pérez, B.; Rubio, Á. L.; Zapata, M. A. (2019): A taxonomy for key performance indicators management. In: *Computer Standards & Interfaces* 64, S. 24–40.
- [DORA81] Doran, G. T. (1981): There's a S.M.A.R.T. way to write managements's goals and objectives. In: *Management Review* 70, S. 35–36.
- [DOUM95] Doumeingts, G.; Clave, F.; Ducq, Y. (1995): ECOGRAI — A method to design and to implement Performance Measurement Systems for industrial organizations — Concepts and application to the Maintenance function. In: Rolstadås, A. (Hrsg.): *Benchmarking — Theory and Practice*. Boston, MA: Springer US, S. 350–368.
- [DRUC77] Drucker, P. F. (1977): *La nouvelle pratique de la direction des entreprises*, Paris: Les Editions d'Organisation.
- [DWDS23] DWDS – Digitales Wörterbuch der deutschen Sprache (2023): Assistenzsystem. <https://www.dwds.de/wb/Assistenzsystem> (Zugriff am 05.02.2023).
- [EAID16] Eaidgah, Y.; Maki, A. A.; Kurczewski, K.; Abdekhodae, A. (2016): Visual management, performance management and continuous improvement. In: *International Journal of Lean Six Sigma* 7 2, S. 187–210.
- [ECKE11] Eckerson, W. W. (2011): *Performance dashboards – Measuring, monitoring, and managing your business*, second edition, Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- [EGER18] Eger, F.; Reiff, C.; Brantl, B.; Colledani, M.; Verl, A. (2018): Correlation analysis methods in multi-stage production systems for reaching zero-defect manufacturing. In: *Procedia CIRP* 72, S. 635–640.
- [ESTE17] Esteban, A.; Maté, A.; Trujillo, J. (2017): Using Multidimensional Concepts for Detecting Problematic Sub-KPIs in Analysis Systems. In: Cesare, S. de; Frank, U. (Hrsg.): *Advances in Conceptual Modeling*. Cham: Springer International Publishing, S. 164–173.
- [FAYY96a] Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P. (1996): From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. In: *AI Magazine* 17 3.
- [FAYY96b] Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P. (1996): The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data. In: *Communications of the ACM* 39 11, S. 27–34.

- [FELD19] Felderer, M.; Russo, B.; Auer, F. (2019): On Testing Data-Intensive Software Systems. In: Biffli, S.; Eckhart, M.; Lüder, A.; Weippl, E. (Hrsg.): Security and Quality in Cyber-Physical Systems Engineering. Cham: Springer International Publishing, S. 129–148.
- [FREI23] Freitag, K. (2023): Report the Unknown – A Discovery and Reporting Approach for Nonlinear Relationships Between Key Performance Indicators. Masterthesis. Technische Universität Darmstadt.
- [FRIE90] Friedrichs, J. (1990): Methoden empirischer Sozialforschung, Wiesbaden, s.l.: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- [GITT19] Gittler, T.; Relea, E.; Corti, D.; Corani, G.; Weiss, L.; Cannizzaro, D.; Wegener, K. (2019): Towards predictive quality management in assembly systems with low quality low quantity data – a methodological approach. In: Procedia CIRP 79, S. 125–130.
- [GLAD14] Gladen, W. (2014): Performance Measurement, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- [GLEI11] Gleich, R. (2011): Performance measurement – Konzepte, Fallstudien und Grundschema für die Praxis, München: Vahlen.
- [GLUC16] Gluchowski, P. (2016): Business Analytics – Grundlagen, Methoden und Einsatzpotenziale. In: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik 53 3, S. 273–286.
- [GLUC21] Gluchowski, P.; Schieder, C.; Chamoni, P. (2021): Methoden des Data Mining für Big Data Analytics. In: D'Onofrio, S.; Meier, A. (Hrsg.): Big Data Analytics. Grundlagen, Fallbeispiele und Nutzungspotenziale. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- [GOME04] Gomes, C. F.; Yasin, M. M.; Lisboa, J. V. (2004): A literature review of manufacturing performance measures and measurement in an organizational context: a framework and direction for future research. In: Journal of Manufacturing Technology Management 15 6, S. 511–530.
- [GOTT16] Gottmann, J. (2016): Produktionscontrolling – Wertströme und Kosten optimieren, Wiesbaden: Springer Gabler.
- [GRÄF14] Gräf, J.; Ruff, J. (2014): Top-Entscheider unzufrieden - Ergebnisse der KPI-Studie. In: Competence Book - Business Intelligence, S. 74–77.
- [GREI06] Greiner, O. (2006): Beyond Budgeting: Implementierungsansätze für Praktiker. In: Gleich, R. (Hrsg.): Planungs- und Budgetierungsinstrumente. Innovative Ansätze und Best-Practice für den Managementprozess. Freiburg, Berlin, München: Haufe, S. 39–60.

- [GUNO97] Gunopulos, D.; Mannila, H.; Khardon, R.; Toivonen, H. (1997): Data mining, hypergraph transversals, and machine learning. In: Mendelzon, A.; Özsoyoglu, Z. M. (Hrsg.): Proceedings of the sixteenth ACM SIGACT-SIGMOD-SIGART symposium on Principles of database systems - PODS '97. New York, New York, USA: ACM Press, S. 209–216.
- [GUPT14] Gupta, M.; Gao, J.; Aggarwal, C. C.; Han, J. (2014): Outlier Detection for Temporal Data: A Survey. In: IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 26 9, S. 2250–2267.
- [HACK02] Hackathorn, R. (2002): Minimizing Action Distance. In: DM Review, S. 1–5.
- [HAHN01] Hahn, D.; Hungenberg, H. (2001): PuK – Planung und Kontrolle, Planungs- und Kontrollsysteme, Planungs- und Kontrollrechnung ; wertorientierte Controllingkonzepte ; Unternehmensbeispiele von Daimler-Chrysler AG, Stuttgart, Siemens AG, München, Franz Haniel & Cie. GmbH, Duisburg, Wiesbaden: Gabler.
- [HAMM10] Hammer, M.; Hershman, L. W. (2010): Faster, cheaper, better – The 9 levers for transforming how works get done, New York, NY: Crown Business.
- [HÄTT01] Hättenschwiler, P. (2001): Neues anwenderfreundliches Konzept der Entscheidungsfindung, Zürich: vdf Hochschulverlag AG.
- [HAUK11] Hauke, J.; Kossowski, T. (2011): Comparison of Values of Pearson's and Spearman's Correlation Coefficients on the Same Sets of Data. In: QUAGEO 30 2, S. 87–93.
- [HAUS02] Hauss, Y.; Timpe, K.-P. (2002): Automatisierung und Unterstützung im Mensch-Maschine-System. In: Timpe, K.-P.; Kolrep, H. (Hrsg.): Mensch-Maschine-Systemtechnik. Konzepte, Modellierung, Gestaltung, Evaluation. Düsseldorf: Symposion Verlag, S. 41–62.
- [HELL19] Hellebrandt, T.; Ruessmann, M.; Heine, I.; Schmitt, R. H. (2019): Conceptual Approach to Integrated Human-Centered Performance Management on the Shop Floor. In: Kantola, J. I.; Nazir, S.; Barath, T. (Hrsg.): Advances in Human Factors, Business Management and Society. Cham: Springer International Publishing, S. 309–321.
- [HELM09] Helmis, S.; Hollmann, R. (2009): Webbasierte Datenintegration, Wiesbaden: Vieweg+Teubner.
- [HERT17] Hertle, C.; Tisch, M.; Metternich, J.; Abele, E. (2017): Das Darmstädter Shopfloor Management-Modell. In: ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 112 3, S. 118–121.

- [HESS14] Hesse, S.; Groh, R. (2014): Towards a Model for the Integration of Time into a Graph-based Key Performance Indicator Analysis. In: Proceedings of Annual Meeting of the Swedish Computer Graphics Association.
- [HESS15] Hesse, S. (2015): Struktur und Gestaltung von Informationsvisualisierungen zur Entscheidungsunterstützung.
- [HINR16] Hinrichsen, S.; Riediger, D.; Unrau, A. (2016): Assistance Systems in Manual Assembly. In: Production Engineering and Management. Proceedings 6th International Conference. 29.09. - 30.09.2016 in Lemgo, Germany.
- [HOFF02] Hoffmann, O. (2002): Performance-Management – Systeme und Implementierungsansätze, Bern: Haupt Verlag.
- [HOLS08] Holsapple, C. W. (2008): Decisions and Knowledge. In: Burstein, F.; Holsapple, C. W. (Hrsg.): Handbook on decision support systems. Berlin, London: Springer, S. 21–53.
- [HOPP17] Hoppe, G. (2017): High Performance Automation verbindet IT und Produktion. In: Vogel-Heuser, B.; Bauernhansl, T.; Hompel, M. ten (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0 Bd.2. Automatisierung. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 119-144.
- [HÜGE08] Hügens, T. (2008): Balanced Scorecard und Ursache-Wirkungsbeziehungen – Kausale Modellierung und Simulation Mithilfe von Methoden des Qualitative Reasoning. Zugl.: Essen, Univ., Diss., 2008, Wiesbaden: Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden.
- [INTE14a] International Standard (2014): Automation systems and integration - Key performance indicators (KPIs) for manufacturing operations management - Part 1: Overview, concepts and terminology. ISO 22400-1:2014(E).
- [INTE14b] International Standard (2014): Automation systems and integration - Key performance indicators (KPIs) for manufacturing operations management - Part 2: Definitions and descriptions. ISO 22400-2:2014(E).
- [ISHI87] Ishikawa, K. (1987): What is total quality control? – The Japanese way, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- [JÄÄS15] Jääskeläinen, A.; Roitto, J.-M. (2015): Designing a model for profiling organizational performance management. In: International Journal of Productivity and Performance Management 64 1, S. 5–27.
- [JOPP19] Joppen, R.; Enzberg, S. von; Gundlach, J.; Kühn, A.; Dumitrescu, R. (2019): Key performance indicators in the production of the future. In: Procedia CIRP 81, S. 759–764.

- [JOUR21] Jourdan, N.; Longard, L.; Biegel, T.; Metternich, J. (2021): Machine Learning For Intelligent Maintenance And Quality Control: A Review Of Existing Datasets And Corresponding Use Cases. In: Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics: CPSL 2021, S. 499–513.
- [JUNG20] Jung, B. (2020): 8D – Systematisch Probleme lösen.
- [KAAC12] Kaack, J. (2012): Performance measurement für die Unternehmenssicherheit – Entwurf eines Kennzahlen- und Indikatorensystems und die prozessorientierte Implementierung, Wiesbaden: Springer Gabler.
- [KAGA17] Kaganski, S.; Majak, J.; Karjust, K.; Toompalu, S. (2017): Implementation of Key Performance Indicators Selection Model as Part of the Enterprise Analysis Model. In: Procedia CIRP 63, S. 283–288.
- [KANG13] Kang, H. (2013): The prevention and handling of the missing data. In: Korean journal of anesthesiology 64 5, S. 402–406.
- [KANG16] Kang, N.; Zhao, C.; Li, J.; Horst, J. A. (2016): A Hierarchical structure of key performance indicators for operation management and continuous improvement in production systems. In: International journal of production research 54 21, S. 6333–6350.
- [KANO84] Kano, N.; Seraku, N.; Takahashi, F.; Tsuji, S. (1984): Attractive Quality and Must-Be Quality. In: Journal of the Japanese Society for Quality Control.
- [KAPL00] Kaplan, R. S.; Norton, D. P. (2000): Having Trouble with Your Strategy? Then Map It. In: Harvard business review.
- [KAPL92] Kaplan, R. S.; Norton, D. P. (1992): The balanced scorecard--measures that drive performance. In: Harvard business review 70 1, S. 71–79.
- [KAPL93] Kaplan, R. S.; Norton, D. P. (1993): Putting the Balanced Scorecard to Work. In: Harvard business review.
- [KAPL94] Kaplan, R. S. (1994): Devising a balanced scorecard matched to business strategy. In: Planning Review 22 5, S. 15–48.
- [KAPL96] Kaplan, R. S.; Norton, D. P. (1996): Using the balanced scorecard as a strategic management system. In: Harvard business review.
- [KAUF14] Kaufmann, T.; Forstner, L. (2014): Die horizontale Integration der Wertschöpfungskette in der Halbleiterindustrie – Chancen und Herausforderungen. In: Bauernhansl, T.; Hompel, M. ten; Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 359–367.
- [KEIM08] Keim, D.; Andrienko, G.; Fekete, J.-D.; Görg, C.; Kohlhammer, J.; Melançon, G. (2008): Visual Analytics: Definition, Process, and Challenges.

- In: Kerren, A.; Stasko, J. T.; Fekete, J.-D.; North, C. (Hrsg.): Information Visualization. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 154–175.
- [KELL19] Keller, T.; Bayer, C.; Bausch, P.; Metternich, J. (2019): Benefit evaluation of digital assistance systems for assembly workstations. In: *Procedia CIRP* 81, S. 441–446.
- [KEPN81] Kepner, C. H.; Tregoe, B. B. (1981): *The new rational manager*, Princeton, N.J.: Princeton Research Press.
- [KIBI16] Kibira, D.; Morris, K. C.; Kumaraguru, S. (2016): Methods and Tools for Performance Assurance of Smart Manufacturing Systems. In: *Journal of research of the National Institute of Standards and Technology* 121, S. 282–313.
- [KIEN16] Kieninger, M.; Mehanna, W.; Vocelka, A. (2016): Wie Big Data das Controlling verändert. In: *Controlling* 28 4-5, S. 241–247.
- [KILK18] Kilkenny, M. F.; Robinson, K. M. (2018): Data quality: "Garbage in - garbage out". In: *Health information management journal of the Health Information Management Association of Australia* 47 3, S. 103–105.
- [KLAP19] Klapper, J.; Gelec, E.; Pokorni, B.; Hämmerle, M.; Rothenberger, R. (2019): Potenziale digitaler Assistenzsysteme.
- [KLAU15] Klaus, P. (2015): The Devil Is in the Details – Only What Get Measured Gets Managed. In: Klaus, P. (Hrsg.): *Measuring Customer Experience*. London: Palgrave Macmillan UK, S. 81–101.
- [KLEI17] Kleindienst, B. (2017): *Performance Measurement und Management – Gestaltung und Einführung von Kennzahlen- und Steuerungssystemen*, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- [KLET06] Kletti, J.; Brauckmann, O. (2006): *Manufacturing Scorecard – Prozesse effizienter gestalten, mehr Kundennähe erreichen - mit vielen Praxisbeispielen*, Wiesbaden: Gabler.
- [KOSF16] Kosfeld, R.; Eckey, H.-F.; Türck, M. (2016): *Deskriptive Statistik – Grundlagen - Methoden - Beispiele - Aufgaben*, Wiesbaden: Springer Gabler.
- [LACH12] Lachnit, L.; Müller, S. (2012): *Unternehmenscontrolling – Managementunterstützung bei Erfolgs-, Finanz-, Risiko- und Erfolgspotenzialsteuerung*, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden; Imprint: Springer Gabler.
- [LAND18] Landström, A.; Almström, P.; Winroth, M.; Andersson, C.; Öberg, A. E.; Kurdve, M.; Shahbazi, S.; Wiktorsson, M.; Windmark, C.; Zackrisson, M.

- (2018): A life cycle approach to business performance measurement systems. In: *Procedia Manufacturing* 25, S. 126–133.
- [LANG07] Lange, I.; Schneider, O.; Schnetzler, M.; Jones, L. (2007): Understanding the Interdependences Among Performance Indicators in the Domain of Industrial Services. In: Olhager, J.; Persson, F. (Hrsg.): *Advances in Production Management Systems*. Boston, MA: Springer US, S. 379–386.
- [LANZ18] Lanza, G.; Hofmann, C.; Stricker, N.; Biehl, E.; Braun, Y. (2018): Auf dem Weg zum digitalen Shopfloor Management – Eine Studie zum Stand der Echtzeitentscheidungsfähigkeit und des Industrie 4.0-Reifegrads.
- [LEBA95] Lebas, M. J. (1995): Performance measurement and performance management. In: *International Journal of Production Economics* 41 1-3, S. 23–35.
- [LEE14] Lee, J.; Kao, H.-A.; Yang, S. (2014): Service Innovation and Smart Analytics for Industry 4.0 and Big Data Environment. In: *Procedia CIRP* 16, S. 3–8.
- [LEYE17] Leyendecker, B.; Pötters, P.; Alt, M. (2017): *Shopfloor Management*, München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG.
- [LIKE06] Liker, J. K.; Meier, D. (2006): *The Toyota way fieldbook – A practical guide for implementing Toyota's 4Ps*, New York: McGraw-Hill.
- [LIKE22] Liker, J. K. (2022): *Der Toyota-Weg – Die 14 Managementprinzipien des weltweit erfolgreichsten Autokonzerns*, München: FBV.
- [LIND15] Lindberg, C.-F.; Tan, S.; Yan, J.; Starfelt, F. (2015): Key Performance Indicators Improve Industrial Performance. In: *Energy Procedia* 75, S. 1785–1790.
- [LINK20] Link, M.; Dukino, C.; Ganz, W.; Hamann, K.; Schnalzer, K. (2020): The Use of AI-Based Assistance Systems in the Service Sector: Opportunities, Challenges and Applications. In: Nunes, I. L. (Hrsg.): *Advances in Human Factors and Systems Interaction*. Cham: Springer International Publishing, S. 10–16.
- [LONG20] Longard, L.; Meissner, A.; Müller, M.; Metternich, J. (2020): Digitales Shopfloor Management - Wohin geht die Reise? In: *ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 115 9, S. 645–649.
- [LONG21] Longard, L.; Brungs, F.; Hertle, C.; Roeth, J.; Metternich, J. (2021): Reduced Rework Through Data Analytics and Machine Learning – A Three Level Development Approach. In: *Proceedings of the Conference on Learning Factories (CLF) 2021*.

- [LONG22a] Longard, L.; Schiborr, L.; Metternich, J. (2022): Potentials and obstacles of the use of data mining in problem-solving processes. In: *Procedia CIRP* 2022, S. 252–257.
- [LONG22b] Longard, L.; Bardy, S.; Metternich, J. (2022): Towards a Data-driven Performance Management in Digital Shop Floor Management. In: *Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics: CPSL 2022*, S. 111–120.
- [LONG23] Longard, L.; Prein, T.; Metternich, J. (2023): Intraday forecasting of OEE through sensor data and machine learning. In: *Procedia CIRP* 120, S. 93–98.
- [LUTT18] Lutter, S.; Giljum, S.; Gözet, B.; Wieland, H.; Manstein, C. (2018): Die Nutzung natürlicher Ressourcen. Bericht für Deutschland 2018.
- [LYNC91] Lynch, R. L.; Cross, K. F. (1991): Measure up! Yardsticks for continuous improvement. In: *Long Range Planning* 24 3, S. 107.
- [MA20] Ma, L.; Dong, J.; Peng, K. (2020): A novel key performance indicator oriented hierarchical monitoring and propagation path identification framework for complex industrial processes. In: *ISA transactions* 96, S. 1–13.
- [MALI07] Malina, M.; Nørreklit, H.; Selto, F. (2007): Relations among Measures, Climate of Control, and Performance Measurement Models. In: *Contemporary Accounting Research* 24 3, S. 935–982.
- [MANN96] Mannila, H. (1996): Data mining: machine learning, statistics, and databases: *Proceedings of 8th International Conference on Scientific and Statistical Data Base Management*: IEEE Comput. Soc. Press, S. 2–9.
- [MAZZ14] Mazzone, D. (2014): *Digital or death*, s.l.: Smashbox Consulting Inc.
- [MEIß18] Meißner, A.; Hertle, C.; Metternich, J. (2018): Digitales Shopfloor Management – Ihr Weg zur vernetzten Fabrik. In: *ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 113 5, S. 281–284.
- [MEIß20] Meißner, A.; Grunert, F.; Metternich, J. (2020): Digital shop floor management: A target state. In: *Procedia CIRP* 93, S. 311–315.
- [MERT17] Mertens, P.; Barbian, D.; Baier, S. (2017): *Digitalisierung und Industrie 4.0 - eine Relativierung*, Wiesbaden, Heidelberg: Springer Vieweg.
- [METT21] Metternich, J.; Biegel, T.; Bretones Cassoli, B.; Hoffmann, F.; Jourdan, N.; Rosemeyer, J.; Stanula, P.; Ziegenbein, A. (2021): Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand – Expertise des Forschungsbeirats der Plattform Industrie 4.0. In: *acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften*.

- [METT23] Metternich, J.; Müller, M.; Hertle, C.; Longard, L.; Wang, Y. (2023): Digitales Shopfloor Management – Einführung, Erfolgskonzepte, Werkzeuge, München: Hanser, Carl.
- [MEUD16] Meudt, T.; Rößler, M. P.; Böllhoff, J.; Metternich, J. (2016): Wertstromanalyse 4.0. In: ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 111 6, S. 319–323.
- [MEUD17] Meudt, T.; Metternich, J.; Abele, E. (2017): Value stream mapping 4.0: Holistic examination of value stream and information logistics in production. In: CIRP Annals 66 1, S. 413–416.
- [MIR09] Mir, S. A.; Quadri, S. M. K. (2009): Decision Support Systems: Concepts, Progress and Issues – A Review. In: Lichtfouse, E. (Hrsg.): Climate Change, Intercropping, Pest Control and Beneficial Microorganisms. Dordrecht: Springer Netherlands, S. 373–399.
- [MOUR15] Mourtzis, D.; Fotia, S.; Doukas, M. (2015): Performance Indicators for the Evaluation of Product-Service Systems Design: A Review. In: Umeda, S.; Nakano, M.; Mizuyama, H.; Hibino, H.; Kiritsis, D.; Cieminski, G. von (Hrsg.): Advances in Production Management Systems: Innovative Production Management Towards Sustainable Growth. Cham: Springer International Publishing, S. 592–601.
- [MOUS17] Mousavi, A.; Siervo, H. (2017): Automatic translation of plant data into management performance metrics: a case for real-time and predictive production control. In: International journal of production research 55 17, S. 4862–4877.
- [NEEL00] Neely, A.; Mills, J.; Platts, K.; Richards, H.; Gregory, M.; Bourne, M.; Kennerley, M. (2000): Performance measurement system design: developing and testing a process-based approach. In: International Journal of Operations & Production Management 20 10, S. 1119–1145.
- [NEEL05] Neely, A. (2005): The evolution of performance measurement research. In: International Journal of Operations & Production Management 25 12, S. 1264–1277.
- [NEEL09] Neely, A.; Bourne, M.; Mills, J.; Platts, K.; Richards, H. (2009): Getting the measure of your business, Cambridge: Cambridge Univ. Pr.
- [NEEL95] Neely, A.; Gregory, M.; Platts, K. (1995): Performance measurement system design. In: International Journal of Operations & Production Management 15 4, S. 80–116.
- [OHLI20] Ohlig, J.; Hellebrandt, T.; Metzmacher, A. I.; Pötters, P.; Heine, I.; Schmitt, R. H.; Leyendecker, B. (2020): Performance management on the shop floor – an investigation of KPI perception among managers and

- employees. In: *International Journal of Quality and Service Sciences* 12 4, S. 461–473.
- [OHLI21] Ohlig, J.; Hellebrandt, T.; Poetters, P.; Heine, I.; Schmitt, R. H.; Leyendecker, B. (2021): Human-centered performance management in manual assembly. In: *Procedia CIRP* 97, S. 418–422.
- [OLIV15] Oliveira, S. A. P. de (2015): Performance management analytics for the automotive industry.
- [OPIT19] Opitz, M. (2019): *Prozessorientiertes Reporting – Mit visuellen KPI-Berichten Leistungsfähigkeit messen, steuern und entwickeln*, Stuttgart: Schäffer-Poeschel-Verlag.
- [ORTE13] Ortega, A. -R.; Resinas, M.; Cabanillas, C.; Cortes, A. R. (2013): On the definition and design-time analysis of process performance indicators.
- [ORTE17] Ortega, -R.; García, F.; Resinas, M.; Weber, E.; Ruiz, F.; Ruiz-Cortés, A. (2017): Enriching Decision Making with Data-Based Thresholds of Process-Related KPIs. In: Dubois, E.; Pohl, K. (Hrsg.): *Advanced Information Systems Engineering*. Cham: Springer International Publishing, S. 193–209.
- [PAPA20] Papacharalampopoulos, A.; Giannoulis, C.; Stavropoulos, P.; Mourtzis, D. (2020): A Digital Twin for Automated Root-Cause Search of Production Alarms Based on KPIs Aggregated from IoT. In: *Applied Sciences* 10 7, S. 2377.
- [PARM19] Parmenter, D. (2019): *Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs*.
- [PATE08] Patel, B.; Chausalet, T.; Millard, P. (2008): Balancing the NHS balanced scorecard! In: *European Journal of Operational Research* 185 3, S. 905–914.
- [PENG08] Peng, W.; Sun, T.; Rose, P.; Li, T. (2008): Computation and Applications of Industrial Leading Indicators to Business Process Improvement. In: *International journal of intelligent control and systems* 13 3, S. 196–207.
- [PERA17] Peral, J.; Maté, A.; Marco, M. (2017): Application of Data Mining techniques to identify relevant Key Performance Indicators. In: *Computer Standards & Interfaces* 54, S. 76–85.
- [PERK14] Perkins, M.; Grey, A.; Remmers, H. (2014): What do we really mean by “Balanced Scorecard”? In: *International Journal of Productivity and Performance Management* 63 2, S. 148–169.
- [PERS37] Persons, W. M. (1937): Correlation and Causation. In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 18, S. 159–161.

- [PETE09] Peters, R. (2009): Shopfloor Management – Führen am Ort der Wertschöpfung, Stuttgart: LOG_X.
- [PIDU15] Pidun, T. (2015): Visibility of Performance – Ein Beitrag zur Ermittlung der Güte von Performance-Measurement-Systemen, Dresden.
- [POPO10] Popova, V.; Sharpanskykh, A. (2010): Modeling organizational performance indicators. In: Information Systems 35 4, S. 505–527.
- [PÖTT18] Pötters, P.; Schindler, P.; Leyendecker, B. (2018): Status quo Shopfloor Management. In: ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 113 7-8, S. 522–525.
- [PUTH15] Puth, M.-T.; Neuhäuser, M.; Ruxton, G. D. (2015): Effective use of Spearman's and Kendall's correlation coefficients for association between two measured traits. In: Animal Behaviour 102, S. 77–84.
- [RAHM00] Rahm, E.; Do, H. (2000): Data Cleaning: Problems and Current Approaches. In: IEEE Data Engineering Bulletin.
- [RAIN22] Rainio, O. (2022): Different Coefficients for Studying Dependence. In: Sankhya B 84 2, S. 895–914.
- [RAKA04] Rakar, A.; Zorzut, S.; Jovan, V. (2004): Assessment of Production Performance by Means of KPI. In: Proceedings of the Control.
- [RAMS16] Ramsauer, C.; Rabitsch, C. (2016): Agile Produktion - Ein Produktionskonzept für gesteigerten Unternehmenserfolg in volatilen Zeiten. In: Biedermann, H. (Hrsg.): Industrial Engineering und Management. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 63–81.
- [RAVE19] Ravelomanantsoa, M. S.; Ducq, Y.; Vallespir, B. (2019): A state of the art and comparison of approaches for performance measurement systems definition and design. In: International journal of production research 57 15-16, S. 5026–5046.
- [REIN17] Reinhart, G.; Bengler, K.; Dollinger, C.; Intra, C.; Lock, C.; Popova-Dlogosch, S.; Rimpau, C.; Schmidler, J.; Teubner, S.; Vernim, S. (2017): Der Mensch in der Produktion von Morgen. In: Reinhart, G. (Hrsg.): Handbuch Industrie 4.0. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, S. 51–88.
- [REIN18] Reinsel, D.; Gantz, J.; Rydning, J. (2018): The Digitization of the World – From Edge to Core. In: IDC White Paper.
- [RESH11] Reshef, D. N.; Reshef, Y. A.; Finucane, H. K.; Grossman, S. R.; McVean, G.; Turnbaugh, P. J.; Lander, E. S.; Mitzenmacher, M.; Sabeti, P. C. (2011): Detecting novel associations in large data sets. In: Science (New York, N.Y.) 334 6062, S. 1518–1524.

- [RESH16] Reshef, Y. A.; Reshef, D. N.; Finucane, H. K.; Sabeti, P. C.; Mitzenmacher, M. (2016): Measuring Dependence Powerfully and Equitably. In: *Journal of Machine Learning Research*.
- [REUS15] Reuss, P.; Althoff, K.-D.; Hundt, A.; Henkel, W.; Pfeiffer, M. (2015): Multi-Agent Case-Based Diagnosis in the Aircraft Domain. In: *Conference: Case-based Agents ICCBR Workshop on Case-based Agents (ICCBR-CBA-2015)*, located at International Conference on Case-Based Reasoning.
- [RILE17] Riley, J. (2017): Understanding metadata – What is metadata, and what is it for, Baltimore, MD: National Information Standards Organization.
- [RODG88] Rodgers, J. L.; Nicewander, W. A. (1988): Thirteen Ways to Look at the Correlation Coefficient. In: *The American Statistician* 42 1, S. 59.
- [RODR09] Rodriguez, R. R.; Saiz, J. J. A.; Bas, A. O. (2009): Quantitative relationships between key performance indicators for supporting decision-making processes. In: *Computers in Industry* 60 2, S. 104–113.
- [RODR10] Rodriguez, R.; Saiz, J. J. A.; Bas, Á. O.; Sáez, M. J. V. (2010): Identifying relationships between key performance indicators.
- [ROSE22] Rosemeyer, J.; Bardy, S.; Pinzone, M.; Bosani, E.; Schubert, T.; Metternich, J. (2022): Towards artificial intelligence in production: A competence profile for shop floor managers. In: *SSRN Electronic Journal*.
- [ROTH04] Rother, M.; Shook, J. (2004): *Sehen lernen – Mit Wertstromdesign die Wertschöpfung erhöhen und Verschwendung beseitigen*, Aachen: Lean Management Inst.
- [ROWL07] Rowley, J. (2007): The wisdom hierarchy: representations of the DIKW hierarchy. In: *Journal of Information Science* 33 2, S. 163–180.
- [SACH04] Sachs, L. (2004): Abhängigkeitsmaße: Korrelation und Regression. In: Sachs, L. (Hrsg.): *Angewandte Statistik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 490–580.
- [SCHA18] Schawel, C.; Billing, F. (2018): *Top 100 Management Tools – Das wichtigste Buch eines Managers von ABC-Analyse bis Zielvereinbarung*, Wiesbaden, Heidelberg: Springer Gabler.
- [SCHM18] Schmidt, P.; Stašák, J. (2018): Key performance indicators versus business process metrics. In: *International Journal of Advanced Operations Management* 10 2, S. 130.
- [SCHM19] Schmidt, M.; Maier, J. T.; Härtel, L. (2019): Data based root cause analysis for improving logistic key performance indicators of a company’s internal supply chain. In: *Procedia CIRP* 86, S. 276–281.

- [SCHÖ14] Schöning, H.; Dorchain, M. (2014): Data Mining und Analyse. In: Bauernhansl, T.; Hompel, M. ten; Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 543–554.
- [SCHR07] Schreyer, M. (2007): Entwicklung und Implementierung von Performance Measurement Systemen. Zugl.: Bayreuth, Univ., Diss., 2007, Wiesbaden: Dt. Univ.-Verl.
- [SCHR22] Schröder; Christoph (2022): Lohnstückkosten im internationalen Vergleich: Kostenwettbewerbsfähigkeit der deutschen Industrie in Zeiten multipler Krisen. In: IW-Trends - Vierteljahresschrift zur empirischen Wirtschaftsforschung, S. 45–66.
- [SCHU15] Schuh, G.; Nyhuis, P.; Reuter, C.; Hauptvogel, A.; Schmitz, S.; Nywlt, J.; Brambring, F.; Schulte, F.; Hansen, J. (2015): Produktionsdaten als Enabler für Industrie 4.0/ Production data as enabler for Industrie 4.0. In: wt Werkstattstechnik online 105 04, S. 200–203.
- [SCHU17] Schuh, G.; Anderl, R.; Gausemeier, J.; Hompel, M. ten; Wahlster, W. (2017): Industrie 4.0 Maturity Index – Die digitale Transformation von Unternehmen gestalten, München: Herbert Utz Verlag GmbH.
- [SERD07] Serdar Asan, Ş.; Tanyaş, M. (2007): Integrating Hoshin Kanri and the Balanced Scorecard for Strategic Management: The Case of Higher Education. In: Total Quality Management & Business Excellence 18 9, S. 999–1014.
- [SHAH09] Shahin, A.; Zairi, M. (2009): Kano model: A dynamic approach for classifying and prioritising requirements of airline travellers with three case studies on international airlines. In: Total Quality Management & Business Excellence 20 9, S. 1003–1028.
- [SHAO21] Shao, F.; Liu, H. (2021): The Theoretical and Experimental Analysis of the Maximal Information Coefficient Approximate Algorithm. In: Journal of Systems Science and Information 9 1, S. 95–104.
- [SHER78] Sheridan, T. B.; Verplank, W. L. (1978): Human and Computer Control of Undersea Teleoperators, Fort Belvoir, VA.
- [SIOS17] Sioshansi, R.; Conejo, A. J. (2017): Optimization in Engineering – Models and Algorithms, Cham: Springer International Publishing; Imprint: Springer.
- [SLAC13] Slack, N.; Brandon-Jones, A.; Johnston, R. B. (2013): Operations management, Harlow, Munich: Pearson.
- [SLAC17] Slack, N.; Lewis, M. (2017): Operations strategy, Harlow, England, Munich: Pearson.

- [STAE69] Staehle, W. H. (1969): Kennzahlen und Kennzahlensysteme als Mittel der Organisation und Führung von Unternehmen: Gabler Verlag Wiesbaden.
- [STAT21] Statistisches Bundesamt (Destatis) (2021): Importe von Rohstoffen, Halb- und Fertigwaren im Jahr 2020 um 5,8 % gesunken – Materialexporte um 5,6 % zurückgegangen – stärkster Rückgang von Ein- und -ausfuhren seit 2009. https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2021/03/PD21_150_127.html.
- [STAT22] Statistisches Bundesamt (Destatis) (2022): Industriesektor in Deutschland weiterhin stark. <https://www.destatis.de/Europa/DE/Thema/Industrie-Handel-Dienstleistungen/Industrie.html>.
- [STAT23a] Statistisches Bundesamt (Destatis) (2023): Kleine und mittlere Unternehmen. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Branchen-Unternehmen/Unternehmen/Kleine-Unternehmen-Mittlere-Unternehmen/Glossar/kmu.html>.
- [STAT23b] Statistisches Bundesamt (Destatis) (2023): Konjunkturindikatoren – Außenhandel. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Wirtschaft/Konjunkturindikatoren/Lange-Reihen/Aussenhandel/lrahl01a.html>.
- [STEV46] Stevens, S. S. (1946): On the Theory of Scales of Measurement. In: Science (New York, N.Y.) 103 2684, S. 677–680.
- [STRI17] Stricker, N.; Micali, M.; Dornfeld, D.; Lanza, G. (2017): Considering Interdependencies of KPIs – Possible Resource Efficiency and Effectiveness Improvements. In: Procedia Manufacturing 8, S. 300–307.
- [STRO16] Strohhecker, J. (2016): Factors influencing strategy implementation decisions: an evaluation of a balanced scorecard cockpit, intelligence, and knowledge. In: Journal of Management Control 27 1, S. 89–119.
- [SUWI00] Suwignjo, P.; Bititci, U.; Carrie, A. (2000): Quantitative models for performance measurement system. In: International Journal of Production Economics 64 1-3, S. 231–241.
- [SUZA93] Suzaki, K. (1993): New shop floor management – Empowering people for continuous improvement: Free Press.
- [SZÉK07] Székely, G. J.; Rizzo, M. L.; Bakirov, N. K. (2007): Measuring and testing dependence by correlation of distances. In: The Annals of Statistics 35 6.
- [TANG04] Tangen, S. (2004): Evaluation and Revision of Performance Measurement Systems, Stockholm.
- [TERZ22] Terziyan, V.; Vitko, O. (2022): Explainable AI for Industry 4.0: Semantic Representation of Deep Learning Models. In: Procedia Computer Science 200, S. 216–226.

- [TIMP00] Timpe, K.-P.; Jürgensohn, T. (2000): Perspektiven der Mensch-Maschine-Systemtechnik. In: Timpe, K.-P. (Hrsg.): Mensch-Maschine-Systemtechnik. Konzepte, Modellierung, Gestaltung, Evaluation. Düsseldorf: Symposium Publ, S. 337–347.
- [TURB05] Turban, E.; Aronson, J. E.; Liang, T.-P. (2005): Decision support systems and intelligent systems, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.
- [VARG20] Varghese, J. (2020): Artificial Intelligence in Medicine: Chances and Challenges for Wide Clinical Adoption. In: Visceral medicine 36 6, S. 443–449.
- [VARI18] Varisco, M.; Johnsson, C.; Mejvik, J.; Schiraldi, M. M.; Zhu, L. (2018): KPIs for Manufacturing Operations Management: driving the ISO22400 standard towards practical applicability. In: IFAC-PapersOnLine 51 11, S. 7–12.
- [VERB09] Verband Deutscher Maschinen- und Anlagenbau e.V. (VDMA) (2009): Manufacturing Execution Systems (MES) Kennzahlen. 66412-1 2009-10.
- [VERB10] Verband Deutscher Maschinen- und Anlagenbau e.V. (VDMA) (2010): Manufacturing Execution Systems (MES) Kennzahlen-Wirkmodell. 66412-2 2010-11.
- [VERH21] Verhaelen, B.; Mayer, F.; Peukert, S.; Lanza, G. (2021): A comprehensive KPI network for the performance measurement and management in global production networks. In: Production Engineering 15 5, S. 635–650.
- [WEBE08] Weber, J.; Schäffer, U. (2008): Einführung in das Controlling, Stuttgart: Schäffer-Poeschel.
- [WEBE14] Weber, J.; Schäffer, U.; Binder, C. (2014): Einführung in das Controlling – Übungen und Fallstudien mit Lösungen, Stuttgart: Schäffer-Poeschel.
- [WHIT04] White, S. (2004): Business Process Modeling Notation (BPMN), Version 1.0.
- [WINT16] Winter, J. C. F. de; Gosling, S. D.; Potter, J. (2016): Comparing the Pearson and Spearman correlation coefficients across distributions and sample sizes: A tutorial using simulations and empirical data. In: Psychological methods 21 3, S. 273–290.
- [WITC07] Witcher, B. J.; Sum Chau, V. (2007): Balanced scorecard and hoshin kanri dynamic capabilities for managing strategic fit. In: Management Decision 45 3, S. 518–538.
- [WITC99] Witcher, B.; Butterworth, R. (1999): Hoshin Kanri: how Xerox manages. In: Long Range Planning 32 3, S. 323–332.

- [WUES16] Wuest, T.; Weimer, D.; Irgens, C.; Thoben, K.-D. (2016): Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications. In: *Production & Manufacturing Research* 4 1, S. 23–45.
- [YADA13] Yadav, N.; Sagar, M. (2013): Performance measurement and management frameworks. In: *Business Process Management Journal* 19 6, S. 947–971.
- [YADA14] Yadav, N.; Sushil, N. A.; Sagar, M. (2014): Revisiting performance measurement and management: deriving linkages with strategic management theories. In: *International Journal of Business Performance Management* 15 2, S. 87.
- [YANG19] Yang, J.; Rahardja, S.; Fränti, P. (2019): Outlier detection. In: Tavares, J. M. R. S.; Xu, Z. (Hrsg.): *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing*. New York, NY, USA: ACM, S. 1–6.
- [YEMM12] Yemm, G. (2012): *The Financial Times essential guide to leading your team – How to set goals, measure performance and reward talent*, Harlow, England: Pearson.
- [YOUN03] Youngblood, A. D.; Collins, T. R. (2003): Addressing Balanced Scorecard Trade-off Issues Between Performance Metrics Using Multi-Attribute Utility Theory. In: *Engineering Management Journal* 15 1, S. 11–17.
- [ZHU18] Zhu, L.; Meivik, J.; Johnsson, C.; Bengtsson, K.; Pettersson, H.; Varisco, M.; Schiraldi, M. M. (2018): Key Performance Indicators in Manufacturing Operations Management: A Case Study of the ISO22400-Standard Applied at Volvo Cars: 2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA): IEEE, S. 1149–1152.

A ANHANG

A.1 Identifikation von Anforderungen durch Kano Modell

Das Kano Modell ist ein bewährtes Vorgehen zur Analyse von Kundenbedürfnissen und -wünschen, das vom Japaner NORIAKI KANO entwickelt wurde [KANO84]. Vorläufer des Kano Modells ist die Zwei-Faktoren-Theorie von HERZBERG. Dieser hatte bereits in Studien zur Arbeitsmotivation festgestellt, dass Zufriedenheit und Unzufriedenheit zwei unabhängige Eigenschaften sind. Das Kano Modell hilft dabei, die Bedürfnisse und Wünsche von Kunden zu verstehen und zu priorisieren, indem es die Auswirkungen von verschiedenen Merkmalen eines Produkts oder einer Dienstleistung auf die Zufriedenheit der Kunden bewertet. [BAYU10]

Dazu teilt das Kano Modell die Service- oder Produktmerkmale anhand der Dimensionen „Kundenzufriedenheit“ und „Präsenz der geforderten Eigenschaften“ in die folgenden sechs Arten von Merkmalen ein [SHAH09]:

- **Basismerkmale:** Dies sind Merkmale, die von Kunden erwartet werden und somit unverzichtbar sind. Der Kunde sieht ihr Vorhandensein als selbstverständlich an. Wenn sie fehlen, führt dies zu Unzufriedenheit. Basismerkmale sind mit den Hygienefaktoren aus dem oben genannten Modell von Herzberg zu vergleichen.
- **Leistungsmerkmale:** Dies sind Merkmale, die von den Kunden geschätzt und häufig zum Vergleich zwischen Angeboten herangezogen werden. Sie stehen in einem proportionalen Verhältnis zur Kundenzufriedenheit. Je stärker ihre Ausprägung, desto höher die Kundenzufriedenheit.
- **Begeisterungsmerkmale:** Dies sind Merkmale, die von den Kunden nicht erwartet werden und das größte Potenzial haben, diesen positiv zu beeinflussen. Sie sind am ehesten mit den klassischen Alleinstellungsmerkmalen (USP) zu vergleichen.
- **Unerhebliche Merkmale:** Dies sind Merkmale, die sowohl bei Vorhandensein als auch beim Fehlen ohne Belang für den Kunden sind. Sie können also weder zu Zufriedenheit noch zu Unzufriedenheit führen
- **Rückweisungsmerkmale:** Dies sind Merkmale, die direkt zur Unzufriedenheit des Kunden führen.
- **Fragwürdige Merkmale:** Dies sind Merkmale, die darauf hindeuten, dass die Fragen von den Befragten falsch verstanden oder falsch gestellt wurden.

Die Kano Analyse verfolgt das Ziel, die Service- und Produktmerkmale in die beschriebenen Kategorien des Kano Modells einzuteilen. Die Verwendung geht dabei über eine einfache Frage nach den Merkmalen hinaus. Für jedes Merkmal werden sowohl eine funktionale (Erfüllung des Merkmals) als auch eine dysfunktionale (Nichterfüllung des Merkmals) Frage gestellt. Es werden die fünf Antwortmöglichkeiten *würde mich sehr freuen, setze ich voraus, ist mir egal, könnte ich in Kauf nehmen und würde mich sehr stören*, bereitgestellt (vgl. Tabelle A-1). [SHAH09]

Tabelle A-1: Gestaltung eines Kano Fragebogens

	Würde mich sehr freuen	Setze ich voraus	Ist mir egal	Könnte ich in Kauf nehmen	Würde mich sehr stören
Funktionale Frage	O	O	O	O	O
Dysfunktionale Frage	O	O	O	O	O

In der Anwendung bedeutet dies, dass der/die Bewertende zunächst seine Zufriedenheit abschätzt, wenn ein Merkmal erfüllt ist (funktional) und anschließend die Zufriedenheit, sollte das Merkmal nicht erfüllt sein. Die Antworten auf beide Fragen werden anschließend kombiniert und ergeben die Einordnung des Merkmals in der Kano Matrix (vgl. Tabelle A-2). [SHAH09]

Tabelle A-2: Kano Matrix (in Anlehnung an SHANIN ET AL. [SHAH09])

		Dysfunktional				
		Würde mich sehr freuen	Setze ich voraus	Ist mir egal	Könnte ich in Kauf neh- men	Würde mich sehr stören
Funktional	Würde mich sehr freuen	Fragwürdig	Begeisterung	Begeisterung	Begeisterung	Leistung
	Setze ich voraus	Ablehnung	Indifferent	Indifferent	Indifferent	Basis
	Ist mir egal	Ablehnung	Indifferent	Indifferent	Indifferent	Basis
	Könnte ich in Kauf neh- men	Ablehnung	Indifferent	Indifferent	Indifferent	Basis
	Würde mich sehr stören	Ablehnung	Ablehnung	Ablehnung	Ablehnung	Fragwürdig

Da die Bewertenden in der Regel nicht einer Meinung sind, ergeben sich bezogen auf ein bestimmtes Merkmal unterschiedliche Eingliederungen. So sehen bspw. einige Bewertende ein Merkmal als Basismerkmal und andere wiederum als Leistungsmerkmal. Aus diesem Grund erfolgt im nächsten Schritt anhand eines Mehrheitsvotums eine finale Eingliederung. Bei Gleichstand der Nennungen gilt die folgende Reihenfolge bei der Zuordnung: Basis > Leistung > Begeisterung > Indifferent.

Kano Fragebogen

Tabelle A-3: Kano Fragebogen zur Anforderungsidentifikation

Allgemeine Angaben					
In welcher Branche sind Sie aktuell beschäftigt bzw. tätig?					
Wie viele Mitarbeitende arbeiten für Ihr Unternehmen?	bis 200	201-500	501-1.000	über 1.000	
In welcher Rolle sind Sie im Unternehmen tätig?					
Nutzen Sie Shopfloor Management bei Ihnen im Unternehmen?			(Ja)	(Nein)	
Wenn ja, nutzen Sie digitales SFM (dSFM) oder digitale Elemente im SFM?			(Ja)	(Nein)	
Nutzen Sie Kennzahlen zum Messen und Steuern von Performance?			(Ja)	(Nein)	
	Würde mich sehr freuen	Setze ich voraus	Ist mir egal	Könnte ich in Kauf nehmen	Würde mich sehr stören
Operationalisierung					
Das System unterstützt die Operationalisierung der Unternehmensstrategie und schafft eine Verknüpfung der hierarchischen Unternehmensebenen.					
Das System bietet keine Unterstützung bei der Operationalisierung der Unternehmensstrategie und Verknüpfung der hierarchischen Unternehmensebenen.					
Information Overload					
Das System filtert und priorisiert automatisch Informationen und wirkt so einer kognitiven Überforderung entgegen.					
Das System stellt Informationen ungefiltert und nicht priorisiert bereit.					
Zusammenhänge					
Das System schafft ein Verständnis über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs.					
Das System schafft kein Verständnis über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs.					
SMARTe KPIs					
KPIs sind eindeutig definiert und dokumentiert. Es existiert ein einheitliches Verständnis über die KPIs.					

KPIs sind nicht eindeutig definiert und dokumentiert. Es existiert kein einheitliches Verständnis über die					
Mitarbeitende und Organisationseinheiten können die Werte, der für sie relevanten KPIs nicht beeinflussen					
Mitarbeitende und Organisationseinheiten können die Werte, der für sie relevanten KPIs beeinflussen und					

Nachhaltige Performancesteigerungen

Das System verfolgt langfristige und nachhaltige Performancesteigerungen.					
Das System verfolgt keine langfristigen und nachhaltigen Performancesteigerungen.					

Verknüpfung von Management- und Fertigungssysteme

Durch das System werden notwendige Daten erhoben, sowie vorhandene Management- und					
Durch das System werden keine Daten erhoben. Vorhandene Management- und Fertigungssysteme					

Nicht wertschöpfende Tätigkeiten

Vorbereitende, nicht wertschöpfende Tätigkeiten (wie Datenerfassung, -aufbereitung, -speicherung, -analysen und -visualisierung) erfolgen automatisiert.					
Vorbereitende, nicht wertschöpfende Tätigkeiten (wie Datenerfassung, -aufbereitung, -speicherung, -analysen und -visualisierung) erfolgen durch manuellen Eingriff und nicht automatisiert.					

Echtzeitfähigkeit

Die verwendeten Performanceinformationen sind möglichst aktuell und liegen, wenn nötig, in Echtzeit vor.					
Die verwendeten Performanceinformationen sind nicht aktuell und liegen nicht in Echtzeit vor.					

Systematische Analysen durch Drilldown

Systematische Analysen der KPIs werden durch Aggregation und Drill-Down unterstützt.					
Systematische Analysen der KPIs werden nicht durch Aggregation und Drill-Down unterstützt.					

Trendanalysen					
Das System nutzt KPIs als Frühwarnindikatoren und erkennt Trends rechtzeitig.					
Das System nutzt KPIs nicht als Frühwarnindikatoren und erkennt keine Trends.					
Verbesserungsmaßnahmen					
Durch das System können Verbesserungsmaßnahmen strukturiert abgeleitet werden.					
Durch das System können keine Verbesserungsmaßnahmen strukturiert abgeleitet					
Kommunikation					
Das System fördert eine transparente sowie faire Kultur und Kommunikation					
Das System fördert keine transparente sowie faire Kultur und Kommunikation.					
Abweichungserkennung					
Das System erkennt Abweichungen in KPIs automatisch und sendet Warnungen an betroffene Abteilungen/Teams (bspw. nachfolgende Prozesse).					
Das System erkennt keine Abweichungen in KPIs und sendet keine Warnungen an betroffene Abteilungen/Teams (bspw. nachfolgende Prozesse).					
Kontextinformationen zur Interpretation und Erklärbarkeit					
Zur Interpretation und Erklärbarkeit der Ergebnisse liefert das System Kontextinformationen zu den Warnungen.					
Zur Interpretation und Erklärbarkeit der Ergebnisse liefert das System keine Kontextinformationen zu den Warnungen.					
Feintuning					
Das System ermöglicht ein Feintuning der Vorhersagemodelle/Algorithmen/User Interfaces auf Ihr Unternehmen/Ihre Abteilung.					
Das System ermöglicht kein Feintuning der Vorhersagemodelle/Algorithmen/User Interfaces auf Ihr Unternehmen/ Ihre Abteilung.					
Nutzerfreundlichkeit					
Die verwendete Soft- und Hardware ist nutzerfreundlich gestaltet.					
Die verwendete Soft- und Hardware ist nicht nutzerfreundlich gestaltet.					

Visualisierung

Visualisierungen unterstützen das Verständnis, die Analysen und Entscheidungsfindung der Anwender.					
Visualisierungen unterstützen nicht das Verständnis, die Analysen und Entscheidungsfindung der Anwender.					

Überprüfung

Es erfolgen regelmäßige Überprüfungen des Systems, neue KPIs werden aufgenommen, unnötige entfernt. Erkenntnisse des Systems fließen in Strategieentwicklung ein.					
Es erfolgen keine regelmäßigen Überprüfungen des Systems, neue KPIs werden nicht aufgenommen, unnötige nicht entfernt. Erkenntnisse des Systems fließen nicht in Strategieentwicklung ein.					

Vorwissen

Für die Nutzung des Systems ist Vorwissen notwendig. Das System erfordert eine lange Einarbeitungszeit.					
Für die Nutzung des Systems ist geringes Vorwissen notwendig. Das System erfordert keine lange Einarbeitungszeit.					

Integrierbarkeit

Das System kann in bestehende Software-Systeme integriert werden.					
Das System kann nicht in bestehende Software-Systeme integriert werden.					

Vertrauen

Dem Output/ der Empfehlung aus dem System muss vertraut werden können. Bei Unsicherheit muss das System dies dem Nutzenden mitteilen.					
Dem Output/ der Empfehlung aus dem System muss nicht vertraut werden können. Bei Unsicherheit muss das System dies nicht dem Nutzenden mitteilen.					

Fallen Ihnen noch weitere Anforderungen/Verbesserungsvorschläge an ein solches System ein?

A.2 Ergänzende Tabellen zur Operationalisierungsmethode

Tabelle A-4: Performancedimensionen in der Produktion (in Anlehnung an NEELY [Ne09])

Qualität		Zeit	
Performance	Servicefähigkeit	Fertigungsdurchlaufzeit	Einhaltung Fälligkeitstermin
Features	Ästhetik	Geschwindigkeit der Produkteinführung	Einhaltung Vereinbarungen
Zuverlässigkeit	Wahrgenommene Qualität – Ruf	Lieferzeit	
Konformität	Preis-Leistungs-Verhältnis	Lieferhäufigkeit	
Technische Haltbarkeit		Abrechnungsgeschwindigkeit	
Kosten		Flexibilität	
Fertigungskosten	Servicekosten	Rohmaterialqualität	Lieferänderungen
Wertschöpfung	Profit	Endproduktqualität	Mengenschwankungen
Verkaufspreis	Lebenszykluskosten	Neue Produkte	Produktmixschwankungen
Betriebskosten		Modifikationen	Ressourcenmixschwankungen

Tabelle A-5: Übersicht von verbreiteten Produktionskennzahlen (in Anlehnung an JOPPEN ET AL. [JOPP19] und CONRAD ET AL. [CONR19])

Qualität	Kosten	Produktivität
Kundenreklamationen	Lagerdauer/Lagerumschlag	Durchlaufzeit
Kundenzufriedenheit	Soll-Ist-Kosten	Produzierte Menge
Fertigungsfehler	Produktkosten	OEE
Fertigungsausschuss	Auftragskosten	Lagerdauer/Lagerumschlag
Materialfehler	Materialkosten	EPEI
First Pass Yield	Bestandskosten	Kapazitätsauslastungsgrad
Qualitätsraten	Rüstkosten	Produktivität
Mehr-/Nacharbeitszeit	Instandhaltungskosten	Mitarbeitendenverfügbarkeit
Top-Qualitätsprobleme	Fertigungsproduktivität	Beschäftigungsgrad
Automatisierungsgrad	OEE	Bearbeitungszeit pro Anfrage
Instandhaltungsquote	Stillstandszeiten	Mindestlosgröße
	Durchlaufzeit	Wertschöpfungsquote
Lieferung	Sicherheit	Personal
Soll-Ist-Produktionsmenge	Anzahl Arbeitsunfälle	Verbesserungsvorschläge
Liefertermineinhaltung	Verbandbucheinträge	Anwesenheitsquote
Lieferzeit	Gefährdungshinweise	Krankenquote
Durchlaufzeit	Gefährdungsbeurteilung	Mitarbeitendenzufriedenheit
Lieferbereitschaftsgrad	Risikobewertungen	Überstunden
Fertigwarenbestände	5S-Niveau	Weiterbildungsstunden
Zwischenbestände	Auditergebnisse	Anzahl Schulungen
Materialbestände	Anlagenverfügbarkeit	Fluktuation
Lagerreichweite	Mean time to repair	Anzahl altersgerechter Arbeitsplätze
Reklamationsquote	Mean time between failure	Mitarbeitendenproduktivität

Tabelle A-7: Ausschnitt der vorliegenden Kennzahlen im Datensatz

Kennzahlensammlung in der Nutzfahrzeugindustrie				
Liefertreue Werk	Mitarbeitende Soll	Lieferpositionen pro MA	Anzahl versendete Artikel	Ausschussmeldungen
Produktionsstart erfüllt	Anzahl verpackte Artikel	Mitarbeitende verliehen	Lieferantenreklamationen	Produktivität
Anzahl offene Prüflose	Stückzahl	Fehlermeldungen	Mitarbeitende ungeplant abwesend	Erfasste Wareneingänge pro MA
Nicht eingelagerte Wareneingänge vom Vortag	Produktivstunden	OEE	Offene Umlagerungen	Störmeldungen
Lagerfüllgrad	Mitarbeitende geplant abwesend	Anzahl unverpackter Lieferpositionen	Liefertreue Lieferanten	Anzahl Wareneingänge

A.4 Evaluation am synthetischen Datensatz

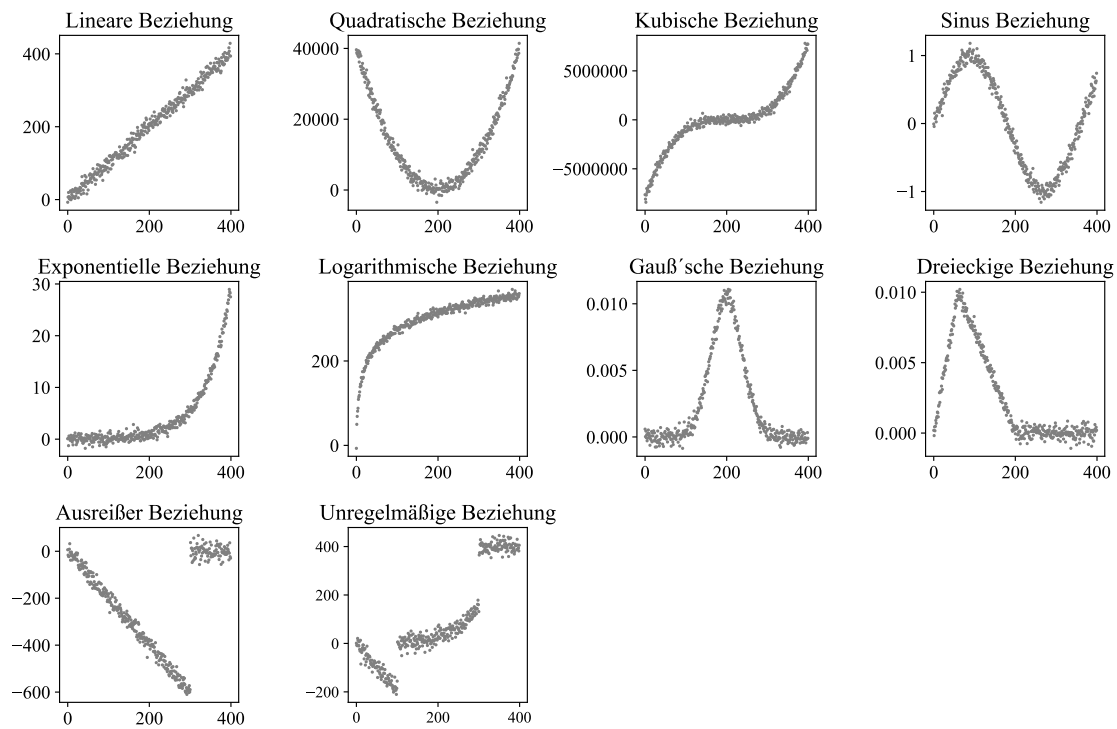


Abbildung A-2: Arten von Beziehungen im synthetischen Datensatz – Rauschlevel: 0,1 (in Anlehnung an FREITAG [FREI23])

Tabelle A-8: Assoziationsmaße im Vergleich

Art der Beziehung	Rausch-level	Assoziationsmaß					
		$ r_P > 0,7$	$ r_P > 0,3$	$ r_S > 0,7$	$ r_S > 0,3$	$r_M > 0,7$	$r_M > 0,3$
Linear	0,1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,3	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,5	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,7	✓	✓	✓	✓	x	✓
Quadratisch	0,1	x	x	x	x	✓	✓
	0,3	x	x	x	x	✓	✓
	0,5	x	x	x	x	x	✓
	0,7	x	x	x	x	x	✓
Kubisch	0,1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,3	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,5	✓	✓	✓	✓	x	✓
	0,7	✓	✓	✓	✓	x	✓
Sinus	0,1	x	✓	x	✓	✓	✓
	0,3	x	✓	x	✓	✓	✓
	0,5	x	✓	x	✓	✓	✓
	0,7	x	✓	x	✓	x	✓
Exponentiell	0,1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,3	✓	✓	✓	✓	x	✓
	0,5	✓	✓	x	✓	x	✓
	0,7	x	✓	x	✓	x	✓
Logarithmisch	0,1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,3	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,5	✓	✓	✓	✓	x	✓
	0,7	x	✓	x	✓	x	✓
Dreieckig	0,1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,3	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,5	x	✓	x	✓	x	✓
	0,7	x	✓	x	✓	x	✓
Gauß'sche	0,1	x	x	x	x	✓	✓
	0,3	x	x	x	x	✓	✓
	0,5	x	x	x	x	x	✓
	0,7	x	x	x	x	x	✓
Ausreißer	0,1	x	x	x	x	✓	✓
	0,3	x	x	x	x	✓	✓
	0,5	x	x	x	x	✓	✓
	0,7	x	x	x	x	x	✓
Unregelmäßig	0,1	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,3	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,5	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	0,7	✓	✓	x	✓	x	✓

A.5 Fragebogen zur Evaluation

Tabelle A-9: Fragebogen zur Anforderungsevaluierung

Allgemeine Angaben				
In welcher Branche sind Sie aktuell beschäftigt bzw. tätig?				
Wie viele Mitarbeitende arbeiten für Ihr Unternehmen?	bis 9	10 - 49	50 - 249	über 249
In welcher Rolle sind Sie im Unternehmen tätig?				
	Stimme überhaupt nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
Inhaltliche Anforderungen an das EUS				
(A-1) Das System schafft ein Verständnis über Zusammenhänge/Beziehungen/Abhängigkeiten zwischen unterschiedlichen KPIs auf horizontaler und vertikaler Ebene.				
(A-2) Das System verwendet KPIs als Frühwarnindikatoren im Wertstrom.				
(A-3) Das System filtert und priorisiert relevante Informationen automatisch.				
(A-4) Das System lässt sich in bestehende Software-Systeme integrieren.				
(A-5) Das System funktioniert größtenteils automatisch und erfordert kaum manuellen Eingriff.				
(A-6) Das System zeichnet sich durch eine einfache Bedienbarkeit und Nachvollziehbarkeit aus.				
(A-7) Das System ist auf die individuellen Eigenschaften eines Unternehmens anpassbar.				
Inhaltliche Anforderungen an die Methode				
(A-8) Die Methode verfolgt langfristige und nachhaltige Performancesteigerungen.				
(A-9) Die Methode fördert eine transparente sowie faire Kultur und Kommunikation.				
(A-10) Die Methode ermöglicht eine regelmäßige Revision des Performance Management Systems.				
(A-11) Die Methode unterstützt bei der Auswahl und Implementierung geeigneter Kennzahlen.				

Formale Anforderungen

(A-F-1) Validität: Das Entscheidungsunterstützungssystem und die Methode eignen sich in Bezug auf die Ziele des Performance Managements.				
(A-F-2) Reliabilität: Das Entscheidungsunterstützungssystem und die Methode liefern bei wiederholter Durchführung unter gleichen Rahmenbedingungen die gleichen Ergebnisse.				
(A-F-3) Objektivität: Die Anwendung und Beurteilung der Ergebnisse ist frei von subjektiver Vorentscheidung oder individuellen Interpretationen.				
(A-F-4) Generalisierbarkeit: Die Ergebnisse lassen sich auf weitere Anwendungsgebiete, Situationen oder Kontexte übertragen.				

A.6 Betreute Abschlussarbeiten

Im Rahmen dieser Forschungsarbeit wurden vom Autor die nachfolgenden studentischen Arbeiten betreut, welche weiterführende Informationen enthalten.

Tabelle A-10: Betreute Abschlussarbeiten

Studierende	Typ	Titel	Jahr
Malaz Arznpjani	MT	Entwicklung einer Methode zur Einführung eines Kennzahlensystems für die Produktion am Beispiel der Munsch Chemie-Pumpen GmbH	2023
Katharina Freitag	MT	Report the Unknown – A Discovery and Reporting Approach for Nonlinear Relationships Between Key Performance Indicators	2023
Julius Reis	MT	Entwicklung einer Methode zur Implementierung eines Performance Managements in der Produktion	2023
Jan Zeikowski	MT	Entwicklung von Machine Learning Modellen zur Echtzeit Prädiktion von Key Performance Indikatoren (KPI)	2023
Max Pfeifer	MT	Datengestützte Verfahren und Ansätze in Performance Management Systemen (PMS) in der Produktion	2022
Laura Semmler	MT	Entwicklung eines Einführungsprozesses für Machine Learning Applikationen in der Produktion	2022
Jan Stollsteimer	MT	Entwicklung eines Modells zur Anomalie Detektion in Prozess- und Maschinendaten im digitalen Shopfloor Management	2022
Jan Herrmann	MT	Entwicklung eines Modells zur Detektion von Anomalien in Zeitreihendaten von KPIs im digitalen Shopfloor Management	2022
Xi Chen	MT	Raising ML-accuracy in rework through improved data quality	2021
Sebastian Daniel	MT	Datenbasierte Untersuchung von Korrelationen zwischen strategischen Unternehmenszielen und Key Performance Indicators	2021
Maximilian Otto	MT	Identifikation von Maschinendaten und Prozess-KPIs sowie deren Korrelationen innerhalb des digitalen Shopfloor Managements im Umfeld der Industrie 4.0	2021
Matthias Knack	SA	Entwicklung einer Methode zur Steigerung der Datenqualität am Beispiel der Fertigung bei einem Unternehmen aus der Automobilindustrie	2021
Lara Schiborr	MT	Potenziale und Hindernisse des Einsatzes von Data Mining im Problemlösungsprozess	2021
Tobias Hedtmann	MT	Identifikation von Datenrelationen in der Produktion durch Data Analytics und Machine Learning	2020
Stefan Emmerich	SA	Identifikation von Anomalien und Ursache-Wirkungszusammenhänge durch Data Analytics und Machine Learning	2020
Shiva Kianpoor	MT	Konzeption eines smarten digitalen Shopfloor Management Systems mit Hilfe von Shopfloor Analytics Ansätzen	2020
Peter Depta Miriam Gräf Jan Kirner Alexander Olbrich	ARP	Analyse von Anwendungsfällen und Datensätzen für die Anwendung von maschinellem Lernen in der Produktion	2020

Tobias Biegel	SA	Entwicklung und Implementierung einer Machine Learning Applikation für digitales Shopfloor Management	2019
Nikolaus Walter	BT	Shopfloor Analytics Ansätze und Integration in das Darmstädter SFM Modell	2019
Nadine Bäuml	MT	Konzeption eines Konfigurators zur Datenauswahl im dSFM	2019

BT: Bachelorthesis, SA: Studienarbeit, MT: Masterthesis, ARP: Advanced Research Project

A.7 Wissenschaftliche Veröffentlichungen des Autors

Im Rahmen dieser Forschungsarbeit wurden vom Autor die nachfolgenden Publikationen erstellt und veröffentlicht.

Analyzing Inter-temporal Correlations Of KPIs For Cross-value Stream Performance Management (in Veröffentlichung)

L. Longard, J. Metternich, 2024

6th Conference on Production Systems and Logistics

Gestaltung eines wertstromübergreifenden Performance Management Systems (in Veröffentlichung)

L. Longard, Y. Wang, O. Herz, J. Metternich, 2024

Zeitschrift für Wirtschaftlichen Fabrikbetrieb (ZWF)

Digitales Shopfloor Management – Einführung, Erfolgskonzepte, Werkzeuge

J. Metternich, M. Müller, C. Hertle, L. Longard, Y. Wang, 2024

Carl Hanser Verlag

Intraday forecasting of OEE through sensor data and machine learning

L. Longard, T. Prein, J. Metternich, 2023

56th CIRP Conference on Manufacturing Systems

Value-stable Passenger Cars in a Circular Economy

S. Peters, J. Metternich, L. Longard, J. Barth, 2023

ATZ worldwide

Wertstabile Pkw in der Kreislaufwirtschaft

ATZ – Automobiltechnische Zeitschrift

S. Peters, J. Metternich, L. Longard, J. Barth, 2023

Beyond Pareto Analysis: A Decision Support Model for the Prioritization of Deviations with Natural Language Processing

Y. Wang, L. Longard, C. Hertle, J. Metternich, 2023

4th Conference on Production Systems and Logistics

Towards A Data-driven Performance Management In Digital Shop Floor Management

L. Longard, S. Bardy, J. Metternich, 2022

3rd Conference on Production Systems and Logistics

Potentials and obstacles of the use of data mining in problem-solving processes

L. Longard, L. Schiborr, J. Metternich, 2022

55th CIRP Conference on Manufacturing Systems

Comparison of preprocessing approaches for text data in digital shop floor management systems

M. Müller, L. Longard, J. Metternich, 2022

55th CIRP Conference on Manufacturing Systems

A product selection method for the configuration of learning factories

A. Kreß, M. Steinmeyer, L. Longard, J. Kaiser, J. Metternich, 2022

12th Conference on Learning Factories

Machine Learning For Intelligent Maintenance And Quality Control: A Review Of Existing Datasets And Corresponding Use Cases

N. Jourdan, L. Longard, T. Biegel, J. Metternich, 2021

2nd Conference on Production Systems and Logistics

Reduced Rework Through Data Analytics and Machine Learning – A Three Level Development Approach

L. Longard, F. Brungs, C. Hertle, J. Roeth, J. Metternich, 2021

11th Conference on Learning Factories

Digitales Shopfloor Management – Wohin geht die Reise?

L. Longard, A. Meißner, M. Müller, J. Metternich, 2020

Zeitschrift für Wirtschaftlichen Fabrikbetrieb (ZWF)