

Expertensysteme zur Identifikation und Bewertung von Energieeffizienzpotenzialen in der Fertigung

Am Fachbereich Maschinenbau
an der Technischen Universität Darmstadt zur
Erlangung des Grades eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)
genehmigte

DISSERTATION

vorgelegt von

Borys Mihajlovic Ioshchikhes, M. Sc.

Berichterstatter:	Prof. Dr.-Ing. Matthias Weigold
Mitberichterstatter:	Prof. Dr.-Ing. habil. Benjamin Schleich
Tag der Einreichung:	12.08.2025
Tag der mündlichen Prüfung:	12.11.2025

Darmstadt 2025

Ioshchikhes, Borys Mihajlovic: Expertensysteme zur Identifikation und Bewertung von
Energieeffizienzpotenzialen in der Fertigung

Darmstadt, Technische Universität Darmstadt

Jahr der Veröffentlichung der Dissertation auf TUpriints: 2025

URN: urn:nbn:de:tuda-tuda-147491

Tag der mündlichen Prüfung: 12.11.2025

Veröffentlicht unter CC BY-SA 4.0 International

Erklärung zur Dissertation

Die Dissertation ist von mir mit einem Verzeichnis aller benutzten Quellen versehen. Ich erkläre, dass ich die Arbeit - abgesehen von den in ihr ausdrücklich genannten Hilfen - selbstständig verfasst habe und dass ich die „Grundsätze zur Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis an der Technischen Universität Darmstadt“ und die „Leitlinien zum Umgang mit digitalen Forschungsdaten an der TU Darmstadt“ in den jeweils aktuellen Versionen bei der Verfassung der Dissertation beachtet habe.

Darmstadt, November 2025

Borys Ioshchikhes

Vorwort des Herausgebers

Die Transformation hin zu einer klimaneutralen Industrie ist eine der zentralen Herausforderungen der kommenden Jahrzehnte. Als zweitgrößter Emittent energiebedingter Treibhausgase trägt der Industriesektor in Deutschland maßgeblich zur Erreichung der nationalen Klimaziele bei. Gleichzeitig steht er im Spannungsfeld zwischen ökologischen Anforderungen und globaler Wettbewerbsfähigkeit. Eine Schlüsselrolle kommt der Steigerung der Energieeffizienz zu, da sie sowohl ökologische als auch ökonomische Vorteile ermöglicht.

Die Identifikation und Bewertung von Energieeffizienzpotenzialen sind in der industriellen Praxis bislang häufig mit hohem personellem Aufwand, komplexen Datenerhebungen und unzureichender Systematik verbunden. Zugleich verschärft der Fachkräftemangel die Herausforderung, energetische Optimierungsmaßnahmen flächendeckend umzusetzen.

An dieser Stelle setzt die Dissertation von Herrn Borys Ioshchikhes an. Das übergeordnete Ziel seiner Arbeit besteht in der Synthese, Entwicklung und Erprobung einer Methodik zur Erstellung von Expertensystemen, die in der Lage sind, Energieeffizienzpotenziale an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen zu identifizieren und zu bewerten. Damit soll ein strukturierter als auch übertragbarer Ansatz geschaffen werden, der die Entwicklung solcher Systeme systematisiert, Wissen formalisiert und die energetische Verbesserung industrieller Fertigungsprozesse unterstützt.

Darmstadt, November 2025

Prof. Dr.-Ing. Matthias Weigold

Danksagung

Niemand schreibt für sich allein. Diese Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter der Forschungsgruppe Energietechnologien und Anwendungen in der Produktion (ETA) am Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW) der Technischen Universität Darmstadt. Sie wäre ohne die Menschen, die mich in den vergangenen Jahren inspiriert, ermutigt, von Albernheiten abgehalten oder gemeinsam über sie gelacht haben, nicht in dieser Form möglich gewesen.

Mein besonderer Dank gilt Herrn **Prof. Dr.-Ing. Matthias Weigold** für die wissenschaftliche Betreuung und die Bereitstellung der hervorragenden Rahmenbedingungen, unter denen diese Arbeit entstehen konnte. Herrn **Prof. Dr.-Ing. habil. Benjamin Schleich** danke ich für die Übernahme des Koreferats sowie für die angenehme und unkomplizierte Zusammenarbeit.

Darüber hinaus danke ich den **Kolleginnen und Kollegen der Forschungsgruppe ETA** von Herzen für den konstruktiven, freundschaftlichen und vor allem von Freude geprägten Büroalltag. Ebenso danke ich dem **Instituts-Support**, der mir durch seine zuverlässige Unterstützung den Rücken für die Projektarbeit freigehalten hat.

Michael Frank gebührt mein besonderer Dank für seine persönliche Unterstützung sowie die kritische und humorvolle Begutachtung der Erstversion, durch die die Qualität dieser Arbeit erheblich gesteigert wurde. **Fabian Borst** danke ich für die Zweitkorrektur und dafür, dass er mich seit über zehn Jahren auf unzähligen Spaziergängen mit hitzigen politischen Debatten begleitet. **Jerome Stock** danke ich dafür, dass er selbst nach zwei Korrekturrunden noch wertvolles Verbesserungspotenzial erkannt hat. Gemeinsam mit **Andreas Clement** hat er mich in Büro 103 ausgehalten und meinen Alltag bereichert.

Mein tiefster Dank gilt **meiner Familie**. Durch ihre Entscheidungen hat sie mir ermöglicht, diesen Weg einzuschlagen und mit ihrem Rückhalt dafür gesorgt, dass ich ihn auch verfolgen konnte.

Darmstadt, November 2025

Borys Ioshchikhes

Kurzfassung

Als zweitgrößter Emittent energiebedingter Treibhausgase kommt dem deutschen Industriesektor für die Erreichung der nationalen Klimaziele eine zentrale Rolle zu. Gleichzeitig stehen Industrieunternehmen vor der Herausforderung, ihre globale Wettbewerbsfähigkeit aufrechtzuerhalten. In diesem Spannungsfeld wird der Steigerung der Energieeffizienz eine besondere Bedeutung beigemessen, da sie sowohl zur Dekarbonisierung beiträgt als auch wirtschaftliche Vorteile durch Kosteneinsparungen eröffnet. Die Ausschöpfung bestehender Energieeffizienzpotenziale wird jedoch durch verschiedene Hemmnisse erschwert, wobei der zunehmende Fachkräftemangel diese Situation zusätzlich verschärft. Expertensysteme bieten in diesem Zusammenhang eine vielversprechende Lösung. Durch die Zusammenführung domänenspezifischen Wissens mit automatisierten Analysen von Messdaten ermöglichen sie die Identifikation von Energieeffizienzpotenzialen und unterstützen damit gezielt personalintensive sowie kostenaufwendige Optimierungsprozesse.

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der systematischen Entwicklung solcher Expertensysteme. Ausgangspunkt ist die Feststellung, dass Expertensysteme bereits in der industriellen Fertigung existieren, deren Entwicklung bislang jedoch meist unsystematisch erfolgt und auf spezifische Anwendungsfälle beschränkt ist. Diese Lücke adressiert die Arbeit durch eine generalisierte Methodik, die als strukturierte Orientierung für die Entwicklung von Expertensystemen in unterschiedlichen industriellen Kontexten dient. Die Methodik folgt einem mehrphasigen Vorgehen, das ein Konzeptdesign, die Umsetzung sowie eine anschließende Validierung umfasst. Während im Konzeptdesign die grundlegenden Entwicklungsschritte, die Systemstruktur und zentrale Zielsetzungen definiert werden, erfolgt in der Umsetzungsphase die praktische Realisierung dieser konzeptionellen Elemente mithilfe geeigneter Verfahren, Werkzeuge und Methoden. In der Validierungsphase wird die Praxistauglichkeit des entwickelten Expertensystems qualitativ und quantitativ überprüft.

Die Anwendbarkeit der Methodik wird anhand von vier Anwendungsfällen demonstriert und evaluiert. Diese decken ein breites Spektrum ab, das sowohl die Maschinen-, Komponenten- und Prozessebene als auch kontinuierliche und diskontinuierliche Prozesse umfasst. Innerhalb der Beobachtungszeiträume lassen sich durch den Einsatz der entwickelten Expertensysteme Energieeinsparpotenziale zwischen 23,46 % und 45,35 % aufzeigen. Die Ergebnisse stützen die zentrale Hypothese der Arbeit, dass sich die Entwicklung von Expertensystemen durch eine anwendungsfallunabhängige Methodik systematisieren lässt. Darüber hinaus bestätigen sie, dass die Nutzung menschlichen Wissens durch Expertensysteme einen Beitrag zur energetischen Optimierung in der Fertigung leisten kann.

Schlagwörter: Energietransparenz, Energieanalyse, Wissensbasierte Systeme, Künstliche Intelligenz, Klimaneutralität

Abstract

As the second largest emitter of energy-related greenhouse gases, the German industrial sector plays a key role in achieving national climate targets. At the same time, industrial companies face the challenge of upholding their global competitiveness. Given these circumstances, improving energy efficiency is of particular importance, as it contributes to decarbonization while also offering economic benefits through cost reductions. However, the exploitation of existing energy efficiency potential is hindered by various obstacles, with the growing shortage of skilled labor further exacerbating the situation. Expert systems offer a promising solution in this context. By combining domain-specific knowledge with automated analysis of measurement data, they enable the systematic identification of energy efficiency potential and thus provide targeted support for labor-intensive and cost-intensive optimization processes.

This work focuses on the systematic development of such expert systems. Its starting point is the finding that expert systems already exist in industrial manufacturing, but that their development has so far been largely unsystematic and limited to specific use cases. This gap is addressed by deriving a generalized methodology that provides a structured framework for the development of expert systems across different industrial contexts. The methodology follows a multi-phase approach comprising concept design, implementation, and validation. While the conceptual design defines the essential development steps, system structure, and key objectives, the implementation phase involves the practical realization of these conceptual elements using suitable procedures, tools, and methods. The validation phase evaluates the practical applicability of the developed expert system both qualitatively and quantitatively.

The applicability of the methodology is demonstrated and evaluated across four use cases. These cover a broad spectrum, including machine, component, and process levels, as well as continuous and discontinuous production processes. Within the observation periods, the application of the developed expert systems reveals energy saving potentials ranging from 23.46 % to 45.35 %. The results support the central hypothesis of this work, according to which the development of expert systems can be systematized by a use case independent methodology. Furthermore, they confirm that leveraging human expert knowledge through expert systems can significantly contribute to energy optimization in manufacturing.

Keywords: energy transparency, energy analysis, knowledge-based systems, artificial intelligence, climate neutrality

Inhaltsverzeichnis

Vorwort des Herausgebers	iv
Danksagung	v
Kurzfassung	vi
Abstract	vii
Nomenklatur	xi
Abbildungsverzeichnis	xvii
Tabellenverzeichnis	xix
1 Einleitung	1
1.1 Hintergrund und Motivation	1
1.2 Allgemeine Zielsetzung	2
1.3 Forschungsmethodik und Aufbau der Arbeit	3
2 Theoretische Grundlagen	6
2.1 Energietechnische Grundlagen	6
2.1.1 Energieeinsatz in der Industrie	7
2.1.2 Elektrische Energie und Leistung	9
2.1.3 Leistungsmessung im Wechselstromkreis	11
2.2 Betriebliches Energiemanagement	13
2.2.1 Gesetzliche und normative Vorgaben	14
2.2.2 Energietransparenz und -monitoring	15
2.2.3 Energiedatenauswertung	18
2.3 Wissen im Unternehmen	19
2.3.1 Begriffshierarchie Wissen	19
2.3.2 Wissensarten und Wissensumwandlung in Organisationen	20
2.3.3 Wissensmanagement in Unternehmen	21
2.3.4 Wissensträger	24
2.4 Expertensysteme	25
2.4.1 Einordnung und Ziele von Expertensystemen	25
2.4.2 Charakterisierung von Expertensystemen	27
2.4.3 Architektur von Expertensystemen	28
2.4.4 Wissensrepräsentation in Expertensystemen	30

2.5	Zwischenfazit	35
3	Stand der Wissenschaft	36
3.1	Methodik der systematischen Literaturstudie	36
3.2	Eingrenzung und Konzeptualisierung des Themas	37
3.3	Literatursuche und -filterung	41
3.4	Literaturanalyse und -synthese	42
3.4.1	Kookkurrenzanalyse von Schlüsselwörtern	46
3.4.2	Publikationsverteilung nach Quellen und Jahren	47
3.4.3	Geografische Verteilung der Autorinnen	49
3.4.4	Kategorisierung der Literatur	49
3.5	Identifikation des Forschungsbedarfs	51
3.5.1	Klassifikation von Expertensystemen nach Wirtschaftszweigen	51
3.5.2	Einsatz von Expertensystemen im verarbeitenden Gewerbe	52
3.5.3	Struktur und Implementierung	54
3.5.4	Entwicklung von Expertensystemen für industrielle Anwendungen	54
3.6	Zwischenfazit	56
4	Forschungskonzeption	58
4.1	Forschungsfrage und Hypothesen	58
4.2	Anforderungen und Voraussetzungen	59
4.3	Vorgehen zur Erreichung des Forschungsziels	61
4.4	Zwischenfazit	63
5	Methodik zur Entwicklung von Expertensystemen	64
5.1	Bestimmung der Anwendungsumgebung	64
5.2	Methodische Gesamtstruktur	65
5.2.1	Identifikation relevanter Maschinen	67
5.2.2	Ermittlung energierelevanter Informationen	67
5.2.3	Festlegung von Energieleistungskennzahlen	69
5.2.4	Formulierung der Regelbasis	69
5.2.5	Erfassung von Messdaten	70
5.2.6	Entwicklung datengetriebener Modelle und Algorithmen	70
5.2.7	Integration der Artefakte	72
5.2.8	Validierung der Artefakte	72
5.3	Zwischenfazit	73
6	Softwarebasierte Umsetzung	74
6.1	Evaluierung existierender Softwarewerkzeuge	75
6.2	Expertensystem-Shell zur Energieeffizienzsteigerung	79
6.3	Zwischenfazit	81

7	Anwendung und Evaluierung	82
7.1	Anwendung	82
7.1.1	Anwendungsfall 1: ETA-Fertigungslineie	83
7.1.2	Anwendungsfall 2: ETA-Einkammerreinigungsanlagen	91
7.1.3	Anwendungsfall 3: ETA-Durchlaufreinigungsanlage	101
7.1.4	Anwendungsfall 4: Industrie-Schäumofen	110
7.2	Evaluierung	116
7.3	Zwischenfazit	121
8	Fazit	122
8.1	Zusammenfassung	122
8.2	Kritische Würdigung	124
8.3	Ausblick	125
	Literaturverzeichnis	127
A	Anhang	149
A.1	Ergänzendes Material	149
A.2	Veröffentlichungen des Autors	151

Nomenklatur

Im Folgenden sind die in der vorliegenden Arbeit verwendeten Symbole, Indizes und Abkürzungen aufgeführt. Zusätzlich zur Beschreibung ist bei den Symbolen die jeweilige Dimension als Monom in den Basisgrößen Länge (L), Masse (M), Zeit (T), elektrische Stromstärke (I) und Temperatur (Θ) angegeben.

Symbole

Symbol	Beschreibung	Dimension
A	Fläche	L^2
B	Magnetische Flussdichte	$MT^{-2}I^{-1}$
BS	Batchgröße (engl. Batch Size)	-
E	Energie	ML^2T^{-2}
f	Frequenz	T^{-1}
I	Elektrischer Strom (Effektivwert)	I
i	Elektrischer Strom (Momentanwert)	I
M	Gegeninduktivität	$ML^2T^{-2}I^{-2}$
N	Windungszahl	-
$NPEF$	Non-production energy factor	-
$npef$	Specific non-production energy factor	-
$NPTR$	Non-production time ratio	-
$NPTF$	Non-production time factor	-
n	Drehzahl	T^{-1}
P	(Wirk-)Leistung	ML^2T^{-3}
p	Relativdruck	$ML^{-1}T^{-2}$
Q	Wärmemenge	ML^2T^{-2}
$\dot{Q}$	Wärmestrom	ML^2T^{-3}
r	Radius	L
R^2	Bestimmtheitsmaß	-
T	Periodendauer	T
t	Zeitintervall	T
U	Elektrische Spannung (Effektivwert)	$ML^2T^{-3}I^{-1}$
U^{in}	Innere Energie	ML^2T^{-2}
u	Elektrische Spannung (Momentanwert)	$ML^2T^{-3}I^{-1}$
$\ddot{u}$	Transformationsverhältnis	-
W	Arbeit	ML^2T^{-2}

Symbol	Beschreibung	Dimension
ε	Potenzielle relative Energiereduzierung	-
ζ	Prioritätszahl	-
Θ	Optimierungspotenzial	-
ϑ	Temperatur	Θ
μ_0	Magnetische Feldkonstante	$MLT^{-2}I^{-2}$
τ	Potenzielle relative Zeitreduzierung	-
φ	Phasenverschiebung	-

Indizes

Notation	Bezeichnung
A	Verarbeitendes Gewerbe
B	Industriezweige außer dem verarbeitenden Gewerbe
kin	kinetisch
max	Maximum
min	Minimum
np	nicht wertschöpfend (engl.: non-productive)
P	primär
p	wertschöpfend (engl.: productive)
pot	potenziell
S	sekundär
total	Gesamt
k, m, n, i, j	Laufvariablen

Abkürzungen und Akronyme

Notation	Bezeichnung
AE	Anforderung an die Expertensysteme
AM	Anforderung an die Methodik
AK	Ausschlusskriterium
AutoML	Automatisiertes maschinelles Lernen (engl.: Automated Machine Learning)
CPU	Prozessor (engl.: Central Processing Unit)
CRISP-DM	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
CRISP-ML(Q)	Cross-Industry Standard Process model for the development of Machine Learning applications with Quality assurance methodology
df	Leistungsmessdaten

Notation	Bezeichnung
EK	Einschlusskriterium
EnB	Energetische Ausgangsbasis (engl.: Energy Baseline)
EnEfG	Energieeffizienzgesetz
Engl.	Englisch
EnPI	Energieleistungskennzahl (engl.: Energy Performance Indicator)
ERP	Enterprise Resource Planning
ES	Expertensystem
ESS	Expertensystem-Shell
ESS4EE	Expert System Shell for Energy Efficiency
ES4ETAPL	Expert System for ETA Production Line
ES4FPPL	Expert System for Foam Panel Production Line
ES4PCCM	Expert System for Parts Chamber Cleaning Machines
ES4TPCM	Expert System for Throughput Parts Cleaning Machine
LF	Leitfrage
Frz.	Französisch
HTTPS	Hypertext Transfer Protocol Secure
ID	Identifikator
KI	Künstlichen Intelligenz
KPP	Kontrollierbarer Prozessparameter
L	Phasenleiter
LLM	Großes Sprachmodell (engl.: Large Language Model)
MES	Manufacturing Execution System
ML	Maschinelles Lernen
MQTT	Message Queuing Telemetry Transport
OPC UA	Open Platform Communications Unified Architecture
P	Publikation
PTW	Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen
R	Regel
RAM	Arbeitsspeicher (engl.: Random Access Memory)
RACI	Verantwortlich, rechenschaftspflichtig, konsultiert, informiert (engl.: Responsible, Accountable, Consulted und Informed)
RIS	Research Information System
RMSE	Wurzel der mittleren quadratischen Abweichung (engl.: Root Mean Square Error)
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
SD	Secure Digital Memory
SEU	Wesentliche Energieeinsätze (engl.: Significant Energy Use)
SI	Internationales Einheitensystem (frz.: Système international d'unités)

Notation	Bezeichnung
SPS	Speicherprogrammierbare Steuerung
TCP	Transmission Control Protocol
V	Wert einer Prozessvariable
VS	Voraussetzung
vgl.	Vergleiche
w	Auswertungsfensterbreite
z. B.	Zum Beispiel

Mengen

Notation	Bezeichnung
$\mathcal{I}$	Nicht wertschöpfende Zeitintervalle
$\mathcal{M}$	Identifizierte Muster
$\mathcal{P}$	Beispielmuster

Weitere Symbole

Notation	Bezeichnung
Δ	Differenz
δ	Schwellwert
Σ	Summe
$\exists$	Existenzquantor (ES GIBT)
$\forall$	Allquantor (FÜR ALLE)
$\wedge$	Konjunktion (UND)
$\vee$	Disjunktion (ODER)
$\neg$	Negation (NICHT)
$\rightarrow$	Implikation (WENN-DANN)
$f_{\mathcal{M}}(x)$	Charakteristische Funktion
$\mu_{\mathcal{M}}(x)$	Zugehörigkeitsfunktion
s^2	Stichprobenvarianz
$\bar{x}$	Arithmetische Mittelwert der Größe x
$\tilde{x}$	Normalisierte Größe von x
$ x $	Betrag der Größe x

Abbildungsverzeichnis

1.1	Aufbau und Forschungsmethodik der vorliegenden Arbeit.	4
2.1	Endenergienutzung, CO ₂ -Emissionen und Kosten im deutschen verarbeitenden Gewerbe im Jahr 2023. Eigene Darstellung auf Basis von Stat25 , Icha24 , Bund24a , Stat23 , Stat24 , Deut24 , Bund24b und Kost18 , ausgewertet in Iosh24a	8
2.2	Anschlussmöglichkeiten an das Vierleiter-Dreiphasennetz. Vereinfachte Darstellung in Anlehnung an Müll09 [S. 86].	10
2.3	Qualitative Darstellung elektrischer Größen im Wechselstromkreis im induktiven Fall ($\varphi > 0$) in Anlehnung an Poss16 [S. 48].	11
2.4	Prinzipieller Aufbau eines Messwandlers (a) und einer Rogowski-Spule (b). Darstellung in Anlehnung an Böke19 [S. 373-375].	12
2.5	Energieportfolio zur Priorisierung von Anlagen. Darstellung nach Thie11 [S. 137] und Poss16 [S. 144].	17
2.6	Beziehung zwischen EnB, EnPI und ihre beispielhafte Festlegung. Darstellung in Anlehnung an Else23 [S. 393] basierend auf DIN50006 [S. 14].	18
2.7	Vier Formen der Wissensumwandlung. Darstellung in Anlehnung an Nona95 [S. 72].	20
2.8	Schichtenmodell der organisationalen Wissensbasis. Darstellung in Anlehnung an Paut89 [S. 87].	21
2.9	Spirale der Wissensschaffung in Unternehmen nach Nona95 [S. 73]. Darstellung in Anlehnung an Nona12 [S. 92].	22
2.10	Bausteine des Wissensmanagements. Darstellung in Anlehnung an Prob10 [S. 32].	23
2.11	Unterscheidung des Organisationsprinzips zwischen konventionellen (anweisungsorientierten) Programmen und (regelbasierten) ESs. Darstellung in Anlehnung an Pupp91 [S. 7-8] und Wehk20 [S. 169].	27
2.12	Prinzipieller Aufbau von ESs. Eigene Darstellung in Anlehnung an Bucc20 [S. 3].	29
2.13	Schematische Veranschaulichung der Mamdani-Inferenz. Darstellung in Anlehnung an Krus11 [S. 318] und Styc17 [S. 118].	34
3.1	Schritte der systematischen Literaturstudie. Darstellung aus Iosh24c [S. 3] in Anlehnung an Pant19 [S. 62], basierend auf vom 09 [S. 9].	37
3.2	Kategorien und Dimensionen zur Klassifikation von ESs zur energetischen Verbesserung in der Fertigung aus Iosh24c [S. 3] in Anlehnung an Walt21b [S. 4]	38
3.3	Überblick über die Literaturrecherche und -filterung [Iosh24c , S. 7].	42

3.4	Kookkurrenz-Netzwerk von Schlüsselwörtern [Iosh24c , S. 10].	47
3.5	Verteilung der analysierten Publikationen nach Journals, Konferenzbänden und Verlagen [Iosh24c , S. 11].	48
3.6	Veröffentlichungsjahre der analysierten Publikationen [Iosh24c , S. 11].	48
3.7	Globale Verteilung der Autorinnen [Iosh24c , S. 12].	49
4.1	Design Science Research-Rahmen. Eigene Darstellung in Anlehnung an Hevn07 [S. 88].	62
5.1	Methodische Gesamtstruktur zur Entwicklung von ESs mitsamt der beteiligten Personas in den einzelnen Schritten [Iosh25e , S. 9].	66
5.2	CRISP-ML(Q)-Phasen. Darstellung nach Walt22 [S. 92] basierend auf Wirt00 [S. 33].	71
6.1	Einteilung der ES-Werkzeuge nach Iosh25b [S. 617] in Anlehnung an Pupp91 [S. 144].	75
6.2	Komponentendiagramm der <i>ESS4EE</i> [Iosh25b , S. 619].	80
7.1	Materialfluss der ETA-Prozesskette. Darstellung nach Iosh25e [S. 11] in Anlehnung an Erla09 [S. 48-49] und Soss23 [S. 96].	83
7.2	Zugehörigkeitsfunktionen der Ein- ($NPEF_m$, $NPTF_m$, $NPTR_m$, $\bar{E}_{i,p}$, n_i , s_i^2) und Ausgangsvariablen ($\zeta_{npe,m}$, $\zeta_{npt,m}$, $\zeta_{pe,p}$).	86
7.3	Ausgangswerte ($\zeta_{npe,m}$, $\zeta_{npt,m}$, $\zeta_{pe,p}$) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten ($NPEF_m$, $NPTF_m$, $NPTR_m$, $\bar{E}_{i,p}$, n_i , s_i^2).	87
7.4	Identifizierte Bearbeitungszyklen des ES [Iosh25e , S. 14].	90
7.5	Schematische Darstellung einer Einkammerreinigungsmaschine [Iosh23b , S. 3].	92
7.6	Repräsentatives elektrisches Lastprofil einer Einkammerreinigungsanlage mit gekennzeichneten Prozessschritten [Iosh23b , S. 5].	93
7.7	Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen (ε_i , $\bar{E}_i$, τ_i) und der Ausgangsvariable (ζ_i).	95
7.8	Ausgangswerte (ζ_i) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten (ε_i , $\bar{E}_i$, τ_i).	96
7.9	Messdaten der <i>BvL OceanRC 750</i> für das Training des ML-Modells [Iosh23b , S. 8].	99
7.10	Messdaten der <i>MAFAC KEA</i> für die exemplarische Anwendung des ES [Iosh23b , S. 8].	99
7.11	Schematische Darstellung der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 7].	101
7.12	Pareto-Analyse zur Priorisierung von Komponenten auf der Grundlage historischer Energiedaten der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 7].	102
7.13	(a) Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen ($\Delta\bar{P}_i$, Θ_{KPP}) und der Ausgangsvariable (ζ_{KPP}). (b) Ausgangswerte (ζ_{KPP}) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten ($\Delta\bar{P}_i$, Θ_{KPP}) [Iosh24b , S. 11].	104

7.14	Regressionsmodelle und Bewertungsmetriken zur Abbildung der mittleren elektrischen Leistung in Abhängigkeit der KPPs [Iosh24b , S. 9].	106
7.15	Aktivitätsdiagramm des Entscheidungsunterstützungsprozesses im Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 6].	107
7.16	Visualisierung des Energieeinsparpotenzials im Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 12].	108
7.17	Visualisierung der Simulationsergebnisse zur Temperaturentwicklung in der Reinigungs-, Spül- und Trocknungszone der Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 13].	109
7.18	Materialfluss innerhalb des Industrie-Schäumofens. Darstellung in Anlehnung an Erla09 [S. 48-49].	111
7.19	Pareto-Analyse zur Priorisierung von Komponenten auf der Grundlage von Anschlussleistungen aus Stromlaufplänen für den Industrie-Schäumofen. . .	112
7.20	(a) Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen ($NPTF$, npe_{fi}) und der Ausgangsvariable (ζ_i). (b) Ausgangswerte (ζ_i) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten ($NPTF$, npe_{fi}).	113
7.21	Visualisierung der Messdaten und identifizierten unproduktiven Zeitintervallen im Anwendungsfall des Industrie-Schäumofens.	115
A.1	Struktur des ergänzenden Materials (Daten und Softwareprojekte) zu dieser Arbeit.	150

Tabellenverzeichnis

2.1	Wahrheitstafel für UND-, ODER- sowie WENN-DANN-Verknüpfung.	31
2.2	Wahrheitstafel für NICHT-Verknüpfung.	31
3.1	Datenbanken und angewandte Suchanfragen am 8. August 2024 [Iosh24c , S. 6].	41
3.2	Übersicht der analysierten Publikationen [Iosh24c , S. 7–10].	43
3.3	Kategorisierung von Publikationen der Gruppe A nach Systemgrenze [Iosh24c , S. 12].	50
3.4	Kategorisierung von Publikationen der Gruppe A nach Fertigungsart [Iosh24c , S. 13].	50
3.5	Kategorisierung von Publikationen der Gruppe A nach Anwendungsperspektive [Iosh24c , S. 13].	51
3.6	Kategorisierung von Publikationen nach Anwendungszweck [Iosh24c , S. 13].	51
3.7	Kategorisierung von Publikationen nach Art des ES [Iosh24c , S. 13].	52
3.8	Klassifikation von Publikationen nach Wirtschaftszweigen [Iosh24c , S. 14]. . .	53
4.1	Zusammenfassung der Anforderungen und Voraussetzungen.	61
5.1	Übersicht über die an der Entwicklung von ESs beteiligten Personas nach Iosh25e [S. 7] in Anlehnung an Iosh24b [S. 4].	65
6.1	Vergleich von ESSs [Iosh25b , S. 618].	76
7.1	Regelbasis für das ES der ETA-Fertigungslinie [Iosh25e , S. 13].	88
7.2	Berechnete Zwischen- und Endergebnisse des ES für die ETA-Produktionslinie.	91
7.3	Energierrelevante Informationen für ETA-Kammerreinigungsanlagen [Iosh23b , S. 4].	92
7.4	Regelbasis für das ES der ETA-Einkammerreinigungsanlagen unter Berücksichtigung von τ_i , ε_i und $\tilde{E}_i$	94
7.5	Berechnete EnPIs für den Anwendungsfall der ETA-Einkammerreinigungsanlagen in Anlehnung an [Iosh23b , S. 8].	100
7.6	Identifizierte KPPs für die ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 8]. . .	103
7.7	Regelbasis für das ES der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 11]. .	104
7.8	Berechnete EnPIs für den Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b , S. 13].	110
7.9	Regelbasis für das ES des Industrie-Schäumofens.	112
7.10	Berechnete EnPIs für den Anwendungsfall des Industrie-Schäumofens. . . .	115

7.11 Übersicht über die Ausführungszeiten und Rechnerauslastung für die entwickelten ESs. Darstellung in Anlehnung an Walt22 [S. 172]	118
7.12 Erfüllungsgrad der Anforderungen an die Methodik und die aus ihr resultierenden ESs.	120

1 Einleitung

Das erste Kapitel beginnt in [Abschnitt 1.1](#) mit einer Darstellung des energiepolitischen und gesellschaftlichen Kontexts, in den diese Arbeit eingeordnet ist. Die daraus abgeleitete Zielsetzung wird in [Abschnitt 1.2](#) formuliert. Abschließend wird in [Abschnitt 1.3](#) die Struktur dieser Arbeit in Verbindung mit der zugrunde liegenden Forschungsmethodik erläutert.

1.1 Hintergrund und Motivation

Der Klimawandel stellt eine globale Bedrohung für Umwelt, Wirtschaft und Gesellschaft dar und erfordert eine koordinierte sowie effektive Reaktion auf nationaler und internationaler Ebene. Als Antwort darauf einigten sich im Dezember 2015 insgesamt 197 Staaten auf ein gemeinsames Klimaschutzabkommen. Dessen zentrales Ziel ist die Begrenzung der Erderwärmung auf 1,5 °C, um insbesondere die Wahrscheinlichkeit extremer Wetterereignisse sowie das Überschreiten kritischer Kipppunkte zu verringern [[Euro21](#), S. 1–2]. Zur Erreichung dieses Ziels verabschiedete die Europäische Union das Europäische Klimagesetz, das eine Reduktion der Treibhausgasemissionen um mindestens 55 % bis zum Jahr 2030 im Vergleich zu 1990 vorsieht [[Euro21](#), S. 5].

Deutschland ist als drittgrößte Volkswirtschaft der Welt und größte Volkswirtschaft der Europäischen Union (gemessen am Bruttoinlandsprodukt) seit Beginn der Industrialisierung für nahezu fünf Prozent der globalen Erderwärmung verantwortlich und trägt damit eine besondere Verantwortung [[Jörl19](#), S. 6; [Metr24](#)]. Vor diesem Hintergrund verabschiedete die Bundesregierung im Dezember 2019 das Bundes-Klimaschutzgesetz, das eine ambitionierte Reduktion der Treibhausgasemissionen um 65 % für den gleichen Referenzzeitraum vorsieht [[Bund19](#), § 3 Abs. 1 Nr. 1]. Der Industriesektor ist dabei von wesentlicher Bedeutung, da er als zweitgrößter Emittent energiebedingter Treibhausgase und mit einem Anteil von 42,9 % als größter Netto-Stromabnehmer maßgeblich zur Erreichung der Klimaziele beiträgt [[BMWK](#), S. 53; [Umwe24](#)].

Zugleich sieht sich der Industriestandort Deutschland mit der Herausforderung konfrontiert, seine globale Wettbewerbsfähigkeit aufrechtzuerhalten. In diesem Spannungsfeld spielt Energieeffizienz eine zentrale Rolle, da sie nicht nur einen wesentlichen Beitrag zur Erreichung der Klimaziele leistet, sondern auch durch Kosteneinsparungen die wirtschaftliche Wettbewerbsposition stärken kann. Die strategische Relevanz der Energieeffizienz wird sowohl auf europäischer Ebene durch das Prinzip „Energy Efficiency First“ als auch auf nationaler Ebene durch das Energieeffizienzgesetz (EnEfG) betont, die beide eine vorrangige Berücksichtigung effizienter Energienutzung fordern [[Euro23](#), S. 4; [Bund23](#), § 1 Abs. 1].

Eine weltweite Umfrage aus dem Jahr 2022 unter mehr als 2200 Industrieunternehmen in 13 Ländern zeigt, dass 97 % der befragten Unternehmen bereits in Energieeffizienz investieren oder dies planen [ABB 22, S. 3]. Zudem gaben 89 % dieser Unternehmen an, ihre Investitionen in Energieeffizienz in den nächsten fünf Jahren erhöhen zu wollen [ABB 22, S. 4]. Trotz dieser positiven Entwicklung besteht insbesondere im verarbeitenden Gewerbe weiterhin ein erhebliches Verbesserungspotenzial [Inte22, S. 63]. Als Hemmnisse für weitergehende Fortschritte nennen deutsche Unternehmen vor allem fehlendes Wissen über geeignete Maßnahmen (32 %), unzureichende digitale Kompetenzen in der Belegschaft (31 %) sowie einen Mangel an Beratungsressourcen (27 %) [ABB 22, S. 8]. Diese Herausforderungen werden durch den zunehmenden Fachkräftemangel verschärft, dessen Intensivierung aufgrund des demografischen Wandels absehbar ist [Bund20, S. 15]. Ergänzend weisen die jährlich erhobenen Daten der Europäischen Investitionsbank darauf hin, dass deutsche Unternehmen den Fachkräftemangel sowie hohe Energiekosten als zentrale Investitionsbarrieren wahrnehmen [Dela23, S. 23].

1.2 Allgemeine Zielsetzung

Vor dem dargestellten Hintergrund stellen Expertensysteme (ESs) eine vielversprechende Lösung dar. ESs sind Computerprogramme, die durch die Integration domänenspezifischen Wissens und die automatisierte Analyse von Messdaten Energieeffizienzpotenziale identifizieren können. Auf diese Weise unterstützen sie personalintensive und kostenaufwendige Prozesse zur energetischen Verbesserung [Iosh23a, S. 3]. Damit leisten sie nicht nur einen Beitrag zur Erreichung der Klimaziele und zur Reduktion von Energiekosten, sondern fördern durch ihren nachvollziehbaren Lösungsansatz auch den Wissenstransfer, helfen Qualifikationsdefizite zu überwinden und unterstützen die Aus- und Weiterbildung von Fachkräften [Iosh25e, S. 4–5].

In der industriellen Fertigung existieren bereits zahlreiche Umsetzungen von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz [Iosh24c, S. 7–10]. Diese Entwicklungen erfolgen bislang jedoch überwiegend unsystematisch und beschränken sich auf spezifische Anwendungsfälle. Es mangelt an einer generalisierten Methodik, die als strukturierte Orientierung für die Entwicklung von ESs in unterschiedlichen Anwendungskontexten dient. Diese Lücke führt zu erhöhten Initialkosten und kann die Implementierung entsprechender Systeme erheblich erschweren oder sogar verhindern [Iosh24c, S. 16–17]. Vor diesem Hintergrund verfolgt die vorliegende Arbeit das folgende Forschungsziel:

Forschungsziel

Synthese, Entwicklung und Erprobung einer Methodik zur Erstellung von ESs, die Energieeffizienzpotenziale an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen identifizieren und bewerten.

Diese Arbeit entwickelt ein systematisches Vorgehen zur Erstellung von ESs. Die mithilfe dieser Methodik entwickelten Systeme sollen eine fundierte Entscheidungsgrundlage für Energieeffizienzmaßnahmen bereitstellen. Im Fokus stehen dabei elektrisch betriebene Fertigungsmaschinen, da sie ein breites Einsatzspektrum abdecken, die Bedeutung elektrischer Energie in der industriellen Produktion zunimmt [Inte22, S. 13] und sich elektrische Energie zudem messtechnisch vergleichsweise kostengünstig erfassen lässt [Poss16, S. 169].

1.3 Forschungsmethodik und Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit ist in acht Kapitel gegliedert, welche sich an der **Design Research Methodology** nach Bles09 orientieren. Ziel der **Design Research Methodology** ist es, sowohl stichhaltige als auch relevante Ergebnisse zu generieren [Bles09, S. 12]. Die Methodik unterteilt sich in vier aufeinanderfolgende Phasen [Bles09, S. 15–17]:

1. Die erste Phase - **Klärung des Forschungsziels** - zielt auf die Formulierung eines realistischen und erstrebenswerten Forschungsziels ab. Grundlage hierfür bilden Annahmen, die durch eine systematische Literaturanalyse gestützt werden.
2. Die zweite Phase - **Erste deskriptive Studie** - präzisiert das Ergebnis der ersten Phase durch eine weiterführende Analyse empirischer Daten. Dies schärft das Verständnis des Forschungsfeldes, zeigt die Relevanz des Forschungsthemas auf und mündet in Forschungsfragen und Hypothesen.
3. Die dritte Phase - **Präskriptive Studie** - nutzt das gewonnene Verständnis zur Entwicklung einer konkreten Lösung für das Forschungsziel. Zudem werden in dieser Phase messbare Erfolgskriterien zur Evaluation der Lösung definiert. Dabei wird zwischen einer „beabsichtigten Unterstützung“ in Form eines Konzepts und einer „tatsächlichen Unterstützung“ in Form einer Implementierung (z. B. als Software) unterschieden.
4. In der vierten Phase - **Zweite deskriptive Studie** - wird die entwickelte Lösung empirisch anhand der festgelegten Erfolgskriterien evaluiert sowie Verbesserungsbedarf abgeleitet.

Die Anwendung dieser vier Phasen erfolgt in der Praxis nicht strikt linear, sondern vielmehr iterativ und mitunter parallel [Bles09, S. 17]. Dies gilt auch für die vorliegende Arbeit, der mehrere wissenschaftliche Veröffentlichungen vorausgingen.

Die Einleitung in Kapitel 1 mit der übergeordneten Motivation und Zielsetzung sowie das darauffolgende Kapitel 2 bilden zentrale Elemente der **Klärung des Forschungsziels**. Ka-

[Kapitel 2](#) vermittelt die für diese Arbeit relevanten theoretischen Grundlagen. Dazu zählen energietechnische Konzepte, der betriebliche Umgang mit den Ressourcen Energie und Wissen sowie die Charakteristika und Funktionsweise von ESs. [Kapitel 3](#) stützt im Rahmen der **Klärung des Forschungsziels** durch eine systematische Literaturstudie die anfängliche Annahme, dass ESs einen relevanten Beitrag zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung leisten können.

Zugleich wird als Teil der **ersten deskriptiven Studie** ein deutliches Forschungsdefizit aufgezeigt. Daraus wird ersichtlich, dass die Entwicklung der in der Literatur vorgestellten ESs für den Zweck der Energieeffizienzsteigerung bislang überwiegend unsystematisch erfolgt. Schließlich mündet die **erste deskriptive Studie** in [Kapitel 4](#) in die Formulierung einer zentralen Forschungsfrage sowie zweier Hypothesen. Darüber hinaus werden im Rahmen der Forschungskonzeption die zugrunde liegenden Voraussetzungen und Anforderungskriterien zur Bewertung der Lösung definiert sowie ein Vorgehen gemäß der **präskriptiven Studie** skizziert. [Kapitel 5](#) und [Kapitel 6](#) vervollständigen die **präskriptive Studie**, indem sowohl eine Methodik als auch eine softwarebasierte Umsetzung als konkrete Lösungen vorgestellt werden.

Der Übergang zur **zweiten deskriptiven Studie** erfolgt in [Kapitel 7](#), in dem die entwickelten Lösungen praktisch angewendet und hinsichtlich der definierten Erfolgskriterien evaluiert werden. Das abschließende [Kapitel 8](#) fasst die zentralen Ergebnisse der Arbeit zusammen, diskutiert deren Grenzen und benennt Perspektiven für weiterführende Forschung. [Abbildung 1.1](#) verdeutlicht den Zusammenhang zwischen dem strukturellen Aufbau der Arbeit und der zugrunde liegenden Forschungsmethodik. Das verwendete Farbschema ordnet die einzelnen Kapitel den jeweiligen Phasen der **Design Research Methodology** zu.



Abbildung 1.1: Aufbau und Forschungsmethodik der vorliegenden Arbeit.

Zusätzlich zum Hauptteil enthält [Abschnitt A.1](#) eine Beschreibung des veröffentlichten ergänzenden Materials, das die Reproduzierbarkeit sämtlicher datenbasierter Abbildungen

sowie der softwaretechnischen Implementierungen dieser Arbeit ermöglicht. Darüber hinaus sei darauf hingewiesen, dass in der digitalen Ausführung dieser Arbeit sämtliche elektronischen Verweise, etwa auf Kapitel, Literatur oder externe Quellen, durch blaue Schrift kenntlich gemacht sind.

Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird in dieser Arbeit das generische Femininum verwendet. Personenbezeichnungen beziehen sich, sofern nicht anders kenntlich gemacht, auf alle Geschlechter. Für Objekte wird die jeweils grammatikalisch übliche Form verwendet.

2 Theoretische Grundlagen

Dieses Kapitel vermittelt die für diese Arbeit relevanten Grundlagen. In [Abschnitt 2.1](#) werden zunächst wesentliche energietechnische Begriffe und Zusammenhänge erläutert. [Abschnitt 2.2](#) und [Abschnitt 2.3](#) widmen sich dem betrieblichen Umgang mit den Ressourcen Energie und Wissen. Abschließend wird in [Abschnitt 2.4](#) das Konzept von ESs vorgestellt, das in dieser Arbeit sowohl zur Stärkung des betrieblichen Wissens als auch zur Verbesserung des Energieeinsatzes beitragen soll.

2.1 Energietechnische Grundlagen

Jedes System weist die extensive Zustandsgröße Energie E auf, die in der SI-Einheit Joule (J) angegeben wird. Mechanische Energie ist Teil dieser Systemenergie und setzt sich aus der kinetischen Energie E^{kin} und der potenziellen Energie E^{pot} zusammen. Die mechanischen Energien sind proportional zur Masse und abhängig von der Geschwindigkeit sowie den Ortskoordinaten [[Baeh09](#), S. 48–49; [Poss16](#), S. 17–18]. Weiterhin ist die innere Energie U^{in} ein Teil der Systemenergie, die gemäß

$$U^{\text{in}} := E - E^{\text{kin}} - E^{\text{pot}} \quad (2.1)$$

die Energie des ruhenden Systems beschreibt [[Baeh09](#), S. 49]. Demnach setzt sich die Gesamtenergie eines Systems aus der inneren, kinetischen und potenziellen Energie zusammen [[Poss16](#), S. 18]. Die innere Energie kann wiederum in thermische, chemische und nukleare innere Energie aufgeteilt werden. Die thermische innere Energie hängt von der Temperatur und des spezifischen Volumens ab. Chemische Reaktionen gehen mit einer Veränderung der molekularen Bindungsenergie und damit der chemischen inneren Energie einher. So führt eine Verbrennungsreaktion zu einer Abnahme der chemischen inneren Energie, während gleichzeitig die thermische innere Energie ansteigt. Ein vergleichbarer Effekt tritt bei Kernreaktionen auf, bei denen nukleare innere Energie in thermische innere Energie des Spaltstoffs umgewandelt wird [[Baeh09](#), S. 50; [Poss16](#), S. 18].

Gemäß dem ersten Hauptsatz der Thermodynamik (Energieerhaltungssatz) kann sich die Energie eines Systems ausschließlich durch die Zu- oder Abfuhr von Energie über seine Grenze während eines Prozesses verändern. Bei einem geschlossenen System erfolgt der Energietransport ausschließlich durch das Verrichten von Arbeit und den Übergang von Wärme, da die Systemgrenze für Materie undurchlässig ist [[Baeh09](#), S. 54]. Daraus folgt, dass die Differenz der Gesamtenergie eines geschlossenen Systems zwischen den Zuständen 1

(E_1) und 2 (E_2) der Differenz zwischen der zugeführten bzw. abgeführten Wärmemenge (Q_{12}) und Arbeit (W_{12}) entspricht. Dieses Prinzip des Energieerhaltungssatzes wird mathematisch durch die Energiebilanzgleichung beschrieben [Poss16, S. 18]:

$$E_2 - E_1 = Q_{12} + W_{12}. \quad (2.2)$$

Für zugeführte Energiemengen wird ein positives Vorzeichen und für abgeführte Energiemengen ein negatives Vorzeichen verwendet [Baeh09, S. 55]. Der Doppelindex 12 bei Wärme und Arbeit weist darauf hin, dass es sich nicht um Zustandsgrößen, sondern um Prozessgrößen handelt [Baeh09, S. 54].

Da Prozesse zeitlich ablaufen, werden die Anfangs- und Endzustände zu den Zeitpunkten t_1 und t_2 definiert. Für den Grenzübergang $\Delta t = t_2 - t_1 \rightarrow 0$ ergeben sich zwei neue zeitabhängige Prozessgrößen: der Wärmestrom $\dot{Q}$ und die mechanische oder elektrische Leistung P . Diese führen zur Leistungsbilanzgleichung [Baeh09, S. 55; Poss16, S. 18]:

$$\dot{Q}(t) + P(t) = \frac{dE}{dt}. \quad (2.3)$$

Gemäß ihrer Definitionen haben der Wärmestrom $\dot{Q}$ und die Leistung P die SI-Einheit Joule pro Sekunde (J/s), die auch in Watt (W) ausgedrückt wird [Baeh09, S. 56]. In der Energiewirtschaft, der Technik und im Alltag ist es üblich, Energien als Produkt aus einer Leistungs- und einer Zeiteinheit anzugeben [Baeh09, S. 56; Müll09, S. 68]. Insbesondere sind im Zusammenhang mit elektrischer Energie größere Einheiten verbreitet, wie etwa [Baeh09, S. 56]:

$$1 \text{ kWh} = 3600 \text{ kWs} = 3,6 \cdot 10^6 \text{ J} = 3,6 \text{ MJ}.$$

Der zweite Hauptsatz der Thermodynamik besagt, dass Arbeit sowie andere mechanische und elektrische Energie vollständig in innere Energie und Wärme umgewandelt werden können. Im Gegensatz dazu lassen sich weder Wärme noch innere Energie vollständig in mechanische oder elektrische Energie umwandeln [Baeh09, S. 95; Poss16, S. 19]. Physikalisch wird dieser Zusammenhang durch die extensive Zustandsgröße Entropie S beschrieben. Sie verändert sich durch Wärme- und Materialströme über die Systemgrenze und nimmt infolge irreversibler Prozesse innerhalb des Systems zu [Baeh09, S. 97]. Aus energietechnischer Sicht führt diese Asymmetrie in der Richtung von Energiewandlungen dazu, dass verschiedene Energieformen unterschiedlich bewertet werden [Baeh09, S. 95].

2.1.1 Energieeinsatz in der Industrie

Bis zur Nutzung in der Produktion durchläuft Energie mehrere Umwandlungsschritte [Seyf24, S. 308]. Als Primärenergie wird der Energiegehalt von in der Natur vorkommenden

Energieträgern bezeichnet. Dabei wird zwischen regenerativen (Wind, Wasserkraft, Sonnenstrahlung, Biomasse, Geothermie), fossilen (Erdöl, Kohle, Erdgas) und nuklearen Energieträgern unterschieden [Bles17, S. 3]. Durch Umwandlungsprozesse in Kraftwerken oder Raffinerien werden diese in Sekundärenergieträger wie Elektrizität, Kraftstoffe oder Heizöl überführt [Seyf24, S. 308; Bles17, S. 3]. Primär- und Sekundärenergie, die der Industrie zur Erzeugung von Nutzenergie bereitgestellt wird, wird als Endenergie bezeichnet. Nutzenergie umfasst schließlich alle technischen Energieformen, die unmittelbar für industrielle Prozesse erforderlich sind. Sie wird meist erst am Ort und Zeitpunkt des Bedarfs durch Energiewandler aus Endenergie gewonnen und umfasst unter anderem Wärme, Kälte, mechanische Energie und Licht [Bles17, S. 3; VDI4661, S. 12].

Abbildung 2.1 zeigt die im Jahr 2023 von Unternehmen des verarbeitenden Gewerbes in Deutschland genutzten Endenergieträger, aufgeschlüsselt nach Energiemengen, CO₂-Emissionen und Kosten¹. Unter den aufgeführten Endenergieträgern ist insbesondere Elektrizität hervorzuheben, da sie sowohl den zweitgrößten Anteil an CO₂-Emissionen als auch mit 43 % den höchsten Anteil an den Energiekosten aufweist.

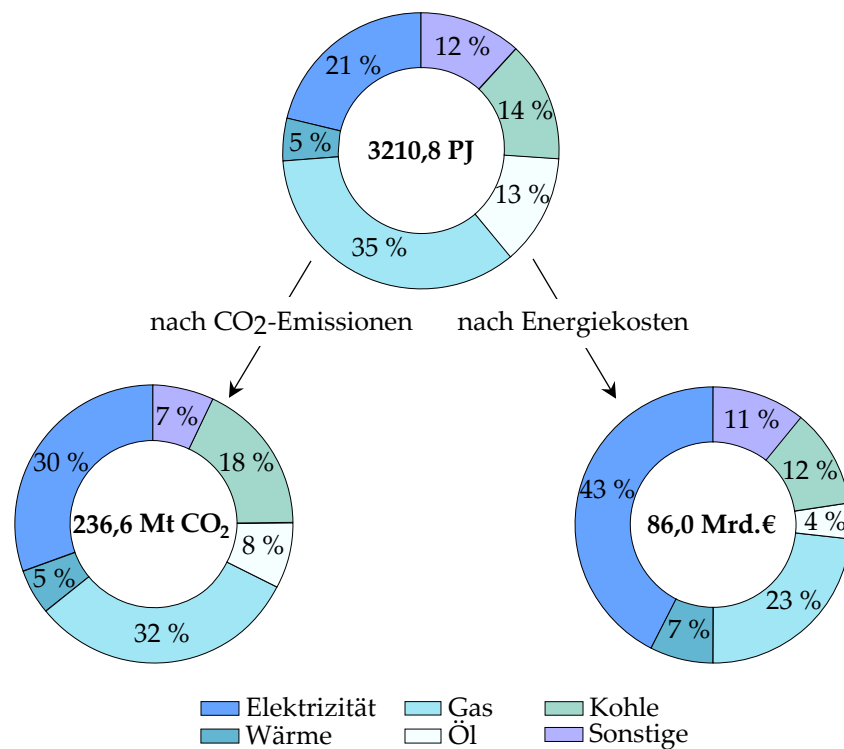


Abbildung 2.1: Endenergienutzung, CO₂-Emissionen und Kosten im deutschen verarbeitenden Gewerbe im Jahr 2023. Eigene Darstellung auf Basis von Stat25, Icha24, Bund24a, Stat23, Stat24, Deut24, Bund24b und Kost18, ausgewertet in Iosh24a.

¹ Bei den ermittelten Kosten handelt es sich um einen Näherungswert, da die tatsächlichen Kosten vom Beschaffungsmarkt, dem Zeitpunkt und dem Volumen des Kaufs abhängen.

2.1.2 Elektrische Energie und Leistung

Bevor elektrische Energie für die Produktion von Gütern genutzt werden kann, muss sie von Kraftwerken zur Industrie transportiert werden. Die Übertragung und Verteilung erfolgt leitungsgebunden über elektrische Netze, die aus mehreren Spannungsebenen bestehen und durch Transformatoren miteinander gekoppelt sind [Kian10, S. 13; Schw22, S. 28]. In Europa lassen sich vier Spannungsebenen unterscheiden [Schw22, S. 28]:

- Höchstspannungsnetze (380 kV und 220 kV): Dienen als Transport- und Übertragungsnetze, in die Großkraftwerke für den öffentlichen Bedarf einspeisen.
- Hochspannungsnetze (110 kV): Ermöglichen die Grobverteilung an lokale Verteilnetzbetreiber sowie an große Industrieunternehmen, Raffinerien, Kliniken, Flughäfen und Universitäten mit eigenen 110-kV-Übergabestationen.
- Mittelspannungsnetze (10 kV, 20 kV und 30 kV): Versorgen städtische Verteilnetze sowie Industriebetriebe, Kaufhäuser und Verwaltungsgebäude mit eigenen Netzstationen.
- Niederspannungsnetze (230 V/400 V): Leiten die Energie an Endverbraucher wie Haushalte, Gewerbebetriebe und kleinere Industrieanlagen weiter.

Das Stromnetz in Europa wird standardmäßig mit Wechselstrom betrieben [Müll09, S. 85]. Für aktuelle Entwicklungen zu Gleichstromfabriknetzen sei auf einschlägige Literatur wie Saue20 verwiesen. Bei mit Wechselstrom betriebenen Fabriknetzen ändern sich der Betrag und die Polarisierung der Spannung $u = u(t)$ mit der Einheit Volt (V) und des Stroms $i = i(t)$ mit der Einheit Ampere (A) zyklisch entsprechend der Frequenz f . Die Frequenz besitzt die Einheit Hertz (Hz) und ergibt sich als Kehrwert der Periodendauer T [DIN40110-1, S. 1]:

$$f = \frac{1}{T}. \quad (2.4)$$

Die arithmetischen Mittelwerte der Spannung bzw. der Stromstärke berechnen sich wie folgt [DIN40110-1, S. 1–2]:

$$\bar{U} = \frac{1}{T} \int_0^T u(t) dt \quad \text{bzw.} \quad \bar{I} = \frac{1}{T} \int_0^T i(t) dt. \quad (2.5)$$

Die in der Technik und im Alltag verwendeten Effektivwerte in Niederspannungsnetzen (230 V/400 V) ergeben sich durch Berechnung der zeitlichen quadratischen Mittelwerte [DIN40110-1, S. 2; Müll09, S. 85]:

$$U = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T u^2(t) dt} \quad \text{bzw.} \quad I = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T i^2(t) dt}. \quad (2.6)$$

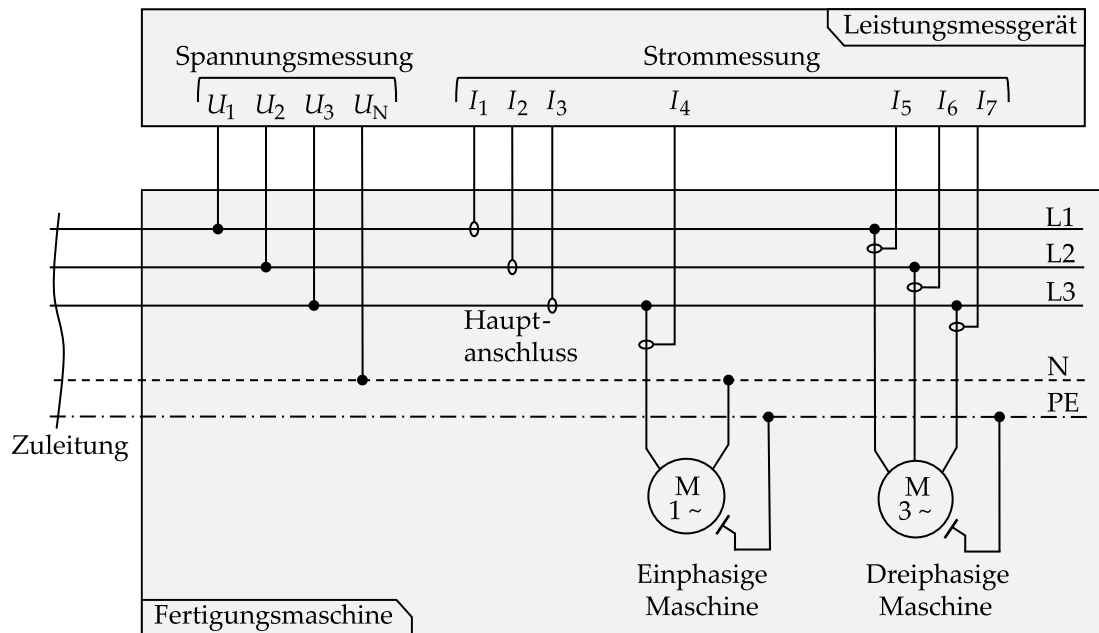


Abbildung 2.2: Anschlussmöglichkeiten an das Vierleiter-Dreiphasennetz. Vereinfachte Darstellung in Anlehnung an Müll09 [S. 86].

Niederspannungsnetze sind grundsätzlich als Vierleitersysteme² ausgeführt [Schw22, S. 29]. Sie bestehen aus den drei Phasenleitern L1, L2 und L3 sowie dem Neutralleiter N, der den Stromrückfluss zum Erzeuger ermöglicht [Müll09, S. 85]. Für den Anschluss elektrischer Maschinen bestehen verschiedene Möglichkeiten (vgl. Abbildung 2.2). Maschinen mit einer Leistungsaufnahme bis etwa 2,2 kW werden einphasig mit 230 V betrieben, während leistungstärkere Maschinen eine dreiphasige Versorgung mit 400 V nutzen [Müll09, S. 85].

Bei der Betrachtung von Lasten in Wechselstromnetzen muss berücksichtigt werden, dass zwischen Strom und Spannung eine Phasenverschiebung φ auftreten kann (vgl. Abbildung 2.3) [Müll09, S. 87]. Induktive Maschinen ($\varphi > 0$) wie Asynchronmotoren erzeugen während ihres Betriebs funktionsbedingt magnetische Felder, während kapazitive Maschinen ($\varphi < 0$) wie Kondensatormotoren elektrische Felder aufbauen.

Für die Erzeugung dieser Felder wird Blindleistung benötigt. Den Blindleistungsanteil gilt es möglichst gering zu halten, weil sich dieser nicht in mechanische Leistung umwandeln lässt und dennoch größere Leitungsquerschnitte, Generatoren und Transformatoren erfordert [Müll09, S. 87–88]. Die Wirkleistung, also die tatsächlich nutzbare Leistung, berechnet sich im Wechselstromkreis nach [DIN40110-1, S. 6]:

$$P = U \cdot I \cdot \cos \varphi. \quad (2.7)$$

² Bei der Anzahl der Leiter in einem Netz werden ausschließlich die Außenleiter und der Neutralleiter berücksichtigt, der Schutzleiter (PE) hingegen nicht [DIN40110-2, S. 2].

Die kollektive Wirkleistung P_{total} ergibt sich als Summe der Wirkleistungen der einzelnen Phasen [DIN40110-2, S. 5]. Für die gesamte in [Abbildung 2.2](#) dargestellte Fertigungsmaschine gilt daher:

$$P_{\text{total}} = P_1 + P_2 + P_3 = U_1 \cdot I_1 \cdot \cos \varphi_1 + U_2 \cdot I_2 \cdot \cos \varphi_2 + U_3 \cdot I_3 \cdot \cos \varphi_3. \quad (2.8)$$

Die elektrische Wirkarbeit entspricht der jeweils übertragenen elektrischen Energie und berechnet sich als Zeitintegral der Leistung $p = p(t)$ zwischen den Zeitpunkten t_0 und t_1 oder als Produkt des Leistungsmittelwerts $\bar{P}$ und der Zeitspanne T_1 [DIN40110-1, S. 11; Poss16, S. 50]:

$$W = \int_{t_0}^{t_1} p \, dt = \bar{P} \cdot T_1. \quad (2.9)$$

Dieser Arbeit wird demnach folgende Begriffsdefinition von Energie zugrunde gelegt:

Definition 2.1 „Energie ist die Fähigkeit eines Systems, Arbeit zu verrichten“ [Müll09, S. 67].

2.1.3 Leistungsmessung im Wechselstromkreis

Zur Messung der Wirkleistung P einer Maschine im Wechselstromkreis ist eine zeitgleiche Erfassung der Momentanwerte von Strom $i(t)$ und Spannung $u(t)$ erforderlich [Böke19, S. 393]. Diese Größen werden zur Bestimmung der Wirkleistung elektronisch miteinander multipliziert [Heri24, S. 578]. Der Anschluss eines Leistungsmessgeräts ist in [Abbildung 2.2](#) dargestellt. Die elektrische Spannung wird in der Regel direkt an den Phasen abgegriffen und über einen ohmschen Spannungsteiler signaltechnisch weiterverarbeitet [Lerc16, S. 389]. Die Stromerfassung erfolgt hingegen meist mittels Messwandlern [ODri13, S. 55–57; Soss23, S. 30].

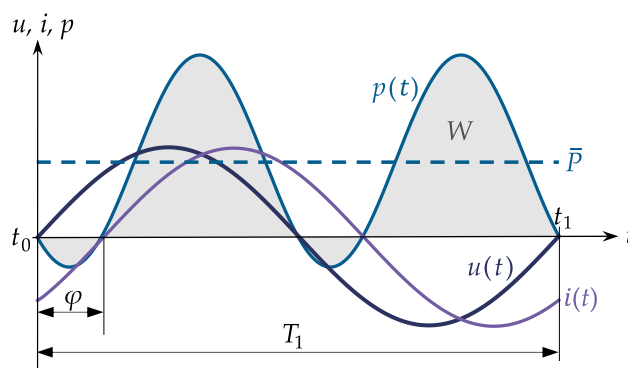


Abbildung 2.3: Qualitative Darstellung elektrischer Größen im Wechselstromkreis im induktiven Fall ($\varphi > 0$) in Anlehnung an Poss16 [S. 48].

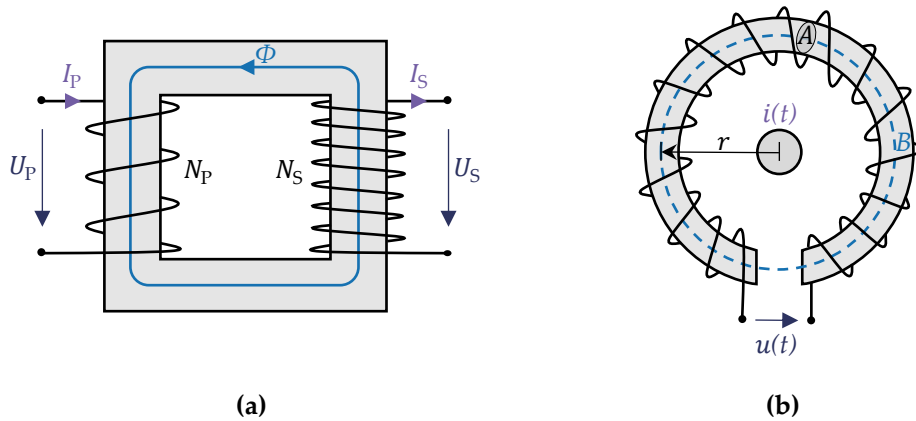


Abbildung 2.4: Prinzipieller Aufbau eines Messwandlers (a) und einer Rogowski-Spule (b). Darstellung in Anlehnung an Böke19 [S. 373-375].

Allgemein setzen Messwandler hohe Wechselströme und -spannungen in für Messwerke geeignete Größen herab. Sie bestehen im Wesentlichen, wie in [Abbildung 2.4 \(a\)](#) dargestellt, aus einem Transformator mit einem geschlossenen Weicheisenkern, auf dem sich eine Primärwicklung mit der Windungszahl N_P sowie eine Sekundärwicklung mit der Windungszahl N_S befinden [[Böke19](#), S. 373]. Stromwandler, also Messwandler zur Erfassung hoher Wechselströme, weisen auf der Primärseite typischerweise nur eine geringe Anzahl an Windungen N_P auf, während die Sekundärseite über eine deutlich höhere Windungszahl N_S verfügt. Auf diese Weise wird der primäre Strom I_P , der durch die zu messende Maschine fließt, in einen für das Messgerät geeigneten Sekundärstrom I_S transformiert [[Böke19](#), S. 374].

Für einen idealen Stromwandler ergibt sich der Zusammenhang zwischen Primär- und Sekundärstrom aus dem Übersetzungsverhältnis $\ddot{u}$ des Transformators zu [[Böke19](#), S. 373]:

$$I_P = \frac{N_S}{N_P} \cdot I_S = \frac{1}{\ddot{u}} \cdot I_S. \quad (2.10)$$

Da Stromwandler auf der Sekundärseite mit einem niederohmigen Strommesser verbunden sind, erfolgt ihr Betrieb nahezu im Kurzschluss. Ein Betrieb ohne angeschlossenen Strommesser ist unzulässig, da der sekundärseitige Stromkreis in diesem Fall hochohmig wird. Dies führt zu einem Anstieg der Sekundärspannung und infolgedessen zu einem erhöhten magnetischen Fluss im Eisenkern. In der Folge kann es zu thermischer Überlastung und Beschädigung des Stromwandlers kommen [[Böke19](#), S. 374].

Eine weitere Möglichkeit, Wechselströme berührungslos über ihr Magnetfeld zu erfassen, besteht in der Verwendung sogenannter Rogowski-Spulen [[Lerc16](#), S. 389; [Böke19](#), S. 374] (vgl. [Abbildung 2.4 \(b\)](#)). Eine Rogowski-Spule besteht aus einem nichtmagnetischen, nicht leitenden Ring, auf den eine Spule mit der Windungszahl N gewickelt ist [[Böke19](#), S. 374]. Zur Messung wird der stromführende Leiter durch die Rogowski-Spule hindurchgeführt [[Böke19](#), S. 374]. Gemäß des Induktionsgesetzes wird bei zeitlich veränderlichem Strom $i(t)$ eine Spannung $u(t)$ in der Spule induziert [[Lerc16](#), S. 389; [Böke19](#), S. 375]:

$$u(t) = N \cdot \frac{d\Phi}{dt}. \quad (2.11)$$

Darin ergibt sich der magnetische Fluss Φ in Weber (Wb) nach [Böke19, S. 375]:

$$\Phi(t) = B \cdot A = \mu_0 \cdot \frac{i(t)}{2 \cdot \pi \cdot r} \cdot A, \quad (2.12)$$

worin B die magnetische Flussdichte in Tesla (T), μ_0 die magnetische Feldkonstante in Henry pro Meter ($\text{H} \cdot \text{m}^{-1}$), A die Fläche der Leiterschleife in m^2 und r den Abstand zur Mitte der Zylinderspule in m beschreibt. Durch Einsetzen von Gleichung 2.12 in Gleichung 2.11 ergibt sich:

$$u(t) = N \cdot \mu_0 \cdot \frac{A}{2 \cdot \pi \cdot r} \cdot \frac{di(t)}{dt} = M \cdot \frac{di(t)}{dt}. \quad (2.13)$$

Darin beschreibt M die Gegeninduktivität in H und es folgt, dass die induzierte Spannung $u(t)$ proportional zur zeitlichen Änderung des zu messenden Stroms $i(t)$ ist. Die Stromstärke $i(t)$ wird somit indirekt über die Messung der induzierten Spannung $u(t)$ mit einem Spannungsmessgerät und anschließender Integration nach Gleichung 2.14 bestimmt [Böke19, S. 375]:

$$i(t) = \frac{1}{M} \int_{t_0}^t u(\tau) d\tau. \quad (2.14)$$

2.2 Betriebliches Energiemanagement

Das europäische Klimagesetz macht das Klimaziel der Europäischen Union, die Treibhausgasemissionen bis zum Jahr 2030 gegenüber dem Niveau von 1990 um mindestens 55 % zu senken, zu einer rechtsverbindlichen Vorgabe. Eine zentrale Strategie zur Erreichung dieses Ziels drückt sich in der Leitlinie „Energieeffizienz an erster Stelle“ aus, die mit der Energieeffizienzrichtlinie gestärkt wird [Euro21, S. 3; Euro23, S. 2]. Mit Inkrafttreten des EnEfG in Deutschland sollen die Anforderungen auf nationaler Ebene umgesetzt werden [Bund23, Abs. 1 § 1 Nr. 1]. Kerninhalt dieses Gesetzes ist die Vorgabe von Rahmenbedingungen, um Unternehmen dazu zu veranlassen, ihre Energienutzung systematisch zu erfassen, zu analysieren und kontinuierlich zu verbessern. Dies soll durch die Einrichtung eines Energiemanagementsystems gemäß der DIN EN ISO 50001 realisiert werden.

Definition 2.2 Energiemanagementsysteme sind zusammenhängende oder sich gegenseitig beeinflussende Elemente einer Organisation, zur Festlegung von Energiezielen sowie von Politiken und Prozessen, um diese zu erreichen [DIN50001, S. 10–16].

Energiemanagementsystemen liegt das Konzept des Energiemanagements zugrunde, das Maßnahmen zur effizienten Energienutzung sowohl auf betrieblicher als auch auf volkswirtschaftlicher Ebene unterstützt [VDI4602-1, S. 3].

Definition 2.3 „Energiemanagement ist die vorausschauende, organisierte und systematisierte Koordination von Beschaffung, Wandlung, Speicherung, Verteilung und Anwendung von Energie zur Deckung von Nutzungsanforderungen unter Berücksichtigung ökologischer und ökonomischer Zielsetzungen [VDI4602-1, S. 4]."

2.2.1 Gesetzliche und normative Vorgaben

Die DIN EN ISO 50001 basiert auf einer weltweit gültigen Norm und ist in Deutschland durch § 8 EnEfG rechtlich relevant. Demnach sind alle deutschen Unternehmen, unabhängig ihrer Größe, mit einem durchschnittlichen Gesamtendenergieverbrauch innerhalb der letzten drei abgeschlossenen Kalenderjahre von mehr als 7,5 GWh dazu verpflichtet, ein Energiemanagementsystem nach DIN EN ISO 50001 oder Umweltmanagementsystem gemäß Umweltmanagement und Umweltbetriebsprüfung einzuführen und zu betreiben [Bund, S. 7]. Ein Umweltmanagementsystem zielt darauf ab, die Umweltauswirkungen eines Unternehmens in ihrer Gesamtheit zu reduzieren. Im Gegensatz dazu konzentriert sich die DIN EN ISO 50001 ausschließlich auf die Ressource Energie, weswegen sie den Schwerpunkt der nachfolgenden Ausführungen bildet.

Das Ziel der DIN EN ISO 50001 ist es, Organisationen dazu zu befähigen, Systeme und Prozesse zur Verbesserung der energiebezogenen Leistung festzulegen [DIN50001, S. 5]. Die energiebezogene Leistung beschreibt messbare Ergebnisse bezüglich der „Energieeffizienz“, des „Energieeinsatzes“ und des „Energieverbrauchs“³ [DIN50001, S. 14]. Der „Energieeinsatz“ entspricht der Anwendung von Endenergie und der „Energieverbrauch“ der Menge der eingesetzten Energie [DIN50001, S. 16–17].

Definition 2.4 Energieeffizienz ist das Verhältnis zwischen den erzielten Ergebnissen und der eingesetzten Energie [ISO14955-1, S. 4].

Der iterative Zyklus von Planen-Durchführen-Prüfen-Handeln (engl. Plan-Do-Check-Act) bietet einen strukturierten Rahmen zur Verbesserung der energiebezogenen Leistung [DIN50001, S. 7–8]. In der Planungsphase (engl. Plan) wird der organisatorische Kontext analysiert, eine

³ Der Begriff „Energieverbrauch“ ist physikalisch unzutreffend, da Energie gemäß dem Energieerhaltungssatz nicht verbraucht, sondern umgewandelt wird. Aus Konsistenzgründen mit der DIN EN ISO 50001 wird der Begriff in diesem Abschnitt jedoch verwendet.

Energiepolitik festgelegt und zentrale Grundlagen wie signifikante Energieeinsätze (engl. significant energy uses (SEUs)), Energieleistungskennzahlen (engl. energy performance indicators (EnPIs)) und energetische Ausgangsbasen (engl. energy baselines (EnBs)) definiert. Zudem werden Ziele und Aktionspläne formuliert, um die energiebezogene Leistung gemäß der Energiepolitik zu verbessern. In der Durchführungsphase (engl. Do) werden die geplanten Maßnahmen umgesetzt, Abläufe und Instandhaltungsprozesse gesteuert sowie Kompetenzen sichergestellt. Die Prüfungsphase (engl. Check) umfasst die Überwachung, Messung und Analyse der energiebezogenen Leistung sowie interne Audits und Managementbewertungen. Abschließend werden in der Handlungsphase (engl. Act) Maßnahmen zur Beseitigung von Abweichungen und zur fortlaufenden Verbesserung der energiebezogenen Leistung sowie des Energiemanagementsystems ergriffen.

Den Ablauf der eigentlichen energetischen Bewertung beschreibt die [DIN50001](#) [S. 21-22] wie folgt: Zunächst gilt es den Energieeinsatz und -verbrauch anhand von Messungen und anderen relevanten Daten zu analysieren. Dies umfasst die Identifikation der aktuell genutzten Energiearten sowie die Bewertung des früheren und aktuellen Energieeinsatzes und -verbrauchs. Auf Basis dieser Analyse sind die Bereiche mit wesentlichem Energieeinsatz zu ermitteln, bei denen es sich um ganze Standorte, Anlagen oder Prozesse handeln kann [[DIN50001](#), S. 34]. Hierfür kann beispielsweise das Pareto-Prinzip Anwendung finden, das in [Abschnitt 2.2.2](#) ausgeführt ist [[Brän19](#), S. 25]. Für diese identifizierten Bereiche sind relevante Variablen, die aktuelle energiebezogene Leistung sowie internes und externes Personal, das durch seine Tätigkeiten Einfluss auf sie nimmt, zu bestimmen [[DIN50001](#), S. 34]. Anschließend erfolgen die Identifikation und Priorisierung der Möglichkeiten zur Verbesserung der energiebezogenen Leistung. Zusätzlich ist der zukünftige Energieeinsatz und -verbrauch abzuschätzen. Die energetische Bewertung ist sowohl in festgelegten Zeitabständen als auch bei größeren Änderungen an Bereichen mit wesentlichem Energieeinsatz zu aktualisieren. Die angewandten Verfahren, Kriterien und erzielten Ergebnisse der energetischen Bewertung sind als dokumentierte Informationen festzuhalten und aufzubewahren [[DIN50001](#), S. 22].

2.2.2 Energietransparenz und -monitoring

Die Erfassung von Energiedaten ist eine grundlegende Voraussetzung für die Durchführung energetischer Bewertungen [[Brän19](#), S. 310]. Ziel ist es, energetische Transparenz zu schaffen, um darauf aufbauend ein systematisches Energiemonitoring zu etablieren.

Definition 2.5 **Energietransparenz** bezeichnet die Bereitstellung von quantitativen und qualitativen Informationen über die Energieübertragung zu und von den Grenzen physikalischer Systeme zu einem bestimmten Zeitpunkt [[Poss16](#), S. 97; [VDI5207-1](#), S. 7].

Definition 2.6 Energiemonitoring hat die Überwachung der energiebezogenen Leistungen einer Organisation zum Ziel, um die Wirksamkeit des Energiemanagementsystems quantifizierbar zu machen [Brän19, S. 310].

Da es wirtschaftlich nicht realisierbar ist, alle Energieströme innerhalb der Fertigung vollständig zu erfassen, sind Messstrategien notwendig, um Bereiche mit wesentlichem Energieeinsatz gezielt zu identifizieren. Dadurch soll der Informationsgewinn im Verhältnis zum Messaufwand maximiert werden [Poss16, S. 116]. In diesem Abschnitt werden Vorgehensweisen zur energetischen Transparenzschaffung und unterschiedliche Arten der Energiedatenerfassung vorgestellt.

Auswahl von Energiemessstellen

Für die Schaffung energetischer Transparenz unterscheiden Mett21 [S. 25] zwischen einem *Top-Down*- und einem *Bottom-Up*-Ansatz. Der *Top-Down*-Ansatz erhöht die Transparenz von Energieströmen schrittweise, ausgehend von der Unternehmensebene bis hin zur Maschinen- und Prozessebene. Der *Bottom-Up*-Ansatz hingegen erfasst Energieströme auf Maschinenebene und aggregiert diese anschließend auf Produktionslinien- und Fabrikebene. Die Kombination beider Ansätze wird als besonders zielführend angesehen [Seyf24, S. 327–328]. Dabei werden Energieströme auf Standortebene in Bezug auf Zeitraum, Menge und Kosten analysiert, beispielsweise durch die Auswertung von Energieabrechnungen. Zusätzlich werden vorhandene Sensoren auf niedrigeren Produktionsebenen wie Unterzähler berücksichtigt. Dies ermöglicht eine grobe Zuordnung des Energiebedarfs zu einzelnen Produktionsanlagen und deren Komponenten.

Bles17 [S. 38] schlagen ein weiteres stufenweises Vorgehen vor, das zwischen einer Grobanalyse und einer nachgelagerten Feinanalyse unterscheidet. Die Grobanalyse dient zur ersten Priorisierung von Bereichen mit wesentlichem Energieeinsatz, die anschließend detailliert untersucht werden. Sie umfasst die Analyse der gesamtbetrieblichen Energieströme auf Standortebene sowie die Betrachtung der Auslegungsdaten auf Maschinen- und Komponentenebene. Eine erste Abschätzung des elektrischen Energiebedarfs kann hierbei durch die Auswertung von Typenschildern, Elektro-, Fluid-, Pneumatik- und Wartungsplänen erfolgen. Zur Visualisierung der Grobanalyse sowie zur Identifikation und Priorisierung von Bereichen mit wesentlichem Energieeinsatz eignen sich die Pareto-Analyse und das Energieportfolio [Soss23, S. 136–137].

Bei der Pareto-Analyse, auch bekannt als ABC-Analyse, werden Anlagen gemäß ihrer elektrischen Nennleistung sortiert und in Gruppen eingeteilt. In Gruppe A werden die Anlagen zusammengefasst, die etwa 80 % der kumulierten Nennleistung ausmachen, dabei jedoch häufig nur einen geringen Anteil der insgesamt betrachteten Anlagen repräsentieren. Diese werden als besonders relevant erachtet. Gruppe B umfasst die Anlagen, die gemeinsam mit Gruppe A 90 % der kumulierten Nennleistung abdecken und besitzen eine mittlere Relevanz. Die verbleibenden Anlagen werden Gruppe C zugeordnet und haben im Rahmen der

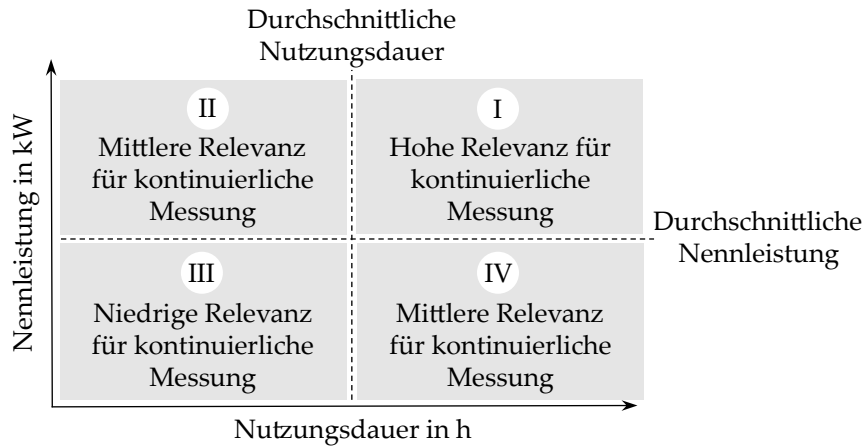


Abbildung 2.5: Energieportfolio zur Priorisierung von Anlagen. Darstellung nach Thie11 [S. 137] und Poss16 [S. 144].

energetischen Verbesserung eine untergeordnete Bedeutung [Poss16, S. 135; Soss23, S. 27]. Als Vorteil dieser Methode wird der geringe Zeitaufwand für die initiale Schulung und Anwendung hervorgehoben [Weya22, S. 5]. Allerdings wird als Nachteil angesehen, dass weder die Nutzungsdauer noch die tatsächliche Leistung während des Betriebs berücksichtigt werden. Dadurch werden Maschinen mit hoher Nennleistung, aber geringer Auslastung in der Pareto-Analyse überbewertet [Thie11, S. 135; Poss16, S. 136].

Das Energieportfolio erweitert die Pareto-Analyse, indem die Nutzungsdauer und Anzahl gleicher Anlagen einbezogen und in eine Matrix mit vier Quadranten bzw. Klassen aufgeteilt werden (vgl. Abbildung 2.5). Auf Basis dieser Klassen können gezielte Empfehlungen für Messstellen abgeleitet werden. Anlagen der Klasse I werden als besonders relevant für eine kontinuierliche Messung eingestuft, da sie aufgrund ihrer hohen Nennleistung und Nutzungsdauer einen erheblichen Einfluss auf die Gesamtenergiebilanz haben. Anlagen mit geringer Nennleistung und hoher Nutzungsdauer oder mit hoher Nennleistung und geringer Nutzungsdauer werden den Klassen II bzw. III zugeordnet, denen eine mittlere Relevanz für eine kontinuierliche Messung zugeschrieben wird. Anlagen der Klasse IV, die durch eine niedrige Nennleistung und geringe Nutzungsdauer gekennzeichnet sind, werden für eine detaillierte Analyse als nicht relevant eingestuft [Thie11, S. 136–137; Bles17, S. 39]. Diese Grobanalyse kann mithilfe Verfahren der künstlichen Intelligenz (KI) zur automatischen Extraktion relevanter Informationen aus elektrischen Schaltplänen unterstützt werden [Stob23, S. 7006]. Die anschließende Feinanalyse beinhaltet die messtechnische Erfassung von Energiedaten und deckt typischerweise die Anlagen der Klassen I und II aus der Grobanalyse ab [Thie11, S. 137].

Arten der Energiedatenerfassung

Die Energiedatenerfassung lässt sich hinsichtlich des Erfassungszeitraums in temporäre und permanenten Messstellen unterteilen. Alternativ kann eine Unterscheidung anhand der Mobilität der Messgeräte erfolgen, wobei zwischen mobilen, stationären und virtuellen

Energiemessstellen differenziert wird. Die Wahl der Energiedatenerfassungsart beeinflusst maßgeblich die damit verbundenen Kosten für Personal und Hardware als auch die Datenqualität [Soss23, S. 24]. Die Datenqualität wiederum lässt sich gemäß Hild15 [S. 28-29] in 15 Dimensionen unterteilen, wovon die Aktualität, die Genauigkeit und die Abtastrate für das betriebliche Energiemanagement von erhöhter Bedeutung sind [Soss23, S. 24]. Die Aktualität bezieht sich auf die zeitnahe Verfügbarkeit von Systeminformationen, während die Genauigkeit deren Übereinstimmung mit der Realität beschreibt. Hinsichtlich der Abtastrate weist Thie11 [S. 137-138] darauf hin, dass zu grobe Messungen zu einem erheblichen Informationsverlust für spätere Energiedatenauswertung führen. Für eine Feinanalyse wird in Seyf24 [S. 328] der Einsatz temporärer und mobiler Messgeräte empfohlen, um die Investitionskosten für Sensorik gering zu halten. Thie11 [S. 138] empfiehlt hierfür eine Abtastrate von 1 Hz.

2.2.3 Energiedatenauswertung

Die Auswertung von Energiedaten überführt Rohdaten in interpretierbare Informationen und ermöglicht die Darstellung von Veränderungen und Ergebnissen [Brän19, S. 301]. Bereits bei der Planung und Durchführung der Energiedatenerfassung ist sicherzustellen, dass die erfassten Daten auswertbar sind, da nicht auswertbare Daten Mehraufwand ohne Mehrwert verursachen [Brän19, S. 302]. Den Ausgangspunkt der Energiedatenauswertung bildet die Datenaufbereitung. Diese umfasst unter anderem die Umrechnung in physikalische Größen, Normierungen, die Identifikation und Ergänzung fehlender Daten, Plausibilitätsprüfungen sowie die Korrektur fehlerhafter Zuordnungen [Brän19, S. 301].

Ein zentrales Werkzeug der Energiedatenauswertung innerhalb des Energiemonitorings sind EnPIs, die der Quantifizierung der energiebezogenen Leistung dienen. EnBs fungieren dabei als Referenzwerte, um Veränderungen in der energiebezogenen Leistung zu bewerten und Energieeinsparungen während eines Berichtszeitraums zu berechnen [DIN50006, S. 10]. Die Differenz zwischen dem EnPI-Wert und der EnB zeigt Änderungen in der energiebezogenen Leistung auf [DIN50001, S. 29]. Für die Festlegung von EnPIs ist es erforderlich, sowohl deren Nutzergruppen als auch ihre Merkmale zu definieren. Zu den Nutzergruppen zählen beispielsweise die oberste Leitung einer Organisation, Anlagenleiterinnen, Ingenieurinnen oder Externe wie Aufsichtsbehörden oder Kundinnen [DIN50006, S. 15]. Die Merkmale von

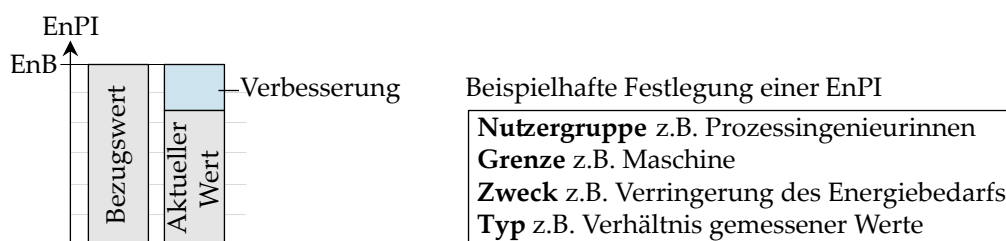


Abbildung 2.6: Beziehung zwischen EnB, EnPI und ihre beispielhafte Festlegung. Darstellung in Anlehnung an Else23 [S. 393] basierend auf DIN50006 [S. 14].

EnPIs können unterschiedliche Abstraktionsebenen einer Fabrik umfassen und einfache Metriken, Verhältnisse, statistische Werte oder Modelle darstellen [DIN50006, S. 21–24]. Zusätzlich sollte der Zweck der EnPIs klar definiert werden, etwa zur besseren Analyse der energiebezogenen Leistung oder zur Überwachung von Energiezielen [DIN50006, S. 21]. [Abbildung 2.6](#) veranschaulicht die Beziehung zwischen EnB, EnPI und ihre beispielhafte Festlegung.

2.3 Wissen im Unternehmen

Die zielgerichtete Nutzung der Ressource Wissen ist im Kontext des energetischen kontinuierlichen Verbesserungsprozesses ein zentraler Bestandteil, dessen Mangel zu den größten Hindernissen für die Steigerung der Energieeffizienz in Unternehmen zählt [ABB 22, S. 8; Soss23, S. 19]. Dieser Abschnitt beschäftigt sich daher mit Wissen im organisationalen Kontext.

2.3.1 Begriffshierarchie Wissen

Wissen baut nach [Aamo95](#) [S. 198] hierarchisch auf Zeichen, Daten und Informationen auf. Auf der untersten Ebene sind Zeichen angesiedelt. Zeichen sind zusammenhangslose kleinste Datenelemente, die aus Buchstaben, Ziffern oder Sonderzeichen bestehen und über Schriftzeichen oder Impulsfolgen wiedergegeben werden können. Werden einzelne Zeichen oder Zeichenfolgen über eine Syntax in einen strukturierten Zusammenhang gebracht, entstehen Daten. Diese Stufe der Begriffshierarchie enthält jedoch noch keinen Verwendungszweck. Aus Daten werden Informationen, wenn durch die Anreicherung mit Semantik ein Bezug zur Realität geschaffen wird. Durch Pragmatik entsteht aus Informationen schließlich Wissen. Demnach wird Wissen durch die zweckdienliche Vernetzung von Informationen generiert. Die Art und Weise der Verarbeitung von Informationen zu Wissen ist kontextspezifisch und geprägt von individuellen Erfahrungen an Personen gebunden. Zusammenfassend ist Wissen zweckgebunden, subjektiv, perspektivisch und erfordert die Kenntnis seiner Herkunft [[Nort11](#), S. 37]. Durch Entscheidungen kann Wissen schließlich zu Aktionen befähigen, um Probleme zu lösen [[Nort11](#), S. 38].

Definition 2.7 Wissen umfasst Kenntnisse und Fähigkeiten zur Problemlösung und entsteht durch die zweckdienliche und kontextabhängige Vernetzung von Informationen. Charakteristisch für Wissen ist dessen Zweckgebundenheit, Subjektivität und Prägung durch individuelle Erfahrungen. Wissen kann durch Entscheidungen zu bestimmten Aktionen führen.

2.3.2 Wissensarten und Wissensumwandlung in Organisationen

Bei der Wissensart werden in der Literatur dichotome Unterscheidungen vorgenommen. Zum einen in implizites und explizites Wissen und zum anderen in privates und kollektives Wissen [Nort11, S. 39]. Beide Begriffspaare sind eng miteinander verzahnt. Implizites Wissen ist das Wissen, das in den Köpfen einzelner Individuen gespeichert ist (engl. embodied knowledge) und auf Erfahrungen, Wahrnehmungen und Werten beruht. Es ist daher subjektiv und schwer zu formalisieren oder weiterzugeben. Implizites Wissen kann sich zum Beispiel als Intuition äußern. Explizites Wissen ist hingegen systematisch und befindet sich außerhalb von Individuen in Medien gespeichert (engl. disembodied knowledge). Es kann artikuliert und elektronisch verarbeitet sowie übertragen werden. Ein Beispiel für explizites Wissen sind Patente. Damit Wissen Organisationen zur Verfügung steht, also über einzelne Personen oder Personengruppen hinaus nutzbar ist, muss Wissen in expliziter Form vorliegen [Nort11, S. 47]. Hierbei unterscheiden Nona95 [S. 72] vier Formen der Wissensumwandlung: Sozialisation, Externalisierung, Internalisierung und Kombination (vgl. Abbildung 2.7).

Sozialisation tritt ein, wenn Personen innerhalb eines Interaktionsfeldes Erfahrungen und mentale Modelle miteinander teilen. Dabei wird implizites Wissen aus bereits bestehendem implizitem Wissen erzeugt [Nona95, S. 72]. Durch Externalisierung wird für Organisationen verwertbares Wissen geschaffen, indem implizites in explizites Wissen überführt wird. Diese Form der Wissensumwandlung wird durch Dialog und kollektives Nachdenken angestoßen und setzt zur Artikulation impliziten Wissens Metaphern oder Analogien ein [Nona95, S. 72]. Internalisierung beschreibt die Wandlung expliziten Wissens zu implizitem Wissen, indem Individuen dokumentiertes explizites Wissen aufnehmen, ergänzen und neu ordnen [Nona95, S. 72]. Kombination erzeugt im Kontext der Wissensumwandlung aus bereits bekanntem explizitem Wissen neues explizites Wissen. Dabei wird bestehendes explizites Wissen vernetzt, zusammengefasst oder in einer anderen Form dargestellt [Nona95, S. 72].

Weiterhin gilt es für die Beschreibung von organisationalem Wissen eine Differenzierung zwischen privatem und kollektivem Wissen vorzunehmen. Auf privates Wissen haben nur einzelne Individuen Zugriff, während kollektives Wissen mehreren Personen gleichzeitig zur Verfügung steht [Rehä96, S. 7]. Implizites Wissen kann kollektiv sein, wenn es in verschiedenen Köpfen vorhanden ist [Rehä96, S. 7]. Explizites Wissen kann dagegen auch privat

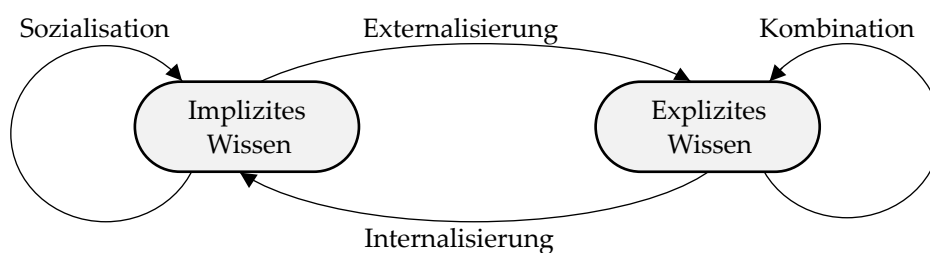


Abbildung 2.7: Vier Formen der Wissensumwandlung. Darstellung in Anlehnung an Nona95 [S. 72].

sein, wenn es durch Verschluss oder Verschlüsselung nur für einzelne Individuen erreichbar ist [Rehä96, S. 7].

Das Wissensmodell nach Paut89 [S. 87] teilt gemäß [Abbildung 2.8](#) organisationales Wissen in fünf Schichten ein, die durch unterschiedliche Wissensarten charakterisiert sind. Die innerste Schicht (1) umfasst das von allen Organisationsmitgliedern geteilte Wissen, das in der Organisationskultur gelebt wird. Dieses Wissen ist tief in der Organisation verankert und bleibt bei Fluktuation von Organisationsmitgliedern erhalten. In der zweiten Schicht (2) befindet sich das individuelle Wissen aller Organisationsmitglieder, welches der Organisation zugänglich gemacht wird. Die ersten beiden Schichten bilden die aktuelle Wissensbasis. Die dritte Schicht (3) beinhaltet auch individuelles Wissen von Organisationsmitgliedern, jedoch solches das der Organisation nicht direkt zugänglich ist. Hieraus wird deutlich, dass die Summe der individuellen Wissensbasen nicht die organisational verfügbare Wissensbasis ergibt. Die vierte Schicht (4) stellt in Bibliotheken oder Katalogen abgebildetes Meta-Wissen dar. Das Meta-Wissen beschreibt Wissen, das der Organisation aktuell nicht zur Verfügung steht, aber für Entscheidungssituation jederzeit abgerufen werden kann. Alle bisher genannten Schichten bilden die latente Wissensbasis. Die fünfte Schicht (5) enthält sonstiges kosmisches Wissen, also Wissen, welches vorhanden ist, von dessen Existenz die Organisation aber keine Kenntnis hat.

2.3.3 Wissensmanagement in Unternehmen

Das Wissensmanagement beschäftigt sich mit der Frage, wie die Ressource Wissen dazu eingesetzt werden kann, um Unternehmensziele zu erreichen. Dies umfasst das Gestalten, Nutzen, Lenken und Entwickeln der organisationalen Wissensbasis [Nort11, S. 177]. Daraus ergeben sich die Aufgaben des Wissensmanagements, die dafür notwendigen infrastrukturellen und organisatorischen Voraussetzungen zu schaffen. Durch die zunehmende Komplexität der Umwelt sowie die Fluktuation menschlicher Wissensspeicher ist der Einsatz

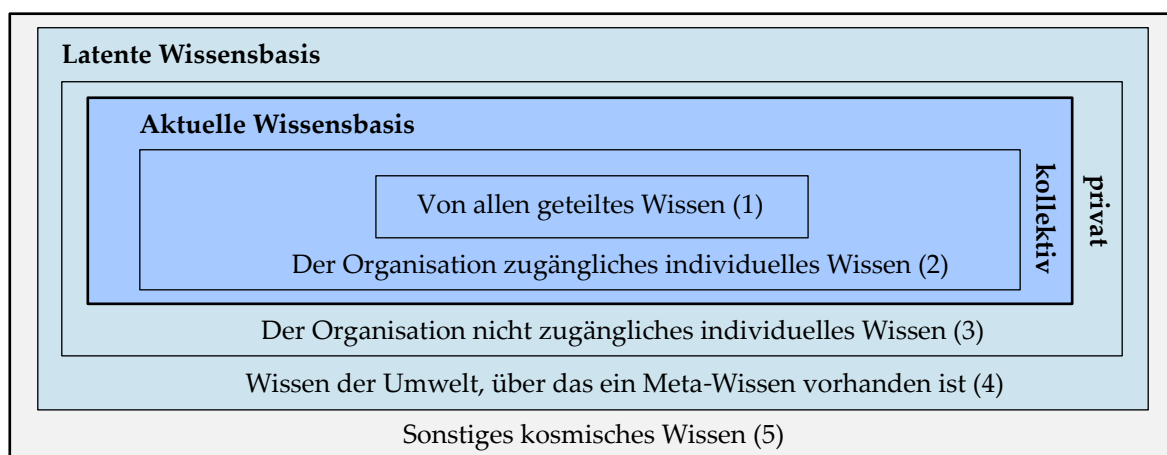


Abbildung 2.8: Schichtenmodell der organisationalen Wissensbasis. Darstellung in Anlehnung an Paut89 [S. 87].

von Informations- und Kommunikationstechnologien zur Unterstützung und Erhaltung der organisationalen Wissensbasis unerlässlich [Rehä96, S. 18].

Definition 2.8 Wissensmanagement umfasst das Gestalten, Nutzen, Lenken und Entwickeln der organisationalen Wissensbasis, um die Ressource Wissen zur Erreichung von Unternehmenszielen einzusetzen. Dazu gehört auch die Schaffung der infrastrukturellen und organisatorischen Voraussetzungen, um dies zu ermöglichen.

In der Literatur existiert eine Vielzahl von Modellen zur Beschreibung von Wissensmanagement in Unternehmen, die die Konsequenz unterschiedlicher Erkenntnisinteressen und Beobachterperspektiven sind [Zaun05, S. 16]. Entsprechend ihrer Nützlichkeit für das Erkenntnisziel dieser Arbeit werden im Folgenden zwei weit verbreitete Modelle betrachtet: Die *Spirale der Wissensschaffung* nach Nona95 [S. 73] und die *Bausteine des Wissensmanagements* nach Prob10 [S. 32].

Spirale der Wissensschaffung

Die *Spirale der Wissensschaffung* nach Nona95 [S. 73] ergänzt die in Abschnitt 2.3.2 eingeführten Wissensarten und deren Umwandlungsformen um ein dynamisches Element sowie eine weitere Dimension. Demnach entsteht Wissen durch den kontinuierlichen Durchlauf der vier Formen der Wissensumwandlung. Die Unterscheidung zwischen implizitem und explizitem Wissen wird in diesem Modell als epistemologische Dimension bezeichnet [Nona95, S. 73]. Nona95 [S. 73] fügen zudem die sogenannte ontologische Dimension hinzu, die eine Unterscheidung zwischen individuellem und kollektivem Wissen vornimmt. Dies wird in

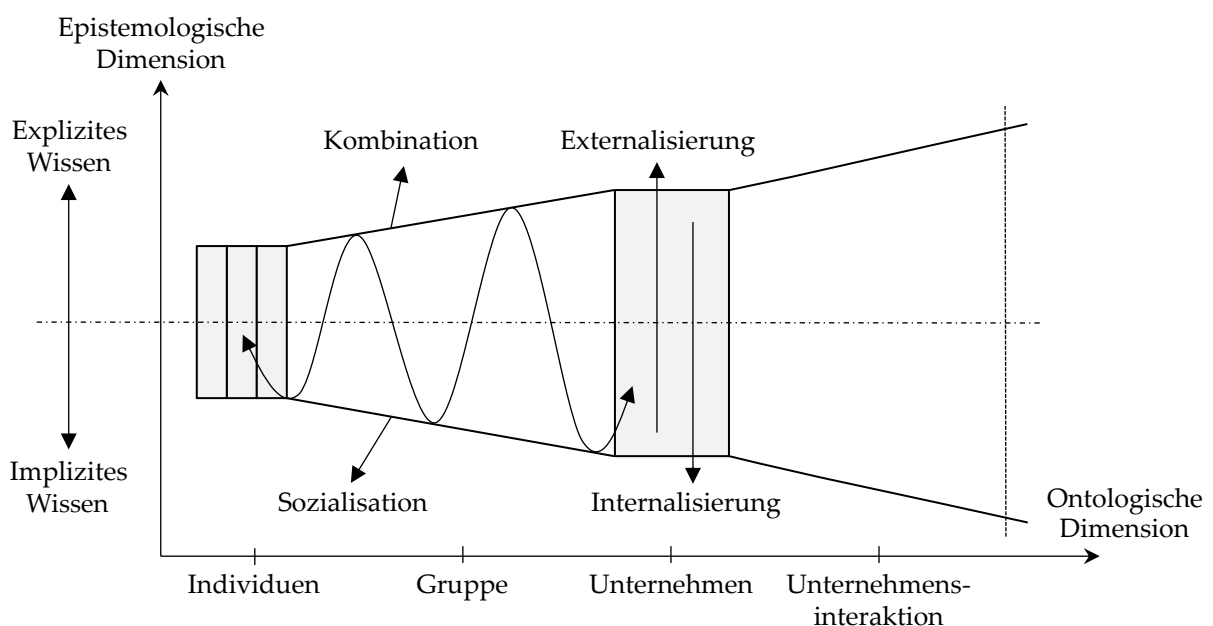


Abbildung 2.9: Spirale der Wissensschaffung in Unternehmen nach Nona95 [S. 73]. Darstellung in Anlehnung an Nona12 [S. 92].

der Tatsache begründet, dass Unternehmen bei der Wissensgenerierung auf das Wissen ihrer Mitglieder angewiesen sind. Durch die sich wiederholenden Wissensumwandlungen wird dieses mobilisierte Wissen verstärkt, sodass es in höhere ontologische Schichten vordringt [Nona12, S. 92–93]. Dieses Modell beschreibt die Wissensschaffung in Unternehmen somit als ein Spiralprozess, der von der individuellen Ebene ausgehend immer mehr Interaktionsgemeinschaften erfasst und die Grenzen von Gruppen, Abteilungen und sogar Unternehmen überschreitet (vgl. [Abbildung 2.9](#)) [Nona12, S. 92].

Bausteine des Wissensmanagements

Während sich das zuvor beschriebene Modell auf die Wissensschaffung im Unternehmen fokussiert, lehnen sich die *Bausteine des Wissensmanagements* nach [Prob10](#) [S. 32] an dem klassischen Managementkreislauf an, in dem Ziele gesetzt, umgesetzt und die Ergebnisse für weitere Zielsetzungen bewertet werden [Nort11, S. 184]. Die Bausteine, wie in [Abbildung 2.10](#) dargestellt, sind aus realen Problemstellungen abgeleitete, zusammengefasste und gruppierte Kernprozesse des Wissensmanagements, die miteinander in Verbindung stehen [[Prob10](#), S. 28].

Wissensziele legen fest, auf welchen unternehmerischen Ebenen welche Fähigkeiten aufgebaut werden sollen. Dabei wird eine Unterscheidung zwischen normativen, strategischen und operativen Wissenszielen getroffen [[Prob10](#), S. 31]. Normative Wissensziele richten sich auf die Schaffung einer wissensbewussten Unternehmenskultur, strategische Wissensziele legen organisationales Kernwissen fest und operative Wissensziele dienen der Umsetzung des Wissensmanagements [[Prob10](#), S. 31]. Der Baustein Wissensidentifikation bezieht sich auf die Schaffung von Transparenz über bereits vorhandenes internes oder externes Wissen [[Prob10](#), S. 29]. Wissenserwerb beschäftigt sich mit der Erschließung externen Wissens, zum Beispiel durch die Rekrutierung von Expertinnen oder die Zusammenarbeit mit innovativen

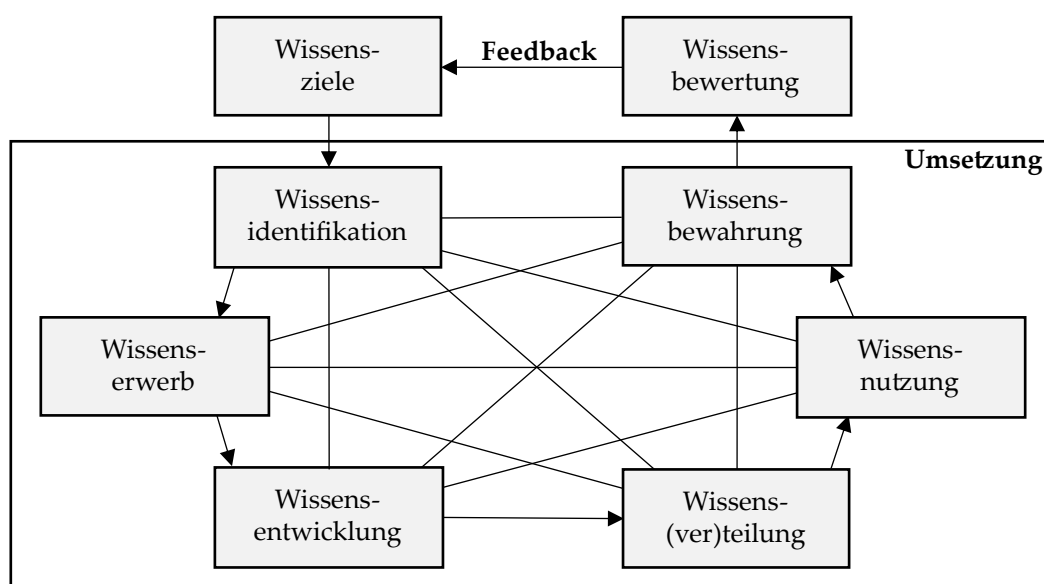


Abbildung 2.10: Bausteine des Wissensmanagements. Darstellung in Anlehnung an [Prob10](#) [S. 32].

Unternehmen [Prob10, S. 29]. Wissensentwicklung befasst sich als komplementärer Baustein zum Wissenserwerb mit der Entwicklung bisher intern oder auch intern und extern noch nicht existierender Fähigkeiten [Prob10, S. 29]. Die (Ver)teilung von Wissen adressiert die Frage, welche Personen über welches Wissen in welchem Umfang verfügen sollten und wie dieser Prozess organisatorisch unterstützt werden kann [Prob10, S. 30]. Ähnlich wie in der Spirale der Wissensschaffung liegt hier der Fokus auf dem Übergang von Wissensbeständen von Individuen auf die Gruppen- und Organisationsebene [Prob10, S. 30]. Die Wissensnutzung wird als eigentlicher Zweck des Wissensmanagements, nämlich als produktiver Einsatz des organisationalen Wissens zum Nutzen des Unternehmens, beschrieben [Prob10, S. 30]. Der Baustein Wissensbewahrung beschäftigt sich mit dem Schutz vor Wissensverlusten, damit verfügbares Wissen auch für die Zukunft erhalten bleibt [Prob10, S. 30]. Die abschließende Wissensbewertung misst die eingangs festgelegten Wissensziele, um deren erfolgreiche Umsetzung zu beurteilen und Korrekturen abzuleiten [Prob10, S. 31].

2.3.4 Wissensträger

Wissen braucht für seine Speicherung und Repräsentation immer einen Träger, wie Objekte, Personen oder Systeme. Zu den Hauptwissensträgern in Unternehmen zählen gedruckte und elektronische Dokumentationen, Datenbanken, die Unternehmenskultur, menschliche Expertinnen sowie Systeme, worunter auch ESs fallen [Rehä96, S. 15].

Dokumentationen werden für die Zusammenfassung und Verwaltung von Dokumenten genutzt, die betriebliche Sachverhalte und Abläufe umfassen. Datenbanken hingegen dienen der gemeinsamen Verwaltung logisch zusammenhängender Daten. So bilden beispielsweise Fertigungsdatenbanken nicht nur Produktionsdaten ab, sondern auch deren Zusammenhänge, Verfahren und Prozesse [Rehä96, S. 15]. Die Unternehmenskultur ist ein soziokulturelles und immaterielles Konstrukt, das von der Mehrheit der Organisationsmitglieder geteilte und akzeptierte Werte, Normen und Wissen umfasst [Rehä96, S. 16]. Sie wird durch Leitbilder begleitet, die Aussagen über Visionen und Ideale treffen, denen sich die Organisation verpflichtet fühlt [Nort11, S. 43]. Expertinnen verfügen durch Erfahrung über Spezialwissen, mit dem sie fachliche Autorität zur Einschätzung zukünftiger Ereignisseintritte begründen [Mach23, S. 892]. Darüber hinaus können sie dieses Wissen erfolgreich auf neue Situationen und Sachverhalte anwenden [Rehä96, S. 16]. In Abgrenzung zu anderen rein sachlichen Wissensträgern können menschliche Expertinnen Wissen auch weiterentwickeln [Rehä96, S. 16].

Definition 2.9 | Expertinnen sind Personen, die über Erfahrung erworbenes Spezialwissen verfügen, woraus sie bei der Wissensanwendung auf neue Situationen und zukünftige Ereignisse ihre fachliche Autorität begründen.

Systeme sind Mengen von Elementen, die durch Beziehungen miteinander verbunden sind. Sie fungieren als Wissensträger, da über die Beziehungen zwischen den Elementen Wissen

über Strukturen und Zusammenhänge abgebildet wird [Rehä96, S. 16]. Im Wesentlichen können demnach alle Systeme, wie zum Beispiel Informationssysteme oder Organisationseinheiten, als Wissensträger verstanden werden [Rehä96, S. 16]. Eine Besonderheit stellen ESs dar, die Wissen nicht nur durch Relationen zwischen den Elementen, sondern explizit durch die Repräsentation innerhalb einer Wissensbasis darstellen [Rehä96, S. 16]. Ein weiteres auszeichnendes Merkmal von ESs im Vergleich zu anderen Wissensträgern ist die Fähigkeit, Wissen nicht nur zu speichern und zu repräsentieren, sondern es auch selbstständig auf neue Probleme anzuwenden und damit als Werkzeug der Wissensverarbeitung zu fungieren [Pupp91, S. 7].

2.4 Expertensysteme

Nachfolgend wird das für diese Arbeit zentrale Konzept der ESs behandelt. Hierfür findet zunächst eine Einordnung des Begriffs und der Ziele statt. Anschließend wird auf die Charakterisierung von ESs, die Besonderheiten ihrer Architektur und die Möglichkeiten, Wissen durch sie zu repräsentieren, eingegangen.

2.4.1 Einordnung und Ziele von Expertensystemen

ESs sind aus der Forschung im Bereich der KI hervorgegangen [DeTo89, S. 233]. KI wiederum kann gemeinhin als Fähigkeit von Computern oder Programmen verstanden werden, menschliche Denkprozesse nachzuahmen [Muna07, S. 7] und wird im Strategiebericht der Bundesregierung in starke und schwache KI unterteilt [Bund18, S. 4]. Starke KI besitzt Eigenschaften, die mit menschlicher Intelligenz vergleichbar sind oder sie sogar übertreffen. Merkmale starker KI sind eine dem Menschen nachempfundene Fähigkeit, sich neuen Problemstellungen anzupassen und dafür notwendige Kompetenzen autonom weiterzuentwickeln [Röse21, S. 33–35]. Weiterhin zeichnet sich starke KI dadurch aus, dass sie selbstständig verborgenen Prozesse, Mechanismen und Ursachen hinter Daten erkennen und erklären kann [Butz21, S. 91]. Dies ist gegenwärtig allerdings außer Reichweite, weswegen sich die Bundesregierung bei ihrer Strategie an der Positionen der schwachen KI für die Lösung von Anwendungsproblemen orientiert [Bund18, S. 5; Butz21, S. 91]. Systeme, die der schwachen KI zuzuordnen sind, sind für definierte Aufgaben konzipiert und daher nicht universell einsetzbar [Röse21, S. 33]. Sie sind auf Grundlage mathematischer Methoden dazu fähig, sich selbst zu optimieren, können aber nicht autonom Kompetenzen weiterentwickeln [Bund18, S. 4; Röse21, S. 35]. Neben Muster- und Spracherkennung, maschinellen Lernen, neuronalen Netzwerken, nennt die Bundesregierung ESs als ein Forschungsfeld der schwachen KI, die derzeit die größte Aufmerksamkeit erfährt [Bund18, S. 12].

Mit der Einführung von ESs können unterschiedliche Problemlagen adressiert werden. Lutz89 [S. 12–14] unterscheiden in ihrem Gutachten Probleme betrieblicher Leistungsfähigkeit, Probleme der Wirtschaftlichkeit und Probleme der Verfügbarkeit von Expertinnen.

Bei Problemen betrieblicher Leistungsfähigkeit zielt der Einsatz von ESs auf die bessere Bewältigung von technisch-organisatorischen Problemen, wie der zunehmenden Komplexität von Fertigungsabläufen oder wachsenden Flexibilitätsanforderungen, ab. Anwendungen von ESs, die durch Probleme der Wirtschaftlichkeit motiviert sind, sollen primär dazu dienen, dem Anstieg von Kostenpositionen entgegenzuwirken. Dadurch sollen beispielsweise durch Personaleinsparungen oder verbesserte Anlagenverfügbarkeit Rentabilität und Wettbewerbsfähigkeit gewahrt werden. Stehen Probleme der Verfügbarkeit von Expertinnen im Vordergrund, ist der vorrangige Nutzen von ESs bisher zu knappes oder zu teures Expertenwissen einem größeren Kreis an Arbeitskräften verfügbar zu machen.

Ferner unterscheiden [Lutz89](#) [S. 28-29] „expertenersetzende“ und „expertenunterstützende“ Einsatzziele. Expertenersetzende Anwendungen verfolgen eine neotayloristische (rechnergestützte tayloristische) Rationalisierungsstrategie. In diesem Zusammenhang sollen ESs qualifizierte Arbeitskräfte möglichst ersetzen oder die Anforderungen an die Kompetenz der Arbeitskräfte vor Ort deutlich mindern. Durch Zweiteres sollen auch Angelehrte in die Lage versetzt werden, die gleichen Tätigkeiten wie Expertinnen oder Fachkräfte zu verrichten, ohne nennenswert an Effizienz oder Wirtschaftlichkeit einzubüßen. Der Erfolg dieses Ansatzes ist allerdings davon abhängig, dass ESs tatsächlich in der Lage sein werden, das Gleiche zu leisten, was auch menschliche Expertinnen leisten können. Im Unterschied zu menschlichen Expertinnen kann diese Form der schwachen KI allerdings nur Probleme lösen und die Lösung in begrenztem Umfang erklären. Die Fähigkeiten Probleme zu verstehen, Randgebiete zu überblicken sowie eigene Kompetenzen einzuschätzen und selbstständig weiterzuentwickeln, fehlen ESs [[Pupp91](#), S. 5–6]. Aufgrund dessen eignen sich ESs insbesondere für die Anwendung innerhalb von Entscheidungsprozessen, in denen diese keine endgültigen Entscheidungen treffen [[Pupp91](#), S. 5–6]. Der in dieser Arbeit behandelte Einsatz von ESs fokussiert sich auf die Perspektive der expertenunterstützenden Einsatzziele. Dabei unterscheiden [Lutz89](#) [S. 28-29] zwei Funktionen. Zum einen sollen ESs Fachkräften als Diagnose-, Planungs- und Entscheidungshilfen fungieren, wodurch sie ihren Verantwortungsbereich besser beherrschen können. Zum anderen werden ESs im Sinne des Wissensmanagements als Mittel verstanden, um jederzeit Wissen zur Überwindung von Qualifikationsdefiziten abrufen zu können. Hierfür wird bislang privates Expertenwissen explizit im Programm dargestellt, wodurch es zugänglich und überprüfbar wird [[Pupp91](#), S. 7]. Für die Unterstützung von Expertinnen lassen sich mehrere Unterziele ableiten, die mit der tatsächlichen oder geplanten Einführung von ESs verfolgt werden [[Lutz89](#), S. 13]:

- Verbesserung der Entscheidungsqualität durch erhöhte Verfügbarkeit an Informationen,
- Steigerung der Verlässlichkeit, Reproduzierbarkeit und Konsistenz von Entscheidungen,
- Beschleunigung von Informationsflüssen und Entscheidungsprozessen,
- Entlastung von Expertinnen bei Routinetätigkeiten,

- Jederzeitige und breit zugängliche Bereitstellung von Expertenwissen,
- Reduktion von Qualifizierungsaufwand durch technische Wissensvermittlung und
- Bewahrung von Expertenwissen bzw. Schutz vor organisationalem Vergessen.

2.4.2 Charakterisierung von Expertensystemen

ESs, auch als wissensbasierte Systeme oder inferenzbasierte Programme bezeichnet, sind Computerprogramme, die Wissen eines eng begrenzten Fachgebiets nutzen, um beim Treffen von Entscheidungen oder Lösen von Problemen zu unterstützen [DeTo89, S. 233; Pupp91, S. 7]. Das gespeicherte Wissen besteht dabei aus Fakten und Informationen sowie deren Verknüpfungsmöglichkeiten zu Lösungsansätzen [Lutz89, S. 7].

Zu den Eigenschaften, die ESs laut Pupp91 [S. 4] vorweisen müssen, zählen eine hohe Problemlösungsfähigkeit, die Transparenz des zugrundeliegenden Lösungswegs sowie die Flexibilität einzelne Wissensfragmente aufwandsarm zu ergänzen, zu verändern oder zu löschen. Als weiteres Kennzeichen nennt Pupp91 [S. 4] die Benutzerfreundlichkeit hinsichtlich des Umgangs mit dem ES, sodass weder Endnutzerinnen noch Expertinnen über programmiersprachliches Vorwissen verfügen müssen. Dieser Punkt wird in Kapitel 6 zum Anlass genommen, eine geeignete Software-Umgebung zu schaffen, um bereits die Entwicklung von ESs möglichst zugänglich zu gestalten.

Abbildung 2.11 stellt den Unterschied des Organisationsprinzips zwischen konventionellen Programmen und ESs dar. Konventionelle Programme bestehen aus Algorithmen, die mit Daten operieren [Pupp91, S. 7–8]. Dies führt in der Regel zu komplexen Kontrollstrukturen, in der die Reihenfolge von Handlungsschritten wie beispielsweise Sequenzen, Verzweigungen und Schleifen festgelegt ist. Erweiterungen erfordern das Verständnis dieser Strukturen [Pupp91, S. 7–8]. Die aus dem starren Kontrollfluss resultierenden Aktionen sind dagegen leicht nachvollziehbar [Pupp91, S. 7–8].

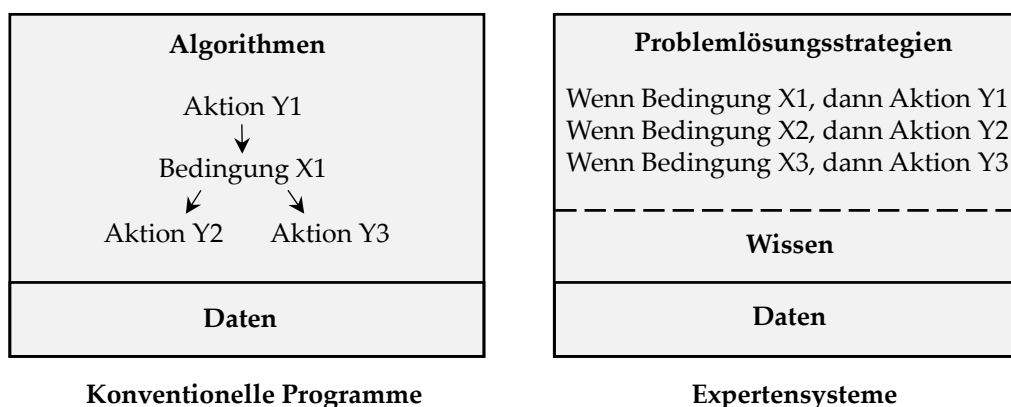


Abbildung 2.11: Unterscheidung des Organisationsprinzips zwischen konventionellen (anweisungsorientierten) Programmen und (regelbasierten) ESs. Darstellung in Anlehnung an Pupp91 [S. 7–8] und Wehk20 [S. 169].

Bei ESs verhält es sich umgekehrt. Die Kontrollstrukturen der Problemlösungsstrategien sind meist einfach gestaltet [Pupp91, S. 7–8]. Dagegen können die resultierenden Aktionen schwer handhabbar werden. Da Erweiterungen jedoch keine Auswirkungen auf die Kontrollstrukturen der Problemlösungsstrategien haben, kann die Wissensbasis unabhängig von diesen Strukturen modifiziert werden [Pupp91, S. 7–8].

Ein weiteres wesentliches Merkmal von ESs zur Abgrenzung gegenüber konventionellen Programmen ist die Nachahmung menschlichen Denkens, indem menschliches Wissen formalisiert, im Computer repräsentiert und entsprechend einer Problemlösungsstrategie manipuliert wird [Pupp91, S. 2]. Dabei ist die Trennung zwischen Wissen und Problemlösungsstrategien für ESs charakteristisch, die durch einen regel- oder objektorientierten Programmierstil realisiert werden kann [Pupp91, S. 1–4]. Weiterhin grenzen sich ESs mit ihrem einfachen Prototyping von anderen Programmen ab. Dies beschreibt die Tatsache, dass bereits frühe Programmversionen mit einer lückenhaften Wissensbasis lauffähig sind und niedrighschwellig sukzessiv erweitert oder aktualisiert werden können [Lutz89, S. 7–8]. Weiterhin wird in der Literatur für die Differenzierung zwischen ESs und herkömmlichen Datenverarbeitungsanwendungen die Ausrichtung des Tätigkeitsfelds von hoch qualifizierten Arbeitskräftegruppen wie Facharbeiterinnen, Technikerinnen und Ingenieurinnen genannt [Lutz89, S. 12].

Definition 2.10 | Expertensysteme sind Computerprogramme, die Wissen eines eng begrenzten Fachgebiets darstellen und nutzen, um expertenähnliche Unterstützung bei Entscheidungsfindungen oder Problemlösungen zu leisten [DeTo89, S. 233; Pupp91, S. 7].

2.4.3 Architektur von Expertensystemen

ESs setzen sich aus mehreren Programmmodulen zusammen, die durch unterschiedliche Beziehungen miteinander in Verbindung stehen. So zeigt sich die in [Abbildung 2.11](#) dargestellte funktionale Trennung zwischen Expertenwissen und Problemlösungsstrategien auch in der Architektur [Pupp91, S. 12]. Allgemein lassen sich ESs gemäß dem in [Abbildung 2.12](#)⁴ gezeigten Aufbau in folgende Komponenten aufteilen:

- Die **Wissensbasis** umfasst eine explizite und deskriptive (nicht prozedurale) Repräsentation von Wissen zur Lösung von Problemen [Styc17, S. 10]. Sie kann in verschiedene Teile aufgeteilt werden [Pupp91, S. 12–13; Wehk20, S. 172]:
 - Das **bereichsspezifische Wissen** deckt allgemeines Wissen über einen Fachbereich ab, das unabhängig von einer konkreten Problemstellung ist. Bucc20 [S. 3] bezeichnen diesen Teil als „Langzeitgedächtnis“ des Systems.

⁴ Hinsichtlich der Darstellung in [Abbildung 2.12](#) ist zu beachten, dass Nutzerinnen und Expertinnen nicht zwangsläufig unterschiedliche Personen sein müssen und der Übergang zwischen diesen Gruppen fließend verläuft. Das bedeutet, dass Nutzerinnen, die sich im Laufe der Nutzung Wissen aneignen, dazu befähigt werden, die Wissensbasis zu modifizieren.

- Das **fallspezifische Wissen** entspricht problemspezifischen Fakten, Daten und Kennwerten. [Bucc20](#) [S. 3] nennen diesen Teil das „Kurzzeitgedächtnis“ des Systems.
- **Zwischen- und Endergebnisse** sind hergeleitetes Wissen, das innerhalb von Problemlösungsprozessen entsteht.
- Die **Inferenzmaschine** ist für die Interpretation und Anwendung des Wissens verantwortlich, um Erkenntnisse zu gewinnen oder Probleme zu lösen [[Pupp91](#), S. 12]. Sie ist daher die Komponente, die die menschliche Entscheidungsfindung simuliert [[Bucc20](#), S. 3].
- Die **Mensch-Maschine-Schnittstelle** ist die Kommunikationsumgebung zwischen Menschen (Experteninnen und sonstigen Nutzerinnen) und ES [[Bucc20](#), S. 3].
- Die **Prozessschnittstelle** dient der Verbindung zu anderen technischen Systemen zur uni- oder bidirektionalen Übertragung von Daten [[Wehk20](#), S. 172]. Bei anderen technischen Systemen kann es sich beispielsweise um Sensorik oder speicherprogrammierbare Steuerungen handeln [[Iosh24b](#), S. 8].
- Die **Wissenserwerbskomponente** ermöglicht es Expertinnen das ES mit neuem Wissen anzureichern oder vorhandenes Wissen zu verändern [[Bucc20](#), S. 3].
- Die **Erklärungskomponente** ist dafür zuständig, den Entscheidungsprozess des ES transparent zu machen. Dadurch sollen zum einen die gefundenen Lösungen nachvollziehbar und überprüfbar sein, sodass deren Akzeptanz gefördert wird [[Pupp91](#), S. 12]. Dies bietet zugleich einen entscheidenden Mehrwert hinsichtlich der Wissens(ver)teilung innerhalb des Wissensmanagements. Zum anderen können dadurch eventuelle Fehler des ES einfacher lokalisiert werden [[Pupp91](#), S. 12].

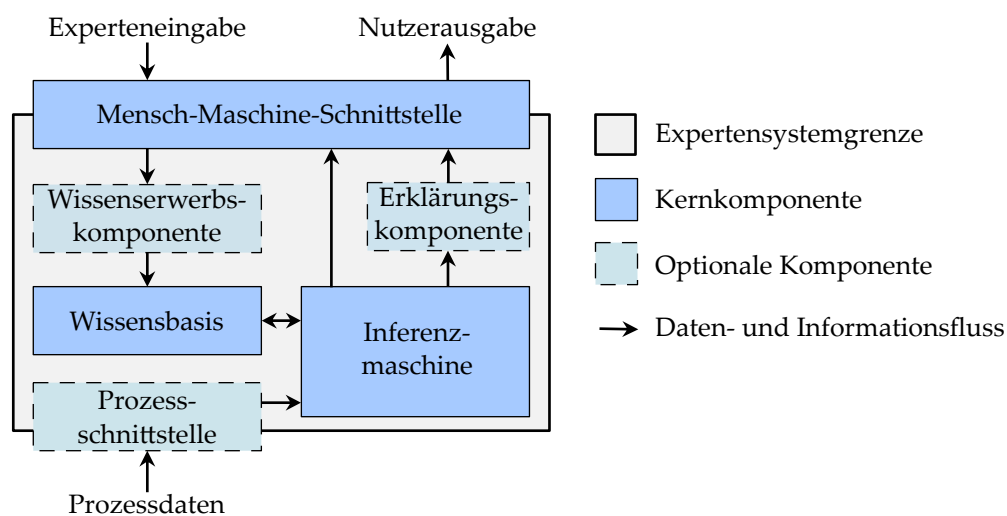


Abbildung 2.12: Prinzipieller Aufbau von ESs. Eigene Darstellung in Anlehnung an [Bucc20](#) [S. 3].

2.4.4 Wissensrepräsentation in Expertensystemen

Damit ESs die Schlussfolgerungsfähigkeit menschlicher Expertinnen simulieren können, muss ihr Wissen formal dargestellt werden [Pupp91, S. 16]. Das heißt, dass die impliziten Gedanken auf kognitiver Ebene in eine geordnete explizite Form auf die Repräsentationsebene überführt werden [Styc17, S. 22]. Die Darstellung auf der Repräsentationsebene ist Gegenstand dieses Unterkapitels. Dazu werden im Folgenden grundlegende Begriffe der Logik und der Aufbau von Produktionsregeln erläutert.

Logische Grundbegriffe

Die Logik beschäftigt sich mit der Formalisierung des intuitiven Schlussfolgerns [Pupp91, S. 20]. Die Prädikatenlogik, ein Teilbereich der Logik, bildet den Ausgangspunkt für viele Arten der Wissensrepräsentation und ermöglicht es, Zusammenhänge zwischen Aussagen zu definieren [Styc17, S. 23–24]. Aussagen enthalten elementare Informationen, die entweder wahr (1) oder falsch (0) sein können und meist durch Großbuchstaben dargestellt werden [Pupp91, S. 16; Styc17, S. 24]. Einzelne Aussagen können durch logische Operatoren miteinander verknüpft werden und dadurch neue Aussagen bilden.

Wichtige logische Operatoren sind die Konjunktion (UND, $\wedge$), die Disjunktion (ODER, $\vee$), die Negation (NICHT, $\neg$) sowie die Implikation (WENN-DANN, $\rightarrow$). Tabelle 2.1 zeigt welche Wahrheitswerte sich bei unterschiedlichen Verknüpfungen der beiden Aussagen A und B einstellen. Eine Ausnahme bildet die Negation, die sich auch nur auf eine Aussage beziehen kann. Ihre Wahrheitswerte sind für die Aussage A in Tabelle 2.2 dargestellt [Styc17, S. 25–32].

Zur Beschreibung allgemeiner Gesetzmäßigkeiten, können in Aussagen anstelle konkreter Elemente Variablen eingesetzt werden, die typischerweise durch Kleinbuchstaben ausgedrückt werden [Pupp91, S. 16–17; Styc17, S. 35]. Solche Aussagen nehmen erst nach Belegung der Variablen mit bestimmten Elementen einen wahren oder falschen Wert an [Styc17, S. 35]. Gelten Aussagen mit Variablen für mehrere Elemente, können sie vereinfacht durch den Allquantor (FÜR ALLE, $\forall$) und den Existenzquantor (ES GIBT, $\exists$) ausgedrückt werden [Pupp91, S. 17]. Gleichung 2.15 stellt eine Aussage A für alle zulässigen Elemente der Variablen x auf. Existiert ein Element x_i für das diese Aussage nicht gültig ist, so ist die Wertigkeit der Aussage falsch [Styc17, S. 35].

$$\forall(x_i) : A \quad (2.15)$$

Die Aussage in Gleichung 2.16 ist dagegen wahr, sofern mindestens ein Element x_i der Aussage A genügt. Hier ist die Aussage also nur dann falsch, wenn kein Element x_i existiert, für das die Aussage A gilt [Styc17, S. 36].

$$\exists(x_i) : A \quad (2.16)$$

Tabelle 2.1: Wahrheitstafel für UND-, ODER- sowie WENN-DANN-Verknüpfung.

A	B	$A \wedge B$	$A \vee B$	$A \rightarrow B$
1	1	1	1	1
1	0	0	1	0
0	1	0	1	1
0	0	0	0	1

Tabelle 2.2: Wahrheitstafel für NICHT-Verknüpfung.

A	$\neg A$
1	0
0	1

Produktionsregeln

Produktionsregeln, häufig auch nur als Regeln bezeichnet, stellen die am weitesten verbreitete Form der Repräsentation bereichsspezifischen Wissens in ESs dar [Pupp91, S. 21; Styc17, S. 48]. Mit ihnen lassen sich kausale als auch heuristische Zusammenhänge gut ausdrücken und sie bieten den Vorteil der leichten Verständlichkeit [Styc17, S. 45; Wehk20, S. 175].

Regeln beschreiben WENN-DANN-Beziehungen zwischen einer Bedingung und einer Aktion. Im Kontext des Schlussfolgerns sind auch die Bezeichnungen der Prämisse und Konklusion geläufig [Krus11, S. 318]. Die Bedingung trifft eine Aussage über eine Situation, in der eine Aktion ausgeführt wird. Die Aktion kann entweder die Herleitung des Wahrheitsgehaltes einer Feststellung sein oder die Durchführung einer Handlung zur Veränderung eines Zustandes [Pupp91, S. 21]. Die Abarbeitung von Regeln kann zwei unterschiedlichen Prinzipien folgen [Pupp91, S. 22–24; Wehk20, S. 175]:

- Die **Vorwärtsverkettung** sucht ausgehend vom gegebenen fallspezifischen Wissen Regeln aus der Gesamtheit aller Regeln aus, deren Bedingungen erfüllt sind. Durch die Ausführung der entsprechenden Aktionsteile entstehen neue Fakten, die zur Veränderung des fallspezifischen Wissens führen. Dies wiederholt sich so lange, bis keine ausführbaren Regeln mehr verfügbar sind.
- Die **Rückwärtsverkettung** geht vom Ziel aus und prüft die Regeln, deren Aktionsteile das Ziel enthalten. Dieses Prinzip eignet sich daher zum Erfragen nach unbekannten Fakten zu gegebenen Zielen.

Die datenbasierte Identifikation von Energieeffizienzpotenzialen entspricht dem Prinzip der Vorwärtsverkettung.

Fuzzy-Logik

Der menschliche Schlussfolgerungsprozess erfolgt meist anhand einer unvollständigen und vagen Informationslage. Ferner lassen sich viele reale Problemstellungen nicht durch die binären Wahrheitswerte der klassischen Logik ausdrücken, weil keine scharfe Grenze zwischen Mitgliedern und Nichtmitgliedern einer Klasse gezogen werden kann [Styc17, S. 85–90]. Die Fuzzy-Theorie liefert für solche Fälle eine Möglichkeit unscharfe Aussagen anhand mathematischer Regeln durch Kriterien der Zugehörigkeit zu charakterisieren [Zade65, S. 383–342]. Demnach können im Gegensatz zur klassischen Logik Aussagen nicht nur entweder wahr oder falsch sein, sondern auch dazwischenliegende Wahrheitswerte annehmen [Styc17, S. 92].

Formal wird in der klassischen Logik die Zugehörigkeit von Elementen x einer Grundmenge X zu einer Teilmenge M durch die charakteristische Funktion $f_M(x)$ nach Gleichung 2.17 und Gleichung 2.18 dargestellt [Styc17, S. 94]:

$$f_M(x) : X \rightarrow \{0, 1\} \quad (2.17)$$

wobei,

$$f_M(x) = \begin{cases} 1 & \leftrightarrow x \in M \\ 0 & \leftrightarrow x \notin M \end{cases} \quad (2.18)$$

Demnach nimmt die charakteristische Funktion $f_M(x)$ den Wert 1 für alle Elemente x an, die der Teilmenge M angehören. Andernfalls nimmt sie den Wert 0 an. In der Fuzzy-Logik wird die Zweielementenmenge $\{0,1\}$ auf das kontinuierliche und geschlossene Intervall $[0,1]$ erweitert:

$$\mu_M(x) : X \rightarrow [0, 1]. \quad (2.19)$$

Die Funktion $\mu_M(x)$ wird als Zugehörigkeitsfunktion bezeichnet, da sie den Zugehörigkeitsgrad eines Elements x zur unscharfen Teilmenge M darstellt. Die Zugehörigkeitsfunktion kann folgende Werte annehmen:

$$f_M(x) = \begin{cases} 1 & \leftrightarrow x \text{ gehört vollständig zu } M \\ 0 & \leftrightarrow x \text{ gehört gar nicht zu } M \\ 0 < \mu_M(x) < 1 & \leftrightarrow x \text{ gehört teilweise zu } M \end{cases} \quad (2.20)$$

Die unscharfe Teilmenge $\mathcal{M}$ ist demnach vollständig durch die Angabe der Paarwerte in [Gleichung 2.21](#) definiert [[Styc17](#), S. 94]:

$$\mathcal{M} = \{(x, \mu_{\mathcal{M}}(x)) \mid x \in X\}. \quad (2.21)$$

Dadurch lassen sich qualitative Eigenschaften (Prädikate) einer Objektklasse, etwa das Energieeffizienzpotenzial, durch linguistische Werte wie *sehr klein*, *klein*, *groß* oder *sehr groß*, beschreiben. Jeder linguistische Wert entspricht dabei einer unscharfen Teilmenge $\mathcal{M}$ der Grundmenge X mit $x \in \mathcal{M}$ [[Styc17](#), S. 94–95]. Als Zugehörigkeitsfunktionen kommen häufig Dreiecks-, Trapez-, Gauß- oder Sigmoidfunktionen zum Einsatz. Anzahl und Form dieser Funktionen basieren in der Regel auf Experteneinschätzungen sowie statistischen Auswertungen [[Styc17](#), S. 96]. Grundlegende Empfehlungen zur initialen Strukturierung werden in [Styc17](#) [S. 94–95] formuliert:

- Der Variablenbereich sollte gleichmäßig unterteilt werden, sofern keine bevorzugten Intervalle vorliegen.
- Allen Teilmengen sollten eindeutige linguistische Bezeichnungen zugewiesen werden.
- Die Anzahl der Teilmengen sollte zwischen drei und fünf liegen, um differenzierte Ergebnisse zu ermöglichen. Zu viele Teilmengen erschweren die Interpretation.
- Symmetrische Dreiecks-Funktionen sind zu bevorzugen. Trapezfunktionen sind bei weiten Wertebereichen oder wenigen Teilmengen sinnvoll, insbesondere bei gleicher Zugehörigkeit.
- Die Zugehörigkeitsfunktionen sollten sich überlappen, um „tote Zonen“ zu vermeiden. Andernfalls ist eine erhöhte Nichtlinearität der Ausgabe zu akzeptieren.

Ähnlich wie in der klassischen booleschen Logik lassen sich auch in der Fuzzy-Logik Beziehungen zwischen unscharfen Mengen durch logische Operatoren ausdrücken. Für diese Arbeit sind insbesondere die UND- sowie die ODER-Verknüpfung von erhöhter Bedeutung, die gemäß [Gleichung 2.22](#) und [Gleichung 2.23](#) durch die Minimum- bzw. Maximum-Funktion definiert sind [[Zade65](#), S. 340–341; [Styc17](#), S. 99]:

$$\mathcal{A} \wedge \mathcal{B} \rightarrow \mu_{\mathcal{C}}(x) = \min\{\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)\}, \quad (2.22)$$

$$\mathcal{A} \vee \mathcal{B} \rightarrow \mu_{\mathcal{C}}(x) = \max\{\mu_{\mathcal{A}}(x), \mu_{\mathcal{B}}(x)\}. \quad (2.23)$$

Mithilfe dieser Verknüpfungen lassen sich unscharfe Regeln formulieren, die analog zur klassischen Prädikatenlogik eine WENN-DANN-Struktur aufweisen [[Styc17](#), S. 117]. Die

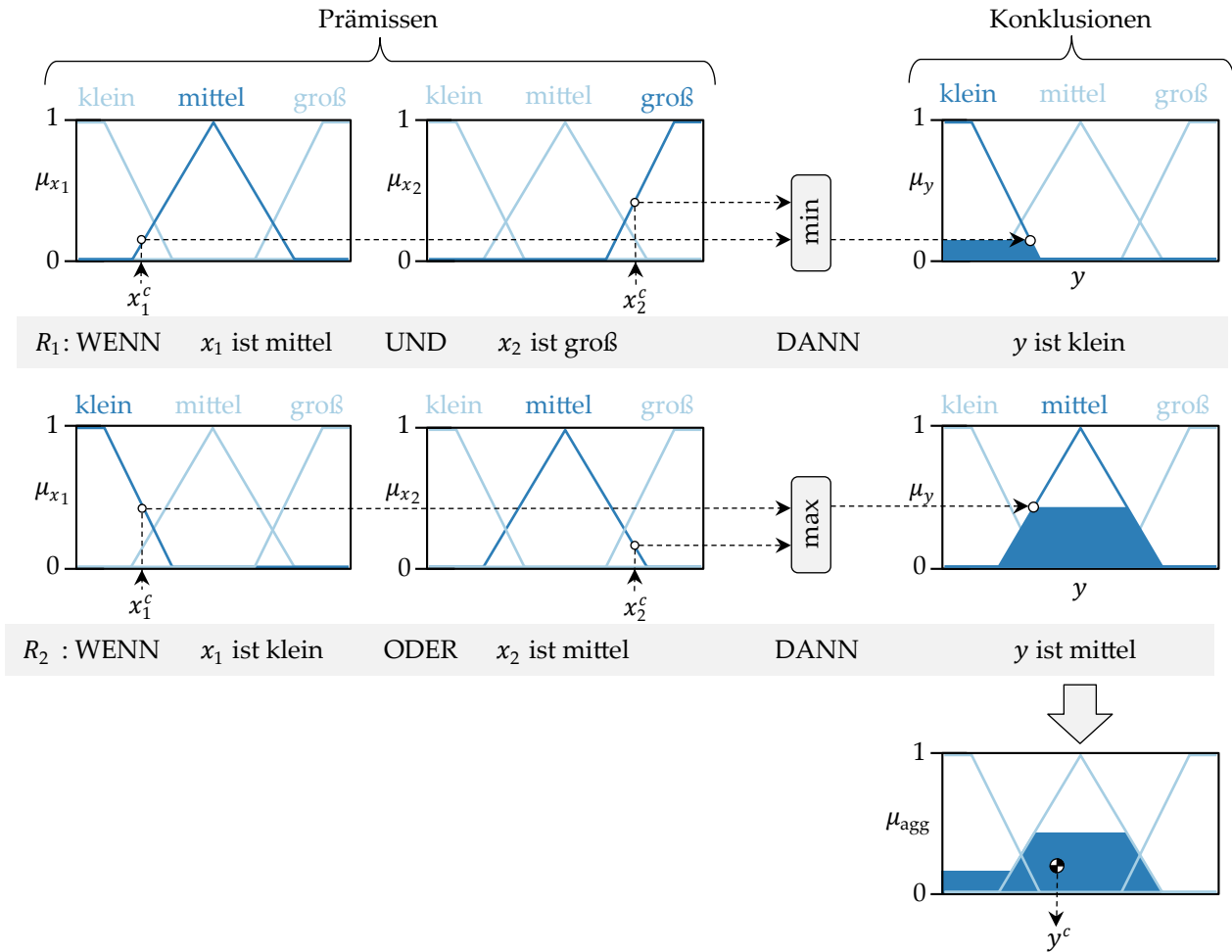


Abbildung 2.13: Schematische Veranschaulichung der Mamdani-Inferenz. Darstellung in Anlehnung an [Krus11](#) [S. 318] und [Styc17](#) [S. 118].

Verarbeitung solcher Regeln wird als Inferenz bezeichnet und bildet das Kernprinzip der Entscheidungslogik. Dabei werden auf Basis gegebener Eingangswerte entsprechende Ausgangswerte ermittelt [[Styc17](#), S. 118].

[Abbildung 2.13](#) zeigt exemplarisch die Verarbeitung zweier Regeln (R_1 und R_2) mit zwei Eingangsgrößen (x_1 und x_2) und einer Ausgangsgröße y . Darin sind scharfe Ein- und Ausgabewerte durch den Exponenten c gekennzeichnet. Alle drei Größen sind jeweils in die linguistischen Werte *klein*, *mittel* und *groß* unterteilt.

Die erste Regel (R_1) in [Abbildung 2.13](#) berechnet entsprechend [Gleichung 2.22](#) das Minimum der beiden Zugehörigkeitsgrade der Eingangsgrößen. Der resultierende Wert wird anschließend auf die unscharfe Menge des zugehörigen linguistischen Werts der Ausgangsvariablen projiziert. Anschließend wird nach dem gleichen Prinzip für die zweite Regel (R_2) entsprechend [Gleichung 2.23](#) das Maximum gebildet [[Styc17](#), S. 117–118]. Bei mehreren Regeln, wie im gezeigten Beispiel, werden die resultierenden unscharfen Mengen zu einer Gesamtfläche zusammengeführt. Für diese aggregierte Fläche wird anschließend der Schwerpunkt y^c gemäß

$$y^c = \frac{\int_Y \mu_{\text{agg}}(y) y \, dy}{\int_Y \mu_{\text{agg}}(y) \, dy} \quad (2.24)$$

berechnet, der dem Wert der scharfen (defuzzifizierten) Ausgabe entspricht [Krus11, S. 319]. Diese Verarbeitung der Regelbasis ist in der Praxis weit verbreitet und wird als Mamdani-Inferenz bezeichnet [Styc17, S. 119].

2.5 Zwischenfazit

Nachdem im ersten Kapitel der energiepolitische und gesellschaftliche Kontext sowie die Zielsetzung, Struktur und Forschungsmethodik dieser Arbeit dargelegt wurden, werden in diesem Kapitel die relevanten Grundlagen behandelt. In [Abschnitt 2.1](#) werden zunächst grundlegende energietechnische Begriffe und Zusammenhänge erläutert. Im Mittelpunkt stehen dabei die extensive Zustandsgröße Energie sowie die zeitabhängige Prozessgröße Leistung. Aufgrund der hohen ökonomischen und ökologischen Bedeutung von Elektrizität im verarbeitenden Gewerbe liegt der Schwerpunkt zudem auf diesem Energieträger und seiner messtechnischen Erfassung.

Anschließend widmet sich [Abschnitt 2.2](#) den Grundlagen des betrieblichen Energiemanagements. Nach einer Einführung in die allgemeine Zielsetzungen des Energiemanagements werden gesetzliche und normative Vorgaben wie § 8 EnEfG, die DIN EN ISO 50001 und der ihr zugrunde liegende Plan-Do-Check-Act-Zyklus erläutert. Ergänzend dazu werden Methoden zur Priorisierung von Energiemessstellen sowie die Bedeutung der Energiedatenanalyse dargestellt.

Nach der inhaltlichen Auseinandersetzung mit der Ressource Energie befasst sich [Abschnitt 2.3](#) mit Wissen im organisationalen Kontext. Entsprechend ihrer Relevanz für das Erkenntnisziel dieser Arbeit werden dabei zwei verbreitete Modelle des Wissensmanagements betrachtet. Zentrale Merkmale dieser Modelle sind die Unterscheidung von Wissensarten, die Prozesse der Wissensumwandlung sowie die Rolle der Wissensträger.

Anknüpfend an den Begriff der Wissensträger wird in [Abschnitt 2.4](#) das Konzept der ESs vorgestellt, das in dieser Arbeit sowohl zur Stärkung des organisationalen Wissens als auch zur Optimierung des Energieeinsatzes beitragen soll. Zunächst erfolgt eine begriffliche und zielbezogene Einordnung. Anschließend werden die Charakteristika von ESs, Besonderheiten ihrer Architektur sowie die Möglichkeiten der Wissensrepräsentation durch sie dargestellt.

3 Stand der Wissenschaft

Es existieren mehrere Literaturstudien, die sich sowohl allgemein mit ESs als auch mit deren Anwendung zur Optimierung industrieller Produktionsprozesse befassen. [Liao05](#) [S. 94-98] bietet einen umfassenden Überblick über ESs unter Einbeziehung von Veröffentlichungen aus den Jahren 1995 bis 2004. Der Einsatz von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz wird in dieser Übersicht jedoch nicht thematisiert. Eine weitere Literaturstudie von [Biel16](#) [S. 245-257] betrachtet Entscheidungsunterstützungsmodelle für eine energieeffiziente Produktionsplanung im Zeitraum von 1983 bis 2015. Dabei werden Produktionssysteme, Energiepreisgesetze und Energieeffizienzkriterien berücksichtigt. Obwohl der Fokus auf der Verbesserung der Energieeffizienz liegt, finden ESs in dieser Arbeit keine Berücksichtigung als Mittel zur Zielerreichung. [Wagn17](#) [S. 87-94] bietet, ähnlich wie [Liao05](#) [S. 94-98], einen breiten Überblick über den Einsatz von ESs im Zeitraum von 1984 bis 2016. Diese Publikation behandelt zahlreiche Einsatzgebiete von ESs, einschließlich der Produktion, jedoch ohne auf den Aspekt der Energieeffizienz einzugehen. [Kuma19](#) [S. 3-20] legen den Schwerpunkt auf den Einsatz von ESs in der Produktionsplanung im Zeitraum von 1981 bis 2016. Thematisiert werden die Handhabung unterschiedlicher Produkte, die Planung von Prozessen, die Auswahl von Werkzeugen, Schweißprozesse sowie die Produktentwicklung. Auch in dieser Übersicht bleibt der Aspekt der Energieeffizienz unberücksichtigt.

Im Unterschied zu den genannten Literaturstudien konzentriert sich dieses Kapitel auf den Einsatz von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz im verarbeitenden Gewerbe. Um den Untersuchungsrahmen nicht zu stark einzugrenzen und Rückschlüsse auf das verarbeitende Gewerbe zu ermöglichen, werden auch andere Industriezweige einbezogen.

3.1 Methodik der systematischen Literaturstudie

Um relevante Publikationen zu ESs zur energetischen Verbesserung in der Fertigung zu identifizieren, wird eine systematische Literaturstudie durchgeführt. Der formale Ansatz der systematischen Literaturstudie zielt darauf ab, Verzerrungen aufgrund von Befangenheit zu reduzieren und möglichst stichhaltige Ergebnisse zum Stand der Wissenschaft zu erhalten [[Tran03](#), S. 207]. Darüber hinaus kann eine systematische Literaturstudie Lücken sowie Bereiche aufzeigen, die weiterer Forschung bedürfen [[Feak09](#), S. 5]. Die systematische Literaturstudie in diesem Kapitel folgt dem Ansatz von [Reyn03](#) [S. 238-240] sowie [Gloc11](#) [S. 150-154], ergänzt durch Elemente von [Tran03](#) [S. 213-214]. Sie besteht aus sechs aufeinanderfolgenden Schritten, die in [Abbildung 3.1](#) dargestellt sind.

Zunächst wird das Forschungsthema durch die Definitionen von Kategorien und zugehörigen Dimensionen (I) beschrieben, um auf die wesentlichen Aspekte eingegrenzt zu werden

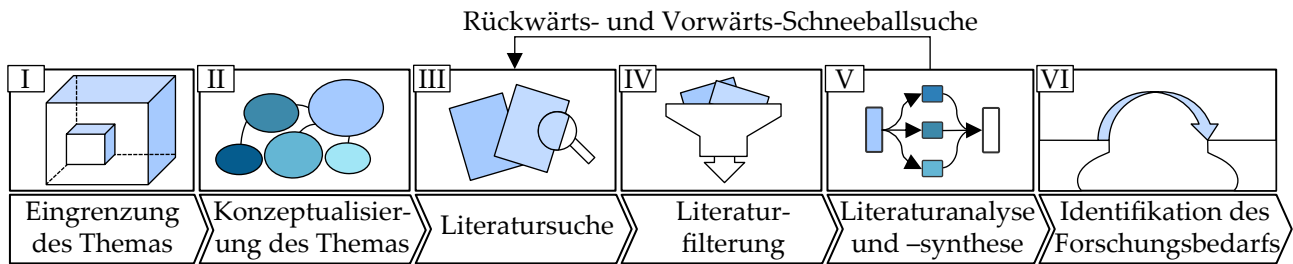


Abbildung 3.1: Schritte der systematischen Literaturstudie. Darstellung aus Iosh24c [S. 3] in Anlehnung an Pant19 [S. 62], basierend auf vom 09 [S. 9].

und die nachfolgenden Schritte zu unterstützen. In der Konzeptualisierung (II) werden Leitfragen für die systematische Literaturstudie sowie Einschluss- und Ausschlusskriterien formuliert. Darüber hinaus werden Schlüsselwörter und die daraus gebildeten Suchanfragen definiert. Anschließend werden für das Themengebiet geeignete Datenbanken ausgewählt und durchsucht (III). Zu diesem Zweck können Datenbanken früherer Literaturanalysen, die dasselbe Themengebiet abdecken, oder Vorschläge von Universitätsbibliotheken für Datenbanken einzelner Forschungsfelder herangezogen werden. Für die Literatursuche werden ausschließlich Metadaten (Titel, Abstract, Schlüsselwörter) berücksichtigt, um Publikationen auszuschließen, die die Suchbegriffe nur in der Bibliografie enthalten. Nach dem Zusammenführen der Treffer aus verschiedenen Datenbanken wird die Literatur durch Anwendung der Einschluss- und Ausschlusskriterien gefiltert (IV). Im nächsten Schritt werden die Volltexte der verbleibenden Publikationen gründlich analysiert (V). Dies beinhaltet das Extrahieren und Zusammenfassen relevanter Informationen aus den Publikationen. Durch die rückwärts- und vorwärtsgerichtete Schneeballsuche werden zusätzliche Publikationen identifiziert. Innerhalb der rückwärtsgerichteten Schneeballsuche werden die Literaturnachweise der ausgewählten Publikationen verwendet, um neue einzuschließende Publikationen auszuwählen. Die vorwärtsgerichtete Schneeballsuche hingegen dient dazu, Publikationen zu finden, die die ausgewählten Publikationen zitieren. Die hinzugefügten Publikationen durchlaufen erneut die Schritte (III) bis (V). Während der Literatursynthese (V) werden wesentliche Merkmale eingeordnet. Abschließend werden die Ergebnisse zusammengefasst, Schlussfolgerungen in Bezug auf die Forschungsfragen der systematischen Literaturstudie gezogen und weiterer Forschungsbedarf identifiziert (VI).

3.2 Eingrenzung und Konzeptualisierung des Themas

ESs zur energetischen Verbesserung in der Fertigung können anhand der Kategorien und Dimensionen in [Abbildung 3.2](#) unterschieden werden. Dabei erfolgt die Unterteilung in Anlehnung an das Klassifizierungsschema von [Walt21b](#) [S. 4] für das Gebiet der Energiemodellierung in der Fertigungsindustrie. Neben der thematischen Eingrenzung unterstützt die Klassifikation auch die Auswahl von Schlüsselwörtern für Suchanfragen und die Analyse der gefundenen Literatur [[Iosh24c](#), S. 3].

Systemgrenze	Fertigungsart	Anwendungsperspektive	Anwendungsschwerpunkt	Anwendungszweck	Art des ES
Fabrik	Einzel-fertigung	System-planung	Energie-effizienz	Transparenz	Regelbasiertes ES
Fertigungszelle /-linie	Wiederholungs-fertigung	Prozess-planung	Energie-flexibilität	Optimierung	Fuzzy ES
Maschine	Varianten-fertigung	Betrieb		Prediction	ML-basiertes ES
Komponente	Serien-fertigung			Forecasting	Hybrides ES
Prozess	Massen-fertigung				

Abbildung 3.2: Kategorien und Dimensionen zur Klassifikation von ESs zur energetischen Verbesserung in der Fertigung aus [Iosh24c](#) [S. 3] in Anlehnung an [Walt21b](#) [S. 4]

Systemgrenze: Im Kontext energiebezogener ES-Anwendungen in der Industrie können fünf Dimensionen in Bezug auf die Systemgrenze unterschieden werden [[Iosh24c](#), S. 4]:

- Fabrik: Abgegrenzte physische Einheit, die mehrere Bereiche, Maschinen und Versorgungsanlagen enthält [[Dufl12](#), S. 588; [Kara11](#), S. 2].
- Fertigungszelle/-linie: Logische Anordnung mehrerer Maschinen zur verbesserten Arbeitsteilung [[West06](#), S. 199].
- Maschine: System aus verbundenen, beweglichen Teilen sowie von Betätigungsgeräten, Steuer- und Energiekreisen zur Ausführung von Fertigungsaufgaben [[VDI4700-1](#), S. 101].
- Komponente: Einzelne Teile oder „Verbraucher“ einer Maschine, die die unterste hierarchische Ebene für die Energiemessung darstellen [[Kara11](#), S. 6].
- Prozess: Wertschöpfender und nicht wertschöpfender technischer oder organisationaler Vorgang [[West06](#), S. 57].

Fertigungsart: Produktionssysteme können durch die Wiederholungshäufigkeit eines Produkts oder einer Produktgruppe charakterisiert werden [[West06](#), S. 198; [Iosh24c](#), S. 4]:

- Einmalfertigung: Auftragsproduktion, bei der Erzeugnisse nur einmal nach Kundenwunsch angefertigt werden [[West06](#), S. 199].
- Wiederholfertigung: Erzeugnisse werden in unregelmäßigen Abständen wiederholt hergestellt, wodurch der Vorbereitungsaufwand abnimmt [[West06](#), S. 199].
- Variantenfertigung: Ähnliche Erzeugnisse des gleichen Grundtyps, die im Allgemeinen den gleichen Fertigungsaufwand aufweisen [[West06](#), S. 199].
- Serienfertigung: Zumeist Auftragsproduktion von standardisierten Erzeugnissen in begrenzten Mengen [[West06](#), S. 199].

- Massenfertigung: Herstellung großer Mengen für einen anonymen Markt. Hohe Anfangsinvestitionen, aber kosteneffektiv bezogen auf das einzelne Erzeugnis [West06, S. 199].

Anwendungsperspektive: In Anlehnung an Walt21b [S. 5-6] unterteilt die Anwendungsperspektive die Phasen, in denen ein ES nutzbringend eingesetzt werden kann [Iosh24c, S. 4]:

- Systemplanung: ESs werden für ein energieoptimiertes Design auf einer hohen Abstraktionsebene eingesetzt, z. B. durch Unterstützung der Auswahl nachhaltiger Technologien.
- Prozessplanung: Das Ziel der Anwendung von ESs in dieser Phase ist die Planung und Optimierung von Fertigungsprozessen, z. B. durch die Optimierung von Prozessparametern.
- Betrieb: ESs werden in dieser Phase während des eigentlichen Fertigungsprozesses eingesetzt, z. B. durch die Erkennung ineffizienter Betriebspunkte.

Anwendungsschwerpunkt: Es lassen sich zwei Dimensionen unterscheiden, auf die sich Studien im Bereich der Energieoptimierung konzentrieren [Iosh24c, S. 4–5]:

- Energieeffizienz: Beschreibt das Verhältnis zwischen den erzielten Ergebnissen und den eingesetzten Ressourcen, wobei sich die Ressourcen auf Energie beschränken [ISO14955-1, S. 4].
- Energieflexibilität: Bezeichnet die „Fähigkeit eines Produktionssystems, sich schnell und prozesseffizient an Änderungen des Energiemarkts anzupassen“ [VDI5207-1, S. 4].

Art des ES: Die Weise, in welcher das Wissen in der Wissensbasis repräsentiert und von der Inferenzmaschine verarbeitet wird, unterscheidet die Art des ES. Die folgenden Dimensionen basieren auf der Kategorisierung von Liao05 [S. 94-95] [Iosh24c, S. 5]:

- Regelbasierte ESs: Regelbasierte ESs stellen Informationen in Form von WENN-DANN-Regeln dar. Durch die Anwendung dieser Regeln werden Operationen durchgeführt, um schließlich zu einer Schlussfolgerung zu gelangen [Liao05, S. 94].
- Fuzzy-ESs: Fuzzy-ESs zeichnen sich dadurch aus, dass sie Unsicherheiten mithilfe von Fuzzy-Logik erfassen und verarbeiten. Während regelbasierte ESs nur Bedingungen oder Schlussfolgerungen zulassen, die entweder wahr oder falsch sind, ermöglichen Fuzzy-ESs auch Bedingungen oder Schlussfolgerungen, die teilweise wahr oder falsch sein können [Liao05, S. 95].
- ML-basierte ESs: Diese Art von ES verwendet maschinelles Lernen (ML) als intelligente Komponente zur Problemlösung. Wie ESs gehört auch ML zum Bereich der schwachen KI und umfasst datengestützte Modelle, die aus Daten lernen können, ohne explizit programmiert werden zu müssen [Ongs17, S. 2].

- Hybride ESs: Hybride ES kombinieren mehrere der zuvor beschriebenen Arten oder integrieren weitere Ansätze. Zusätzliche Ansätze können mathematische Optimierungsmethoden oder physikalische Simulationsmodelle sein.

Anwendungszweck: Es existieren unterschiedliche Absichten, die durch den Einsatz von ES im Kontext der energetischen Verbesserung verfolgt werden können [Iosh24c, S. 5]:

- Transparenz: Zur Schaffung einer fundierten Entscheidungsgrundlage hinsichtlich der Energieeffizienzsteigerung benötigen die Beteiligten ein hinreichendes Maß an Energietransparenz [Poss16, S. 6].
- Optimierung: Unter Optimierung versteht sich im Sinne dieser Arbeit die Verbesserung der Energieeffizienz, sofern sie erforderlich und praktikabel ist.
- *Prediction*⁵: *Prediction* bedeutet, unbekannte Werte anhand bekannter Eingaben zu bestimmen. Für die Energieanalyse heißt das, dass die verfügbaren Beobachtungen zum Zeitpunkt t verwendet werden, um die Energie oder Energieeffizienz zum gleichen Zeitpunkt t vorherzusagen [Walt21b, S. 5].
- *Forecasting*⁵: Hierbei werden Aussagen über die Zukunft getroffen. Bei Energieanalysen werden zukünftige Werte $t + x$ für Energie oder Energieeffizienz auf der Grundlage aktueller und/oder vergangener Informationen zum Zeitpunkt t geschätzt [Box15, S. 1–2].

Ausgehend von der allgemeinen Zielsetzung dieser Arbeit werden für die systematische Literaturstudie die folgenden Leitfragen (LF) formuliert, deren Beantwortung zur Identifikation bestehender Forschungslücken beitragen soll [Iosh24c, S. 5–6]:

LF-1 Welche Industriezweige setzen ESs zur Steigerung der Energieeffizienz ein?

LF-2 Wie werden ESs im verarbeitenden Gewerbe zur Verbesserung der Energieeffizienz eingesetzt?

LF-3 Wie sind ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Industrie aufgebaut und implementiert?

LF-4 Wie werden ESs zur Verbesserung der Energieeffizienz in industriellen Anwendungen entwickelt?

Die Festlegung von Einschluss- (EK) und Ausschlusskriterien (AK) gewährleistet eine konsistente Filterung innerhalb der Literatursuche. Nur die Publikationen, die diesen Auswahlprozess passieren, werden einer vertieften Analyse unterzogen [Iosh24c, S. 6]:

EK-1 Publikationen, die auf Englisch oder Deutsch verfasst sind.

EK-2 Publikationen, die ein Peer-Review durchlaufen haben.

⁵ Es werden die im englischen Sprachraum verbreiteten Begriffe *Forecasting* und *Prediction* verwendet, da keine äquivalenten deutschen Übersetzungen mit hinreichender Differenzierung existieren.

EK-3 Der Volltext ist online verfügbar.

EK-4 Empirische Studien mit Schwerpunkt auf ESs zur Verbesserung der Energieeffizienz in der Industrie.

AK-1 Publikationen, die die Einschlusskriterien nicht erfüllen.

AK-2 Duplikate von bereits eingeschlossenen Publikationen.

AK-3 Ausschnitte aus Forschungsergebnissen.

AK-4 Umfragen oder Metastudien. (Sollten sie jedoch für diese Arbeit relevant sein, finden sie in der Einführung von [Kapitel 3](#) Berücksichtigung.)

Zur Bildung der Suchanfrage werden als nächstes Schlüsselwörter und ihre Synonyme mit ODER-Operatoren verknüpft, um die Suche zu erweitern. Durch die Verwendung von Asterisken (*) werden auch Wörter mit einem gemeinsamen Wortstamm in die Suche einbezogen. Durch UND-Operatoren wird die Suche dagegen eingegrenzt. Die gewählten Schlüsselwörter und deren logische Verbindungen sind in [Tabelle 3.1](#) dargestellt [[Iosh24c](#), S. 6].

Tabelle 3.1: Datenbanken und angewandte Suchanfragen am 8. August 2024 [[Iosh24c](#), S. 6].

Datenbank	Suchanfrage	Ergebnisanzahl
Web of Science	(TS=(energ*) OR TS=(load) OR TS=(electri*) OR TS=(power)) AND (TS=(industr*) OR TS=(manufactur*)) AND (TS=(efficien*) AND (TS=(expert system)))	817
ScienceDirect	(energy OR load OR electricity OR power) AND (industry OR manufacturing) AND (efficiency) AND (expert system)	128
IEEE Xplore	("All Metadata": energ* OR load OR electri* OR power) AND ("All Metadata": industr* OR manufactur*) AND ("All Metadata": efficien*) AND ("All Metadata": expert system)	139
SpringerLink	("energy efficiency") AND (industr* OR manufactur*) AND ("expert system")	270
WorldCat	(energy efficiency) AND (industr* OR manufactur*) AND ("expert system")	314

3.3 Literatursuche und -filterung

Literaturdatenbanken werden unter Bezugnahme auf [dos 23](#) [S. 3], [Pant19](#) [S. 64] sowie [Soln18](#) [S. 2] ausgewählt, die Literaturübersichten zum Themenfeld Energieeffizienz und -flexibilität in der Industrie darstellen. Die fünf berücksichtigten elektronischen Datenbanken sind *Web of Science* [[Clar25](#)], *IEEE Xplore* [[IEEE25](#)], *ScienceDirect* [[Else25](#)], *SpringerLink* [[Spri25](#)] und *WorldCat* [[OCLC25](#)]. Die Funktionalitäten und Suchsyntax dieser Datenbanken unterscheiden sich geringfügig. *ScienceDirect* unterstützt beispielsweise keine Platzhalter wie den Asterisk. Andere Datenbanken, einschließlich *SpringerLink*, erlauben keine Beschränkungen

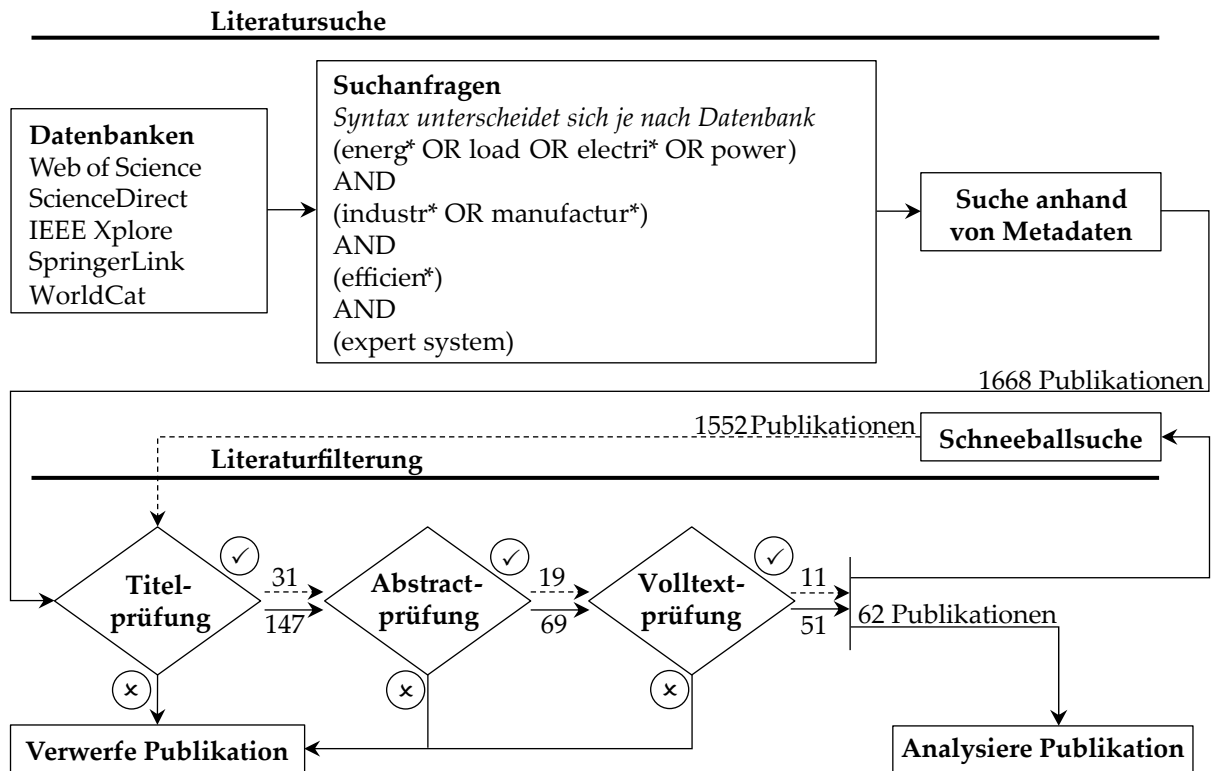


Abbildung 3.3: Überblick über die Literaturrecherche und -filterung [Iosh24c, S. 7].

der Suche auf das Abstract, sodass die Suchanfrage entsprechend angepasst werden muss, um eine praktikable Filterung zu ermöglichen.

Die verwendeten Suchanfragen und die Anzahl der gefundenen Ergebnisse sind in [Tabelle 3.1](#) aufgeführt. [Abbildung 3.3](#) visualisiert den Ablauf des Literaturrecherche- und Filterprozesses. Insgesamt werden 1668 Publikationen durch die Suchanfragen gefunden. Beim Überprüfen der Titel werden 1521 Publikationen gemäß den Ein- und Ausschlusskriterien herausgefiltert, sodass schließlich 147 Ergebnisse verbleiben. Durch die anschließende Analyse der Abstracts reduziert sich die Anzahl auf 69. In der darauffolgenden Volltextsichtung werden weitere 18 Publikationen ausgeschlossen. Ergänzend werden durch die Schneeballsuche 11 relevante Arbeiten identifiziert, sodass letztlich 62 Publikationen für die detaillierte Analyse berücksichtigt werden.

3.4 Literaturanalyse und -synthese

Aus den 62 ausgewählten Publikationen werden zunächst deskriptive Merkmale wie das Veröffentlichungsjahr, der Dokumententyp und die ES-Anwendung erhoben. Jeder Publikation wird für die nachfolgende Analyse und Synthese ein Identifikator (ID) zugewiesen. Diese ist durch eine Nummer und einen Index gekennzeichnet, wobei die Nummer eine fortlaufende Sequenz ist, beginnend mit der ältesten und endend mit der aktuellsten Publikation. Der Index gibt die Relevanzgruppen an, die durch die Anwendungsbereiche der ESs

definiert sind. Gruppe A umfasst ESs im Bereich des verarbeitenden Gewerbes, während Gruppe B sonstige Industriezweige einschließt. [Tabelle 3.2](#) zeigt die Übersicht der analysierten Publikationen.

Tabelle 3.2: Übersicht der analysierten Publikationen [[Iosh24c](#), S. 7–10].

ID	Publikation	Dokumententyp	ES-Anwendung
P _A 1	[Kevi87]	Konferenzbeitrag	Unterstützt die Einstellung technologischer Parameter auf energieoptimierte Arbeitspunkte für das Zementmahlen.
P _B 2	[Miya91]	Konferenzbeitrag	Unterstützt die Steuerung der Verbrennung in kohlebefeuchten Kesseln mit dem Ziel eines effizienten Betriebs.
P _A 3	[Zhu92]	Journalartikel	Unterstützt die multikriterielle Entscheidungsfindung bei Energiesystemanalysen, indem gleichzeitig wirtschaftliche und energierelevante Kriterien berücksichtigt werden.
P _A 4	[Tuma96]	Journalartikel	Wählt Steuerungsstrategien aus, um Energie- und Materialflüsse in vernetzten Produktionseinheiten und -prozessen zu beeinflussen.
P _A 5	[Kont97]	Journalartikel	Dient zur Orientierung bei der Verringerung sensibler Wärmeverluste von Öfen durch den Betrieb mit einem geringem Luftüberschuss.
P _A 6	[Dunn99]	Journalartikel	Unterstützt Fertigungsunternehmen bei der Bewertung ihrer Anlagen, der Minimierung von Abfällen und der Energieeffizienzsteigerung.
P _A 7	[Lau08]	Journalartikel	Sagt Änderungen im Energiebedarf voraus, um Unsicherheiten und Ineffizienzen durch Schwankungen der Produktionsfaktoren zu reduzieren.
P _B 8	[Lin08]	Journalartikel	Verbessert das dreiphasige Gleichgewicht von Verteilungssystemen und reduziert den Neutralstrom von Verteilungsleitungen.
P _B 9	[Soyg09]	Journalartikel	Sagt die Lüftergeschwindigkeit und Klappenöffnungsraten eines Heizungs-, Lüftungs- und Klimatisierungssystems vorher.
P _B 10	[Beck12]	Journalartikel	Ermöglicht eine vollautomatische, benutzerzentrierte Energiekostenanalyse für industrielle Automatisierungssysteme.
P _A 11	[Garc12]	Journalartikel	Diagnostiziert den Verschmutzungszustand und die Wärmeübertragungseffizienz eines Wärmetauschers.
P _A 12	[Klei12]	Journalartikel	Ermöglicht die Ermittlung von Energie- und Betriebskostensenkungen für neue und bestehende Filteranlagen.
P _B 13	[Roy12]	Journalartikel	Prognostiziert den spezifischen Energiebedarf und die Stabilitätsmarge bei auf- und absteigenden Bewegungen eines sechsbeinigen Roboters.
P _A 14	[Mone12]	Journalartikel	Steigert die Energieeffizienz einer petrochemischen Anlage durch Entscheidungshilfen zur Optimierung zukünftiger Betriebspunkte.
P _B 15	[Djat14]	Journalartikel	Bewertet und unterstützt die Effizienzsteigerung landwirtschaftlicher Biogasanlagen anhand spezifischer Leistungskennzahlen.

Fortsetzung auf nächster Seite

Fortsetzung vorheriger Seite

ID	Publikation	Dokumenttyp	ES-Anwendung
P _A 16	[Do14]	Journalartikel	Unterstützt die Auswahl thermischer Prozesstechnologien in der Lebensmittelindustrie unter Berücksichtigung der Nachhaltigkeit.
P _A 17	[Mitr14]	Konferenzbeitrag	Prognostiziert Ofenheizzyklen mit dem Ziel, die gewünschte Produktqualität bei minimalem Energiebedarf zu erreichen.
P _B 18	[Bagh15]	Journalartikel	Prognostiziert und bewertet die Energieeffizienz eines solaren Konvektionstrockners.
P _A 19	[Iqba15]	Journalartikel	Schlägt geeignete Bearbeitungsparameter vor, die zu einem Kompromiss zwischen Energiebedarf, Werkzeugstandzeit und Produktivität führen.
P _B 20	[Ocho15]	Journalartikel	Wählt geeignete Technologien zur energetischen Anpassung von Fassadensystemen für Wohngebäude aus.
P _A 21	[Sing16a]	Journalartikel	Bewertet die Nachhaltigkeitsleistung eines Druckgussprozessplans durch Bestimmung der CO ₂ -Emissionen, des Feststoffabfalls und des Energiebedarfs.
P _A 22	[Sing16b]	Konferenzbeitrag	Bewertet die Nachhaltigkeitsleistung der Fertigung in kleinen und mittleren Unternehmen.
P _A 23	[Teja16]	Konferenzbeitrag	Steuert und optimiert einen Zementdrehrohröfen, um die Energieeffizienz zu verbessern, die Produktivität zu steigern und gleichzeitig eine gute Qualität zu gewährleisten.
P _A 24	[Cai17]	Konferenzbeitrag	Bestimmt den Energieeffizienzstatus eines Fräsprozesses zur Energiebedarfssenkung.
P _A 25	[Deng18]	Journalartikel	Optimiert Schnittparameter für Werkzeugmaschinen auf der Grundlage von Fallunterscheidung.
P _A 26	[Chen18]	Journalartikel	Optimiert Parameter eines Spritzgießprozesses und ermittelt die Energieeinsparungen.
P _B 27	[Fern18]	Journalartikel	Wendet Energierichtlinien an, die auf dem Abschalten von Maschinen basieren, um den Energiebedarf von Rechenzentren zu reduzieren.
P _A 28	[Gar018]	Journalartikel	Bewertet die Auswirkungen der Bodenbehandlung und von Mineraldünger auf die Energieeffizienz und Leistungsfähigkeit von Zuckerhirse in der Bioethanollieferkette.
P _A 29	[Buro19]	Konferenzbeitrag	Optimiert die Energieeffizienz eines laufenden Produktionsprozesses durch Nutzung verstreuter Daten aus mehreren verteilten Quellen.
P _B 30	[Debn19]	Journalartikel	Optimiert Parameter von Solarluftkollektoren mit Wellplatten unter verschiedenen klimatischen Bedingungen.
P _A 31	[Simm19]	Journalartikel	Verbessert die Stabilität einer Zementmühle und reduziert den Energiebedarf in einem Zementmühlenkreislauf.
P _A 32	[Wang19]	Journalartikel	Versetzt Maschinen in Fertigungssystemen mit Demontage- und Montagearbeitsplätzen zum geeigneten Zeitpunkt in einen Ruhezustand.

Fortsetzung auf nächster Seite

Fortsetzung vorheriger Seite

ID	Publikation	Dokumenttyp	ES-Anwendung
P _A 33	[Zhao19]	Journalartikel	Plant die Wiederaufbereitung von Motoren, um die dafür aufgewendete Energie zu minimieren.
P _A 34	[Bucc20]	Journalartikel	Bestimmt das Potenzial zur Steigerung der Energieeffizienz in brasilianischen Industriebetrieben und verwaltet Wissen im organisationalen Umfeld.
P _A 35	[Grig20]	Journalartikel	Unterstützt Entscheidungen zum Energiemanagement für kleine und mittlere Unternehmen.
P _B 36	[Khay20]	Journalartikel	Sagt die Leistung eines Anaerobreaktors zur Biogasproduktion aus Kuhdung und Teeabfällen für unterschiedliche Mischverhältnissen vorher.
P _B 37	[Kim20]	Journalartikel	Stellt mehrere Entscheidungspfade für das Design von kleinen und mittelgroßen Gebäuden vor, um ein Gleichgewicht zwischen wirtschaftlichem Wert und Energieeffizienz anzustreben.
P _A 38	[Petr21]	Konferenzbeitrag	Unterstützt die Verbesserung der Energieeffizienz von Werkzeugmaschinen, indem Energieeffizienzmaßnahmen vorgeschlagen und priorisiert werden.
P _A 39	[Qu21]	Journalartikel	Prognostiziert den Zustand von Sinteröfen zur Fehlerdiagnose mit dem Ziel, den Energiebedarf beim Schmelzen zu senken.
P _B 40	[Davy22]	Journalartikel	Unterstützt die Planung des Ladevorgangs einer Elektrofahrzeugflotte, indem jedem Elektrofahrzeug eine Priorität für den Anschluss an die Ladestation zugewiesen wird.
P _A 41	[Iosh22]	Konferenzbeitrag	Identifiziert Leckagen sowie erhöhte Strömungswiderstände in hydraulischen Systemen und quantifiziert potenzielle Energieeinsparungen.
P _A 42	[Kala22]	Journalartikel	Steigert die Produktionsleistung von Industriemischern hinsichtlich Produktqualität, Homogenität, Zeit und Energieeinsparungen.
P _B 43	[Li22]	Journalartikel	Prognostiziert die energetischen Auswirkungen der Kommissionierung für verschiedene Arten von öffentlichen Gebäuden.
P _A 44	[Mend22]	Journalartikel	Charakterisiert die nominale Leistung einer Fabrik in Bezug auf Produktion und Energiebedarf.
P _B 45	[Rahm22a]	Journalartikel	Schlägt für Fertigungsprojekte einen energieeffizienten, ressourcenbeschränkten Projektplan vor, der eine Lieferantenauswahlstrategie integriert.
P _B 46	[Rahm22b]	Journalartikel	Prognostiziert die thermohydraulische Leistung von Solarluftherzern, die mit schräg gebrochener Rauheit versehen sind.
P _B 47	[Tale22]	Journalartikel	Bestimmt die Dauer des Ruhemodus und die Datenübertragungsrates eines Gesundheitsmonitoringsystems zur Optimierung des Energiebedarfs.
P _A 48	[Wang22]	Journalartikel	Findet Lösungen zur Wahrung des Gleichgewichts zwischen Ressourcenbedarf und Prozesskennzahlen für einen Doppelstrom-Bauxit-Aufschlussprozess.

Fortsetzung auf nächster Seite

Fortsetzung vorheriger Seite

ID	Publikation	Dokumenttyp	ES-Anwendung
P _A 49	[Chou23]	Journalartikel	Optimiert Parameter beim Elektronenstrahlschweißen von Inconel 825, um die Energiezufuhr zu minimieren, ohne die Produktqualität zu beeinträchtigen.
P _B 50	[Duma23]	Journalartikel	Reduziert den Kraftstoffverbrauch von Kabinenheizungen in Notunterkünften und steigert deren Effizienz.
P _A 51	[Iosh23a]	Konferenzbeitrag	Analysiert den Energiebedarf von Kammerreinigungsmaschinen und schlägt Maßnahmen zur Verbesserung der Energieeffizienz vor.
P _A 52	[Pere23]	Journalartikel	Steuert und optimiert Schleifprozessparameter basierend auf überwachten Leistungsdaten.
P _A 53	[Wang23]	Journalartikel	Unterstützt metallverarbeitende Betriebe bei der Auswahl von Binder Jetting, direktem Metall-Lasersintern oder Fräsen.
P _B 54	[Redd23]	Journalartikel	Optimiert Parameter von sandbeschichteten Solarluftkollektoren für verschiedene klimatische Bedingungen.
P _A 55	[Bana23]	Journalartikel	Bietet Industrieunternehmen, Entwicklerinnen und Planerinnen Strategien zur Steigerung der Energieeffizienz in multikriteriellen Entscheidungsprozessen an.
P _A 56	[Ilić23]	Journalartikel	Erstellt Wartungspläne für Stromgeneratoren, die auf Bewertungen von menschlichen Expertinnen abgestimmt sind.
P _A 57	[Moha23]	Konferenzbeitrag	Empfiehlt optimale Parameterwerte zur Steuerung eines Spritzgießprozesses.
P _A 58	[Nadi23]	Journalartikel	Schlägt Steuerungsrichtlinien zur Senkung des Energiebedarfs von Wärmerückgewinnungssystemen in einer Zellstoff- und Papierfabrik vor.
P _A 59	[Iosh24b]	Journalartikel	Identifiziert ineffiziente Parametereinstellungen, berechnet potenzielle Energieeinsparungen und priorisiert Maßnahmen für eine Durchlaufreinigungsanlage.
P _A 60	[Lour24]	Konferenzbeitrag	Schätzt die elektrischen Parameter des Ersatzschaltkreises für Drehstrom-Asynchronmotoren, um die Systemeffizienz und Zuverlässigkeit zu erhöhen.
P _A 61	[Pawu24]	Journalartikel	Stellt Bedienpersonal Steuersignale zur Verwaltung eines mehrdimensionalen, nichtlinearen und nichtstationären Zementmahlprozesses zur Verfügung.
P _B 62	[Shar24]	Journalartikel	Sagt geeignete Konfigurationen für Photovoltaikanlagen unter Teilverschattung voraus.

3.4.1 Kookkurrenzanalyse von Schlüsselwörtern

Um die Ergebnisse der Datenbanken im Hinblick auf ihren semantischen Zusammenhang zu untersuchen, wird unter Nutzung der Software *VOSviewer* [van 10] eine Analyse der gemeinsamen Schlüsselwortvorkommen durchgeführt. Dadurch können dominante Fokusbereiche

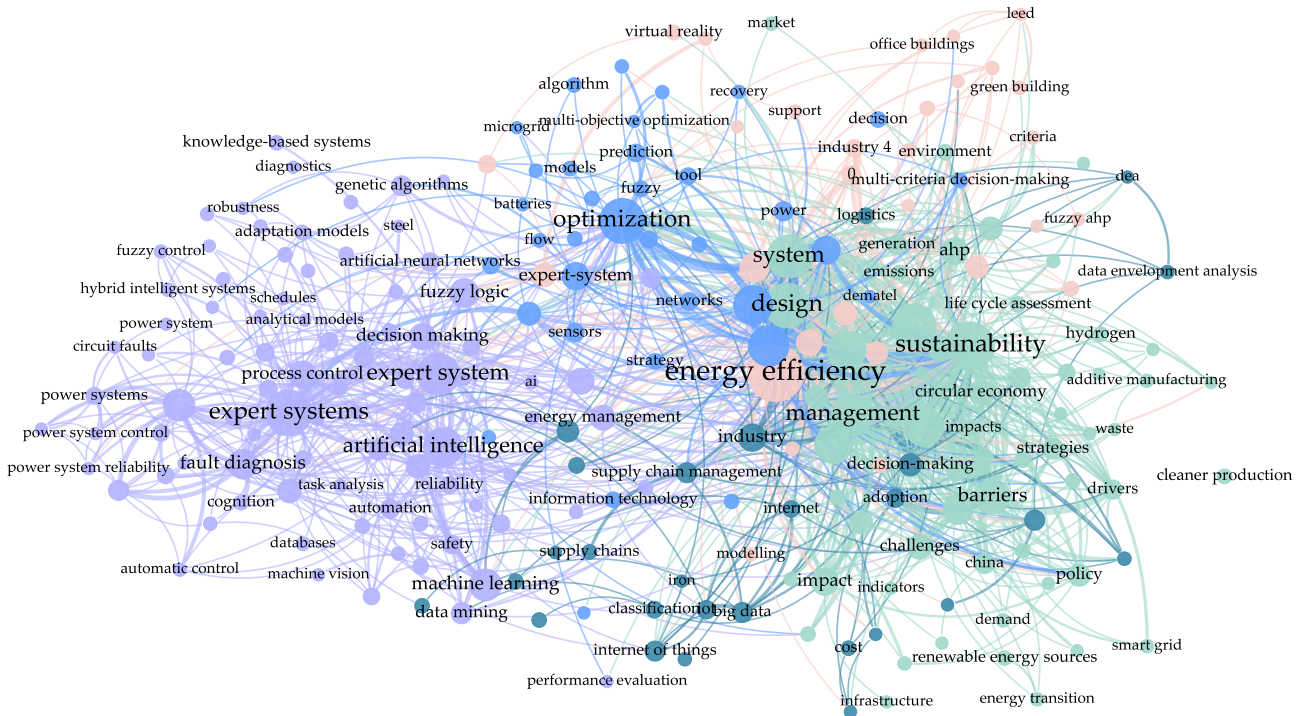


Abbildung 3.4: Kookkurrenz-Netzwerk von Schlüsselwörtern [Iosh24c, S. 10].

hervorgehoben und mögliche Lücken aufzeigt werden, in denen weiterer Forschungsbedarf besteht.

Für diese Analyse werden die Ergebnisse aus *Web of Science* [Clar25], *ScienceDirect* [Else25] und *IEEE Xplore* [IEEE25] im *Research Information System (RIS)*-Format exportiert. Die beiden Datenbanken *SpringerLink* [Spri25] und *WorldCat* [OCLC25] werden aufgrund fehlender Exportfunktionen ausgeschlossen. Trotz dieser Einschränkung ermöglicht die hohe Anzahl der einbezogenen Publikationen eine umfassende Übersicht über die Forschungslandschaft.

In der von *VOSviewer* erstellten [Abbildung 3.4](#) werden die Schlüsselwörter auf der Grundlage ihres gemeinsamen Auftretens gruppiert. Häufig zusammen auftretende Schlüsselwörter werden durch größere Cluster repräsentiert, während Verbindungslinien zwischen Clustern das gemeinsame Aufkommen von Schlüsselwörtern in Publikationen aufzeigen. Einer der größten Cluster umfasst ESs (engl. expert system(s)) sowie verschiedene andere KI-Technologien. Weitere relevante Cluster sind von den Begriffen Nachhaltigkeit (engl. sustainability), Energieeffizienz (engl. energy efficiency) und Optimierung (engl. optimization) geprägt. Auffällig ist, dass die Verbindungen zwischen Nachhaltigkeit und ESs sowie zwischen Energieeffizienz und ESs weniger ausgeprägt sind, was auf eine mögliche Forschungslücke hinweist.

3.4.2 Publikationsverteilung nach Quellen und Jahren

Die 62 identifizierten Publikationen setzen sich aus 49 Journalartikeln und 13 Konferenzbeiträgen zusammen, wobei beide Dokumenttypen über den betrachteten Zeitraum weitgehend

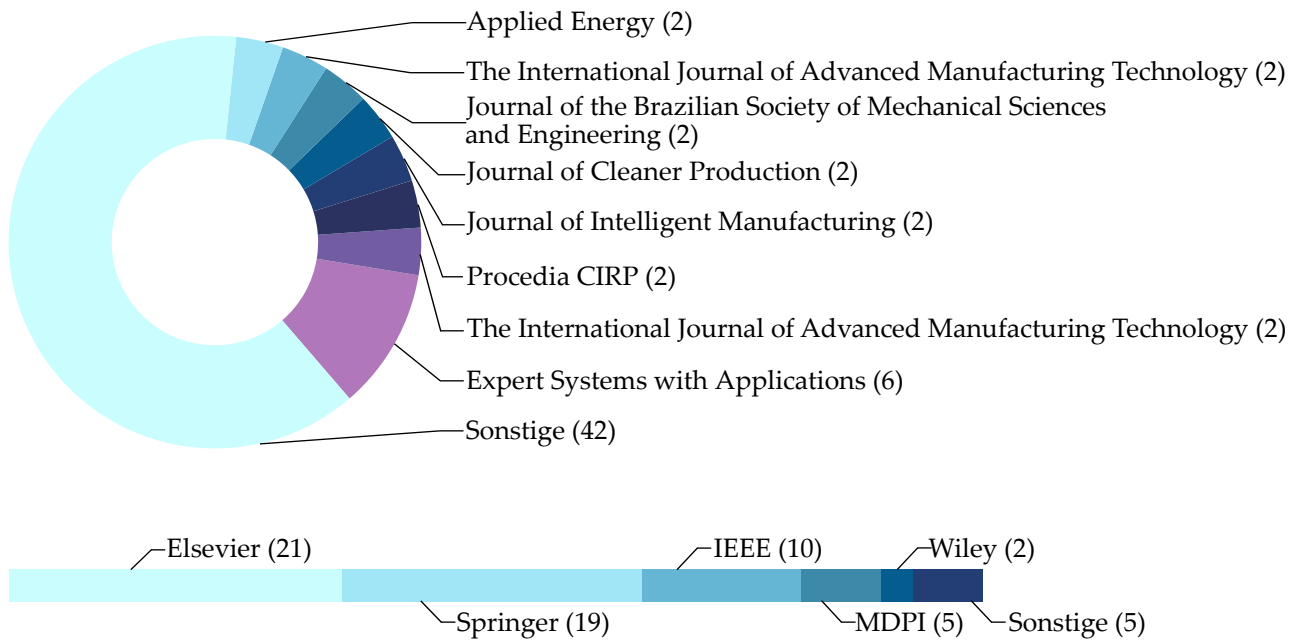


Abbildung 3.5: Verteilung der analysierten Publikationen nach Journals, Konferenzbänden und Verlagen [Iosh24c, S. 11].

gleichmäßig verteilt sind. Wie in [Abbildung 3.5](#) dargestellt, konzentrieren sich die Veröffentlichungen nicht auf wenige Journals oder Konferenzbände, sondern verteilen sich auf insgesamt 50 unterschiedliche Quellen. Die stärkste Häufigkeit findet sich bei *Expert Systems and Applications* mit insgesamt sechs Publikationen. Weitere in [Abbildung 3.5](#) aufgeführte Quellen enthalten jeweils zwei Beiträge. Die verbleibenden 42 Journals und Konferenzbände sind jeweils mit einer einzelnen Publikation vertreten. Hinsichtlich der Verlage verzeichnet Elsevier mit 21 Publikationen die höchste Anzahl, gefolgt von Springer (19), IEEE (10), MDPI (5) und Wiley (2). Jeweils eine Publikation entfällt auf fünf weitere Verlage.

[Abbildung 3.6](#) zeigt die zeitliche Verteilung der analysierten Publikationen, differenziert nach den beiden Relevanzgruppen. Die Literatursuche erfolgte ohne zeitliche Einschränkung, sodass Arbeiten aus dem Zeitraum von 1987 bis 2024 in die Analyse einbezogen wurden. Das Jahr 2024 ist jedoch nur teilweise berücksichtigt, da die Recherche im August desselben

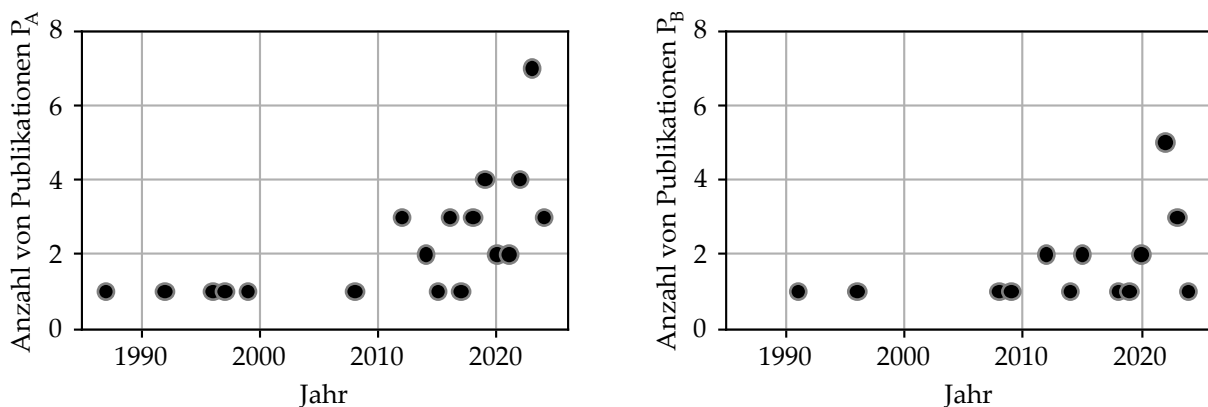


Abbildung 3.6: Veröffentlichungsjahre der analysierten Publikationen [Iosh24c, S. 11].

Jahres abgeschlossen wurde. Bis 2009 wurden lediglich vereinzelt einschlägige Publikationen veröffentlicht. Ab dem Jahr 2012 ist ein Anstieg der durchschnittlichen Publikationszahl in beiden Gruppen zu beobachten. Auffällig ist dabei insbesondere der deutlich stärkere Zuwachs der Veröffentlichungen in Gruppe A innerhalb der letzten zehn Jahre im Vergleich zur Gruppe B.

3.4.3 Geografische Verteilung der Autorinnen

Die institutionelle Zugehörigkeit der Autorinnen stellt eine zusätzliche Informationsquelle dar, die aus den Metadaten der analysierten Publikationen extrahiert wurde. [Abbildung 3.7](#) illustriert die geografische Verteilung der Autorinnen. Die Mehrheit ist Institutionen in China zugeordnet (38), gefolgt von Deutschland (29), Indien (28), den Vereinigten Staaten (14) und Spanien (14). Die größte Konzentration an Autorinnen findet sich auf den Kontinenten Asien (110), Europa (86) und Nordamerika (18). Weitere Autorinnen sind an Institutionen in Südamerika (9), Afrika (9) und Australien (4) tätig. Ein zeitlicher Trend in Bezug auf die Veränderung der Publikationshäufigkeit nach Ländern oder Kontinenten lässt sich nicht feststellen.

3.4.4 Kategorisierung der Literatur

In diesem Abschnitt werden die Publikationen der Relevanzgruppe A gemäß [Tabelle 3.2](#) nach Systemgrenze, Fertigungsstart, Anwendungsperspektive, Anwendungsschwerpunkt und Art des ES kategorisiert. Da die Publikationen der Relevanzgruppe B nicht das verarbeitende Gewerbe adressieren, erfolgt ihre Einordnung ausschließlich anhand der Anwendungsperspektive, des Anwendungsschwerpunkts und der Art des ES. Hinsichtlich der Systemgrenze ([Tabelle 3.3](#)) sind alle Dimensionen vertreten, wobei der größte Anteil auf die Dimension Prozesse entfällt, die etwa ein Drittel der Publikationen in Gruppe A um-

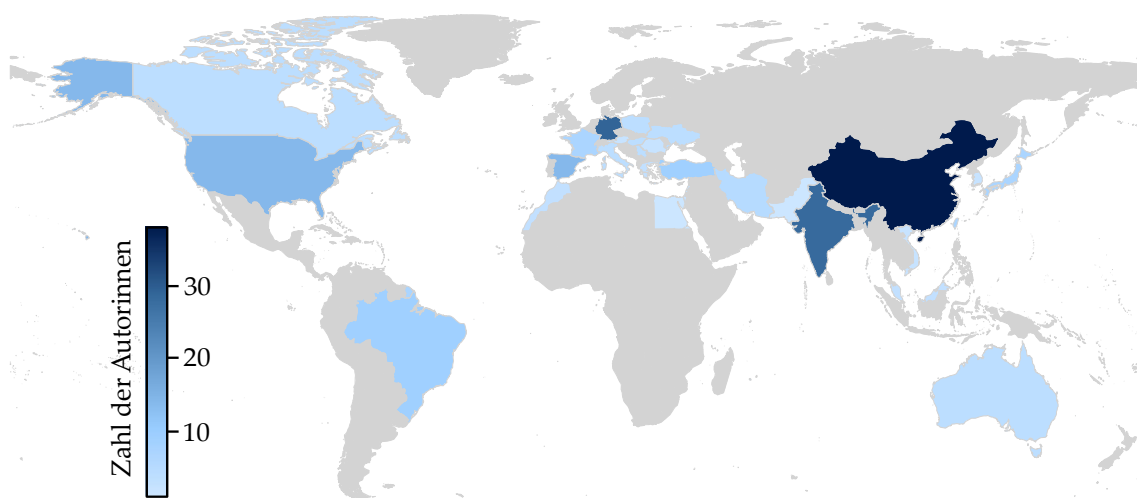


Abbildung 3.7: Globale Verteilung der Autorinnen [[Iosh24c](#), S. 12].

fasst. Die Betrachtung der Fertigungsarten ([Abbildung 3.4](#)) zeigt eine klare Fokussierung auf Serien- und Massenfertigung. In Bezug auf die Anwendungsperspektive ([Tabelle 3.3](#)) konzentriert sich der Großteil der Publikationen auf die Prozessplanung sowie den Betrieb. Der Anwendungsschwerpunkt der betrachteten ESs ([Tabelle 3.5](#)) besteht vorrangig darin, Energietransparenz herzustellen und Energieoptimierungen zu ermöglichen. Darüber hinaus existieren einige Publikationen, die sich mit der Vorhersage oder Prognose energiebezogener Informationen befassen. Bei der Art des ES ([Tabelle 3.7](#)) sind reine ML-basierte ESs am seltensten vertreten, während regelbasierte ESs, Fuzzy-ESs und hybride ESs nahezu gleichmäßig verteilt sind. Hybride ESs sind Kombinationen aus regelbasierten und Fuzzy-ESs (P_A16), regelbasierten und ML-basierten ESs (P_A11, P_A35, P_A38, P_A52), Fuzzy- und ML-basierten ESs (P_A4, P_B9, P_B13, P_B18, P_B54, P_B56, P_A59), regelbasierten oder Fuzzy-ESs mit Anwendung mathematischer Optimierungsalgorithmen (P_A25, P_A45, P_A48, P_A49), ML-basierte ESs mit Simulationsmodellen (P_A41, P_A57, P_A58) und regelbasierten ESs gekoppelt mit Simulationsmodellen (P_B10).

Tabelle 3.3: Kategorisierung von Publikationen der Gruppe A nach Systemgrenze [[Iosh24c](#), S. 12].

	Fabrik	Fertigungszelle/- linie	Maschine	Komponente	Prozess
Publikation	P _A 6; P _A 7; P _A 22; P _A 34; P _A 35; P _A 44; P _A 45; P _A 55	P _A 4; P _A 16; P _A 21; P _A 29; P _A 31; P _A 32; P _A 33; P _A 53; P _A 55	P _A 14; P _A 17; P _A 19; P _A 28; P _A 38; P _A 52; P _A 55	P _A 3; P _A 11; P _A 17; P _A 38; P _A 41; P _A 55; P _A 60	P _A 1; P _A 5; P _A 12; P _A 17; P _A 23; P _A 24; P _A 25; P _A 26; P _A 38; P _A 39; P _A 48; P _A 49; P _A 51; P _A 55; P _A 57; P _A 58; P _A 59

Tabelle 3.4: Kategorisierung von Publikationen der Gruppe A nach Fertigungsart [[Iosh24c](#), S. 13].

	Einmalfertigung	Wiederholfertigung	Serienfertigung	Massenfertigung
Publikation	P _A 53	P _A 35; P _A 53	P _A 4; P _A 7; P _A 16; P _A 19; P _A 21; P _A 24; P _A 25; P _A 26; P _A 32; P _A 33; P _A 38; P _A 39; P _A 44; P _A 51; P _A 52; P _A 53; P _A 57; P _A 59	P _A 1; P _A 4; P _A 5; P _A 7; P _A 14; P _A 17; P _A 19; P _A 21; P _A 23; P _A 24; P _A 25; P _A 26; P _A 28; P _A 31; P _A 32; P _A 33; P _A 38; P _A 39; P _A 44; P _A 48; P _A 51; P _A 52; P _A 53; P _A 55; P _A 57; P _A 58; P _A 59; P _A 60; P _A 61

Tabelle 3.5: Kategorisierung von Publikationen der Gruppe A nach Anwendungsperspektive [Iosh24c, S. 13].

	Systemplanung	Prozessplanung	Betrieb
Publikation	P _A 3; P _A 16; P _A 35; P _A 55; P _A 60	P _A 1; P _A 4; P _A 6; P _A 12; P _A 16; P _A 19; P _A 21; P _A 22; P _A 25; P _A 26; P _A 28; P _A 29; P _A 33; P _A 34; P _A 45; P _A 48; P _A 52; P _A 53; P _A 57; P _A 58; P _A 59	P _A 1; P _A 5; P _A 7; P _A 11; P _A 14; P _A 17; P _A 23; P _A 24; P _A 31; P _A 32; P _A 38; P _A 39; P _A 41; P _A 44; P _A 49; P _A 51; P _A 52; P _A 59; P _A 61

Tabelle 3.6: Kategorisierung von Publikationen nach Anwendungszweck [Iosh24c, S. 13].

	Transparenz	Optimierung	Prediction	Forecasting
Publikation	P _A 1; P _A 5; P _A 6; P _B 10; P _A 11; P _A 12; P _B 13; P _B 15; P _A 16; P _A 21; P _A 22; P _A 24; P _A 26; P _B 30; P _A 31; P _A 34; P _A 35; P _A 38; P _B 40; P _A 41; P _B 43; P _A 44; P _B 46; P _A 51; P _A 52; P _A 53; P _B 54; P _A 57; P _A 59	P _A 1; P _B 2; P _A 3; P _A 4; P _B 8; P _B 9; P _B 10; P _A 12; P _A 14; P _B 15; P _A 16; P _A 17; P _A 19; P _B 20; P _A 23; P _A 25; P _A 26; P _B 27; P _A 28; P _A 29; P _B 30; P _A 31; P _A 32; P _A 33; P _A 35; P _B 37; P _A 38; P _A 39; P _B 40; P _A 41; P _B 42; P _B 43; P _A 45; P _B 47; P _A 48; P _A 49; P _B 50; P _A 51; P _A 52; P _B 54; P _A 55; P _A 57; P _A 58; P _A 59; P _A 60; P _A 61; P _B 62	P _A 12; P _B 13; P _B 18; P _A 19; P _B 27; P _A 28; P _B 36; P _A 41; P _B 43; P _A 57; P _A 59; P _A 61	P _A 6; P _A 7; P _A 11; P _A 35; P _A 51; P _B 56; P _A 58

3.5 Identifikation des Forschungsbedarfs

Im Folgenden werden die in [Abschnitt 3.2](#) formulierten FFs beantwortet und diskutiert, um weiteren Forschungsbedarf zu identifizieren.

3.5.1 Klassifikation von Expertensystemen nach Wirtschaftszweigen

Zur Beantwortung von LF-1, welche Industriezweige ESs zur Steigerung der Energieeffizienz verzeichnen, wird die Klassifikation der Wirtschaftszweige des Statistischen Bundesamtes in Deutschland herangezogen [Stat08]. [Tabelle 3.8](#) gibt einen Überblick über die analysierten Publikationen entsprechend diesem Klassifikationsschema, die sich demnach sechs Wirtschaftszweigen zuordnen lassen.

Ein Teil der betrachteten Publikationen lässt sich nicht eindeutig einem spezifischen Wirtschaftszweig zuordnen, da entweder Querschnittstechnologien adressiert werden oder ent-

Tabelle 3.7: Kategorisierung von Publikationen nach Art des ES [Iosh24c, S. 13].

	Regelbasierte ESs	Fuzzy-ESs	ML-basierte ESs	Hybride ESs
Publikation	P _A 1; P _A 3; P _A 5; P _A 6; P _B 8; P _A 12; P _A 17; P _B 20; P _A 21; P _A 24; P _A 26; P _B 27; P _A 29; P _A 31; P _A 34; P _B 37; P _B 43; P _A 53	P _B 2; P _A 7; P _B 15; P _A 19; P _A 22; P _A 23; P _A 28; P _B 30; P _A 32; P _A 33; P _B 36; P _A 39; P _B 40; P _B 42; P _B 46; P _B 47; P _B 50; P _A 51; P _A 55; P _B 62	P _A 14; P _A 44; P _A 60; P _A 61	P _A 4; P _B 9; P _B 10; P _A 11; P _B 13; P _A 16; P _B 18; P _A 25; P _A 35; P _A 38; P _A 41; P _A 45; P _A 48; P _A 49; P _A 52; P _B 54; P _B 56; P _A 57; P _A 58; P _A 59

sprechende Angaben fehlen. Hervorzuheben ist jedoch eine auffällige Konzentration des Einsatzes von ESs in der Metallerzeugnisherstellung. Darüber hinaus verdeutlicht [Tabelle 3.8](#) erneut, dass mit 66 % die Mehrheit der ESs zur Steigerung der Energieeffizienz im verarbeitenden Gewerbe (Relevanzgruppe A) verortet ist.

3.5.2 Einsatz von Expertensystemen im verarbeitenden Gewerbe

Bezüglich der Leitfrage, wie ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung eingesetzt werden (LF-2), lässt sich feststellen, dass ESs mit einer größeren Systemgrenze übertragbarer sind als solche mit einer restriktiveren Systemgrenze. So beschreiben [Dunn99](#) [S. 72-75], [Lau08](#) [S. 1814-1823], [Sing16b](#) [S. 611-612], [Bucc20](#) [S. 6-10] und [Grig20](#) [S. 17-27] ESs mit Systemgrenzen auf Fabrikebene, die jedoch vorrangig für vorläufige oder allgemeine Energieanalysen eingesetzt werden. Im Gegensatz dazu zeigen ESs mit einer eingeschränkteren Systemgrenze, wie in [Garc12](#) [S. 3017-3020], [Do14](#) [S. 119], [Sing16a](#) [S. 1293-1295], [Petr21](#) [S. 5067] und [Iosh23b](#) [S. 7-9] beschrieben, eine höhere Anwendbarkeit für vergleichbare Anwendungsfälle, ohne dass umfassende Anpassungen erforderlich sind. Die übrigen Publikationen der Relevanzgruppe A beschreiben ES, deren Einsatz auf spezifische Fallstudien beschränkt ist. Eine Übertragung auf andere Maschinen, Systeme oder Prozesse ist in diesen Fällen nur mit erheblichem Anpassungsaufwand möglich.

[Tabelle 3.5](#) zeigt zudem, dass der Einsatz von ESs vornehmlich entweder auf die Planung von Fertigungsprozessen unter dem Aspekt der Energieeffizienz vor dem eigentlichen Betrieb oder auf die Optimierung im laufenden Betrieb ausgerichtet ist. Die energieeffiziente Planung neuer Energiesysteme wird hingegen nur selten adressiert und spielt eine untergeordnete Rolle. Darüber hinaus verdeutlicht [Tabelle 3.6](#), dass der primäre Anwendungszweck von ES in der Schaffung von Energietransparenz liegt. Diese dient als Grundlage für weiterführende Analyse- und Verbesserungsprozesse. Zudem tragen viele Systeme unmittelbar zur energetischen Optimierung bei.

Tabelle 3.8: Klassifikation von Publikationen nach Wirtschaftszweigen [Iosh24c, S. 14].

Wirtschaftszweig	Abteilung	Publikation
Verarbeitendes Gewerbe	Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	P _A 12; P _A 16
	Herstellung von Textilien	P _A 4; P _A 7
	Herstellung von chemischen Erzeugnissen	P _A 14; P _A 28
	Herstellung von Kunststoffwaren	P _A 26; P _A 57
	Herstellung von keramischen Wand- und Bodenfliesen	P _A 55
	Herstellung von Zement	P _A 1; P _A 12; P _A 23; P _A 31; P _A 61
	Eisen- und Stahlerzeugung sowie -bearbeitung	P _A 17; P _A 21; P _A 49
	Erzeugung und erste Bearbeitung von Aluminium	P _A 4; P _A 48
	Herstellung von Metallerzeugnissen	P _A 19; P _A 24; P _A 25; P _A 38; P _A 39; P _A 41; P _A 51; P _A 52; P _A 53; P _A 59
	Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen	P _A 33; P _A 35; P _A 44
	Herstellung von Holz- und Zellstoff, Papier, Karton und Pappe	P _A 58
	Sonstige	P _A 3; P _A 6; P _A 11; P _A 22; P _A 29; P _A 32; P _A 34; P _A 45; P _A 60
Energieversorgung	Elektrizitätserzeugung	P _B 56
	Elektrizitätsverteilung	P _B 8
	Gaserzeugung	P _B 15; P _B 36
	Wärme- und Kälteversorgung	P _B 2
Baugewerbe	Elektroinstallation	P _B 62
Erbringung von freiberuflichen, wissenschaftlichen und technischen Dienstleistungen	Architektur- und Ingenieurbüros	P _B 20; P _B 37; P _B 43
Informationsdienstleistungen	Datenverarbeitung, Hosting und damit verbundene Tätigkeiten	P _B 27
Verkehr und Lagerei	Sonstige Personenbeförderung im Landverkehr	P _B 40
Gesundheits- und Sozialwesen	Krankenhäuser	P _B 47
Sonstige		P _B 9; P _B 10; P _B 13; P _B 18; P _B 30; P _B 42; P _B 46; P _B 50; P _B 54

3.5.3 Struktur und Implementierung

LF-3 befasst sich mit der Struktur und Implementierung von ESs. Alle in den 62 analysierten Publikationen beschriebenen ESs verfügen über eine Wissensbasis, eine Inferenzmaschine und eine Mensch-Maschine-Schnittstelle, die wie in [Abbildung 2.12](#) dargestellt miteinander verbunden sind. Einige Publikationen, darunter [Bucc20](#) [S. 577] und [Grig20](#) [S. 14], beschreiben darüber hinaus gesonderte Module zum Wissenserwerb und zur Erklärung. Das in der Wissensbasis gespeicherte Expertenwissen kann in verschiedenen Formen vorliegen, darunter mathematische Formeln [[Kevi87](#), S. 161], historische Messdaten [[Miya91](#), S. 1514], physikalische und technische Zusammenhänge [[Tuma96](#), S. 93–96], Regeln [[Lin08](#), S. 1491] und Fakten [[Do14](#), S. 117–118]. Auch für den Wissenserwerb werden unterschiedliche Ansätze genannt. Dazu gehören Erhebungen aus Literatur [[Do14](#), S. 116; [Pere23](#), S. 4] und Expertenconsultationen [[Do14](#), S. 116; [Bucc20](#), S. 6; [Pere23](#), S. 4]. Je nach Art des ES ([Tabelle 3.7](#)) ergeben sich Unterschiede in der Repräsentation des Wissens und in der Art und Weise, wie die Inferenzmaschine das in der Wissensbasis gespeicherte Wissen nutzt, um Erkenntnisse zu gewinnen oder Probleme zu lösen. Die Kommunikation zwischen Mensch und ES (Mensch-Maschine-Schnittstelle) kann auch durch verschiedene Instrumente realisiert werden, darunter interaktive Fragebögen [[Kevi87](#), S. 158; [Dunn99](#), S. 73], Messdateneingaben [[Iosh23b](#), S. 6] sowie die Ausgabe von Informationen in Form von Texten oder grafischen Darstellungen [[Ocho15](#), S. 505].

Wie die analysierten Publikationen zeigen, kann die Softwareimplementierung von ESs sehr unterschiedlich erfolgen. [Kevi87](#) [S. 158] verwenden Fortran und Assembler als Programmiersprachen. Neuere Publikationen implementieren ihre ESs in Excel [[Do14](#), S. 119], C [[Iqba15](#), S. 1224], CLIPS [[Bucc20](#), S. 5], Python [[Petr21](#), S. 5066] und LabVIEW [[Wang23](#), S. 3]. Darüber hinaus setzen mehrere Publikationen kombinierte Programmieransätze ein, um Simulationsmodelle oder Datenbanken in ESs zu integrieren, darunter [Deng18](#) [S. 905], [Iosh22](#) [S. 1232], [Li22](#) [S. 7], [Moha23](#) [S. 4-5], [Nadi23](#) [S. 14-15] und [Iosh24b](#) [S. 8-10].

3.5.4 Entwicklung von Expertensystemen für industrielle Anwendungen

Viele der analysierten Publikationen folgen bei der Entwicklung ihrer ESs ähnlichen sequenziellen und teilweise iterativen Schritten (LF-4). Diese Schritte lassen sich wie folgt zusammenfassen [[Iosh24c](#), S. 15–16]:

- Situationsanalyse: Erarbeitung eines Überblicks über die Ausgangssituation in Verbindung mit einer Analyse des zu lösenden Problems [[Lau08](#), S. 1815–1816].
- Parameteridentifikation: Identifikation relevanter Parameter und Einflussfaktoren, insbesondere solcher, die sowohl kontrollierbar als auch energetisch signifikant sind [[Mone12](#), S. 9862; [Li22](#), S. 3].

- Datengenerierung und -erfassung: Die Datenerhebung erfolgt entweder mittels Simulationsmodellen [Kevi87, S. 160] oder durch experimentelle Untersuchungen [Iqba15, S. 1219–1223]. In den analysierten Publikationen überwiegt die experimentelle Datengenerierung.
- Datenbereinigung und -vorverarbeitung: Dazu zählen beispielsweise Filterung [Mone12, S. 9862] und Skalierung [Debn19, S. 5], sowie weiterführende Verfahren wie die Diskriminanzanalyse [Mone12, S. 9862] oder Merkmalsselektionsverfahren [Wang23, S. 3].
- Erstellung einer Wissensbasis und Wissensrepräsentation: Das domänenspezifische Expertenwissen wird wie in Abschnitt 3.5.3 beschrieben erfasst und repräsentiert.
- Modellierung: Entwicklung von mathematischen [Li22, S. 5–7] oder datengetriebenen Modellen [Tuma96, S. 96–97]. Der Modellierungsprozess ist dabei abhängig von der jeweiligen Modellart.
- Anwendung und Validierung: Die entwickelten ESs können sowohl qualitativ durch Nutzerbefragungen als auch quantitativ anhand von Fallstudien validiert werden [Li22, S. 3].

Einige Publikationen beschreiben konkrete Vorgehensweisen zur Entwicklung ihrer ESs. In Bucc20 [S. 5] wird ein inkrementelles Entwicklungsmodell angewendet, das sich jedoch ausschließlich auf die softwarebasierte Umsetzung bezieht und keine detaillierte Beschreibung der einzelnen Entwicklungsphasen enthält. Dagegen orientiert sich die gesamte Entwicklung in Li22 [S. 3] am **Design Science Research**-Paradigma und gliedert sich in die drei Phasen: Konzeptionelles Design, Werkzeugentwicklung sowie Anwendung und Validierung. Im Rahmen des konzeptionellen Designs werden relevante Einflussfaktoren identifiziert, Berechnungsregeln festgelegt und iterativ verfeinert. Darauf aufbauend erfolgt die softwaretechnische Umsetzung in der Phase der Werkzeugentwicklung. Abschließend wird das entwickelte ES sowohl qualitativ als auch quantitativ validiert.

Iosh24b [S. 5] übertragen den in Li22 [S. 3] beschriebenen Entwicklungsansatz auf das verarbeitende Gewerbe. Dieser umfasst die Identifikation relevanter Maschinen und kontrollierbarer Parameter, die Erfassung von Messdaten, die Entwicklung von ML- und Simulationsmodellen, die Festlegung geeigneter EnPIs, die Formulierung einer Regelbasis sowie die Integration sämtlicher Teilsysteme. Für jeden dieser Schritte werden praxisnahe Implementierungsansätze aufgezeigt. Wie auch bei Li22 [S. 3] bilden Anwendung und Validierung zentrale Bestandteile der ES-Entwicklung und können durch iterative Verfeinerungen ergänzt werden. Zusätzlich beschreibt Iosh24b [S. 4-5] Personas mit jeweils erforderlichen Fähigkeiten zur Durchführung der einzelnen Entwicklungsschritte.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass verschiedene Entwicklungsansätze für ESs im Kontext der Energieeffizienzsteigerung in der Industrie existieren, die jedoch häufig auf gemeinsamen Elementen basieren. Die überwiegende Zahl der in der Literatur beschriebenen

Ansätze lässt sich, mit Ausnahme der Beiträge von Bucc20 [S. 5], Li22 [S. 3] und Iosh24b [S. 5], keinem übergeordneten methodischen Ansatz zuordnen. Für den Fertigungsbereich legt lediglich Iosh24b [S. 5] einen strukturierten methodischen Ansatz mit einer detaillierten Beschreibung sämtlicher Entwicklungsschritte dar. Dieser beschränkt sich jedoch ausschließlich auf eine einzelne Maschine und erfordert als Kernelement die aufwendige Entwicklung eines analytischen Simulationsmodells, was den potenziellen Anwendungsbereich erheblich einschränkt [Iosh24b, S. 5; Iosh24c, S. 16].

3.6 Zwischenfazit

Dieses Kapitel gibt auf Basis einer systematischen Literaturstudie einen umfassenden Überblick über den aktuellen Stand der Wissenschaft zu ESs zur Steigerung der Energieeffizienz, mit dem Ziel, weiteren Forschungsbedarf zu identifizieren. Durch die Anwendung eines formalen sechsstufigen Ansatzes werden aus 1668 Publikationen 62 relevante Arbeiten identifiziert, systematisiert und analysiert. Die in diesen Publikationen beschriebenen ESs werden anhand ihrer Systemgrenze, Fertigungsart, Anwendungsperspektive, ihres Anwendungszwecks, der Art des ES sowie des zugehörigen Wirtschaftszweigs klassifiziert. Zudem werden für die systematische Literaturstudie Leitfragen formuliert, die die Struktur, Implementierung, Nutzung und Entwicklung dieser ESs adressieren.

Die systematische Literaturstudie führt zu mehreren zentralen Erkenntnissen. Zwar zeigt [Abbildung 3.6](#) eine Zunahme der Anzahl an Publikationen, jedoch bleibt unklar, ob dieser Trend auf ein wachsendes Interesse am Thema oder lediglich auf die generelle Zunahme wissenschaftlicher Veröffentlichungen zurückzuführen ist. Ein differenzierteres Bild ergibt sich beim Vergleich der in diesem Kapitel eingeführten Relevanzgruppen: Die Anzahl der Publikationen in Gruppe A ist in den vergangenen zehn Jahren stärker angestiegen als in Gruppe B, was auf die zunehmende Relevanz von Nachhaltigkeit im verarbeitenden Gewerbe hindeutet. Darüber hinaus legt die Analyse der geografischen Verteilung der Autorinnen (vgl. [Abbildung 3.7](#)) nahe, dass insbesondere Länder mit großer Bevölkerungszahl, ausgeprägtem sekundären Sektor und hohen Investitionen in Forschung überdurchschnittlich zur wissenschaftlichen Auseinandersetzung in diesem Bereich beitragen [Iosh24c, S. 17].

Die Beantwortung von LF-1 (vgl. [Tabelle 3.8](#)) in Kombination mit der Kategorisierung nach Fertigungsart (vgl. [Tabelle 3.4](#)), deutet darauf hin, dass ESs zur Verbesserung der Energieeffizienz für Unternehmen mit hohem Energiebedarf und großen Produktionsmengen von besonderem Interesse sind. Ein möglicher Grund dafür könnte der hohe initiale Entwicklungsaufwand sein, der sich aus dem Fehlen etablierter Vorgehensweisen (LF-4) sowie der begrenzten Übertragbarkeit von ESs auf andere Anwendungsfälle (LF-2) ergibt [Iosh24c, S. 17].

Die Beantwortung der Leitfragen deckt weiteren Forschungsbedarf auf. Die geringe Übertragbarkeit von ESs (LF-2) unterstreicht die Notwendigkeit, anpassungsfähigere Systeme

zu entwickeln. Hinsichtlich der Struktur und Implementierung von ESs (LF-3) zeigt sich, dass alle untersuchten ESs über eine Wissensbasis, eine Inferenzmaschine und eine Mensch-Maschine-Schnittstelle verfügen, ihre Implementierung jedoch stark variiert. Eine standardisierte Softwarelösung könnte diesen Entwicklungsprozess erheblich vereinfachen und den damit verbundenen Entwicklungsaufwand reduzieren. Darüber hinaus offenbart die Analyse zur Entwicklung von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Industrie (LF-4), dass bislang keine universell anwendbare Methodik existiert. Diese Lücke führt zu hohen Initialkosten, die einer breiten Einführung von ESs entgegenstehen oder sie sogar vollständig verhindern können [[Iosh24c](#), S. 17].

4 Forschungskonzeption

Die vorangegangenen Kapitel stützen als Teil der **Klärung des Forschungsziels** die Annahme, dass ESs einen signifikanten Beitrag zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung leisten können. Dabei wurde im Rahmen der **ersten deskriptiven Studie** ein bislang fehlendes systemisches Vorgehen für deren Entwicklung festgestellt. Dieses Kapitel greift den identifizierten Forschungsbedarf auf, indem in [Abschnitt 4.1](#) die Forschungsfrage und -hypothesen formuliert werden. In [Abschnitt 4.2](#) werden die notwendigen Voraussetzungen zur Erreichung des Forschungsziels sowie Anforderungskriterien zur Bewertung der Lösung definiert. Schließlich wird in [Abschnitt 4.3](#) das Vorgehen zur Zielerreichung beschrieben.

4.1 Forschungsfrage und Hypothesen

Die systematische Literaturstudie in [Kapitel 3](#) zeigt, dass zwar verschiedene Entwicklungsansätze für ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Industrie existieren, diese jedoch meist unsystematisch sind und sich auf spezifische Anwendungsfälle beschränken. Es fehlt eine generalisierte Methodik, die als Orientierungshilfe für die Entwicklung von ES in unterschiedlichen Anwendungsfällen dient. Diese Lücke führt zu erhöhten Initialkosten und kann die Einführung von ESs erschweren oder verhindern.

Ziel dieser Arbeit ist daher die Synthese, Entwicklung und Erprobung einer Methodik zur Erstellung von ESs, die in der Lage sind, Energieeffizienzpotenziale an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen zu identifizieren und zu bewerten. Daraus ergibt sich folgende zentrale Forschungsfrage:

Forschungsfrage

Welche Entwicklungsschritte sind notwendig, um ESs zur Identifikation und Bewertung von Energieeffizienzpotenzialen an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen systematisch zu realisieren?

Als Untersuchungsziel wird ein systematisches Vorgehen zur Entwicklung entsprechender ESs angestrebt. Der Fokus liegt dabei auf elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen, da diese ein breites Einsatzspektrum aufweisen und der elektrische Energiebedarf sowohl aus ökologischer als auch aus ökonomischer Sicht von besonderer Relevanz ist (vgl. [Abbildung 2.1](#)). Die Erreichbarkeit des Forschungsziels basiert auf der folgenden Hypothese:

Hypothese 1: Anwendungsfallunabhängige Entwicklung von ESs zur Energieeffizienzsteigerung

Die Erstellung von ESs mit dem Ziel der Energieeffizienzsteigerung elektrisch betriebener Fertigungsmaschinen lässt sich durch eine anwendungsfallunabhängige Vorgehensweise erreichen.

Damit das Forschungsziel gemäß **Design Science Research** erstrebenswert ist, wird folgende Hypothese zugrunde gelegt:

Hypothese 2: Unterstützung von Expertinnen durch ESs

ESs können das Wissen menschlicher Expertinnen nutzen, um den personalintensiven und kostenaufwendigen Prozess der kontinuierlichen energetischen Verbesserung zu unterstützen.

4.2 Anforderungen und Voraussetzungen

Zur Zielerreichung werden verschiedene Anforderungskriterien definiert und grundlegende Voraussetzungen identifiziert. In Anlehnung an [Soss23](#) [S. 74] erfolgt eine systematische Unterteilung der Anforderungen in zwei Kategorien: Zum einen werden Anforderungen an die Methodik (AM) formuliert, die das Vorgehen zur Entwicklung von ESs betreffen, zum anderen Anforderungen an die mithilfe dieser Methodik entwickelten ESs selbst (AE).

Die folgenden Anforderungen richten sich an die Methodik. Sie sollen sicherstellen, dass das Vorgehen sowohl praktikabel als auch auf verschiedene industrielle Kontexte übertragbar ist:

- AM-1 Simplizität:** Ein wesentliches Hemmnis für den Einsatz von KI-Anwendungen besteht in der Komplexität der zugrunde liegenden Problemstellungen sowie dem damit verbundenen hohen Implementierungsaufwand [[Walt21a](#), S. 137]. Die Methodik soll daher in der Lage sein, grundlegende Zusammenhänge mit einem angemessenen Aufwand abzubilden und dadurch die Einstiegshürden für die Anwendung zu reduzieren [[Litt04](#), S. 1843].
- AM-2 Beitrag zur Energieeffizienzsteigerung:** Die Methodik verfolgt das Ziel, einen Beitrag zur Steigerung der Energieeffizienz zu leisten. Dabei soll sie mit bestehenden Standards und Normen, wie beispielsweise der DIN EN ISO 50001, kompatibel sein sowie deren Umsetzung unterstützen.
- AM-3 Individuelle Zielgrößenpräferenz:** In Anlehnung an Sossenheimer [[Soss23](#), S. 72] soll die Methodik in der Lage sein, individuelle Zielgrößenpräferenzen im Kontext der Energieeffizienzsteigerung zu berücksichtigen. Dies ermöglicht eine anwendungsspezifische Priorisierung unterschiedlicher Effizienzkriterien.

AM-4 Übertragbarkeit: Die entwickelte Methodik soll auf verschiedene industrielle Anwendungsfälle übertragbar sein und dabei flexibel an unterschiedliche Rahmenbedingungen angepasst werden können.

AM-5 Prüfbarkeit von Partialsystemen: In Anlehnung an das W-Modell nach Nattermann und Anderl [Natt10, S. 7] zur Entwicklung adaptiv-tronischer Systeme soll die Methodik die schrittweise Entwicklung und Prüfung von Partialsystemen ermöglichen. Dies trägt zur strukturierten Validierung einzelner Teilsysteme im Entwicklungsprozess bei.

Für die auf Basis der Methodik entwickelten ESs gelten folgende Anforderungen:

AE-1 Robustheit: Das ES soll bei korrekten und gültigen Eingangsdaten zuverlässig funktionsfähig bleiben und konsistente, plausible Ergebnisse liefern [Litt04, S. 1843].

AE-2 Beherrschbarkeit: Das Verhalten des ES sollte den Erwartungen der Nutzerinnen entsprechen. Gleichzeitig sollten durch Nutzerinnen vorgenommene Eingaben oder Änderungen zu den beabsichtigten Ergebnissen führen [Litt04, S. 1843].

AE-3 Interaktionsfähigkeit: Nutzerinnen sollen Eingaben unkompliziert anpassen und Ausgaben ohne nennenswerte Verzögerung erhalten können. Dabei sollen die Eingabeanforderungen nach Möglichkeit in der operativen Sprache der Nutzerinnen formuliert sein, um die Interaktion zu erleichtern [Litt04, S. 1844].

AE-4 Nachvollziehbarkeit und Vermittelbarkeit: Die Zwischenschritte und Ergebnisse des ES sollen für Nutzerinnen überprüfbar und möglichst nachvollziehbar sein, um die Akzeptanz zu fördern [Soss23, S. 73]. Darüber hinaus unterstützt Transparenz den Wissenstransfer.

AE-5 Adaptierbarkeit: Das ES soll bei Vorliegen neuer Informationen aktualisiert und erweitert werden können. Dies betrifft insbesondere die Parameter, jedoch in gewissem Umfang auch die zugrunde liegende Struktur des Systems [Litt04, S. 1844].

AE-6 Ressourcenbedarf: In Anlehnung an Walt22 [S. 90] soll der Ressourcenbedarf für den Einsatz des ES gering sein. Das System soll auf handelsüblichen Computersystemen lauffähig sein und Ergebnisse in deutlich kürzerer Zeit als menschliche Expertinnen liefern.

AE-7 Expertenunterstützung: Das ES soll mindestens eine expertenunterstützende Funktion gemäß Lutz89 [S. 13] aufweisen.

Neben den genannten Anforderungen müssen folgende Voraussetzungen erfüllt sein, damit die Methodik zur Anwendung kommen und die ESs erfolgreich eingesetzt werden können:

VS-1 Verfügbarkeit von Entwicklungsressourcen: Es wird vorausgesetzt, dass die für die Entwicklung und Inbetriebnahme des ES erforderlichen Ressourcen, also

qualifiziertes Personal und geeignete Hardware, entweder intern verfügbar sind oder extern bezogen werden können.

VS-2 Möglichkeit zur Energiedatenerfassung: Sofern keine stationäre Energiemess-technik installiert ist, sollte mindestens die Möglichkeit für eine temporäre, mobile Energiedatenerfassung bestehen. Voraussetzung hierfür ist unter anderem die Verfügbarkeit von Stromlaufplänen [Litt04, S. 1844].

VS-3 Bereitschaft zur organisatorischen Integration: Für den erfolgreichen Einsatz des ES wird vorausgesetzt, dass organisatorische Strukturen vorhanden sind, die eine Integration der Ergebnisse in Entscheidungs- und Verbesserungsprozesse ermöglichen.

Die Anforderungen und Voraussetzung sind in [Tabelle 4.1](#) zusammengefasst. Anhand dieser Kriterien wird die Evaluierung in [Abschnitt 7.2](#) durchgeführt.

4.3 Vorgehen zur Erreichung des Forschungsziels

Das Vorgehen zur Erreichung des Forschungsziels folgt der Prämisse von [Pupp91](#) [S. 9], nach der sich einzelne Anwendungsfälle für ESs hauptsächlich in den Wissensinhalten unterscheiden, während sich die Wissensrepräsentationen und Problemlösungsstrategien ähneln. Den konzeptionellen Rahmen bildet in Anlehnung an [Li22](#) [S. 3] das **Design Science**

Tabelle 4.1: Zusammenfassung der Anforderungen und Voraussetzungen.

Art	Nummer	Kriterien
Anforderungen an die Methodik	AM-1	Simplizität
	AM-2	Beitrag zur Energieeffizienzsteigerung
	AM-3	Individuelle Zielgrößenpräferenz
	AM-4	Übertragbarkeit
	AM-5	Prüfbarkeit von Partialsystemen
Anforderungen an das ES	AE-1	Robustheit
	AE-2	Beherrschbarkeit
	AE-3	Interaktionsfähigkeit
	AE-4	Nachvollziehbarkeit und Vermittelbarkeit
	AE-5	Adaptierbarkeit
	AE-6	Ressourcenbedarf
	AE-7	Expertenunterstützung
Voraussetzungen	VS-1	Verfügbarkeit von Entwicklungsressourcen
	VS-2	Möglichkeit zur Energiedatenerfassung
	VS-3	Bereitschaft zur organisatorischen Integration

Research-Paradigma nach Hevn04. **Design Science Research** hat zum Ziel, die Grenzen der menschlichen und organisatorischen Fähigkeiten durch die Schaffung neuer und innovativer Ergebnisse (sogenannter Artefakte) zu erweitern [Hevn04, S. 75]. Solche Artefakte besitzen eine strukturierte Form und können von Software, formaler Logik und mathematischer Modelle bis hin zu informellen Beschreibungen in natürlicher Sprache reichen [Hevn04, S. 77]. Dabei kann auch Wissen darüber entstehen, wie etwas durch menschliches Handeln so gestaltet werden sollte, dass ein gewünschtes Ziel erreicht wird [vom 20, S. 2]

Abbildung 4.1 illustriert den Rahmen des **Design Science Research-Paradigmas**. Die **Umgebung** umfasst die Anwendungsdomäne, die aus Menschen, organisationalen und technischen Systemen besteht, die zur Erreichung eines gemeinsamen Ziels zusammenwirken [Hevn07, S. 89]. Das gemeinsame Ziel wird durch die Identifikation von Problemen bzw. Geschäftsanforderungen und daraus abgeleiteten Möglichkeiten festgelegt [Hevn04, S. 79]. Der **Relevanzzyklus** verbindet die **Umgebung** mit dem **Design**, indem Anforderungen aus dem Anwendungskontext an das Artefakt gestellt werden, deren Erfüllung mittels Feldversuchen geprüft werden kann. Weisen die Ergebnisse der Feldversuche Mängel in der Funktionalität oder in inhärenten Eigenschaften des Artefakts (z. B. Leistung, Benutzerfreundlichkeit) auf, sind weitere Iterationen des Relevanzzyklus erforderlich. Weitere Iterationen können auch dann notwendig sein, wenn der Feldversuch einen nur eingeschränkten Nutzen des Artefakts aufgrund von falschen, unvollständigen oder unzureichenden Anforderungen offenbart. Hierbei muss die Formulierung der Anforderungen geschärft werden [Hevn07, S. 89]. Das **Design** wird im Kontext der **Design Science Research** sowohl als eine Abfolge von Expertenaktivitäten als auch das Produkt (Artefakt) verstanden, das durch diese hervorgebracht wird. Die Evaluierung des Artefakts liefert dann Rückmeldungen und ermöglicht ein besseres Verständnis des Problems, um sowohl die Qualität des Artefakts als auch den Designprozess zu verbessern. Diese Schleife aus Erstellung und Evaluierung wird in der Regel mehrmals iteriert, bevor das endgültige Design-Artefakt vorliegt [Hevn04, S. 78]. Der **Rigorositätszyklus** wiederum verbindet die Designaktivitäten mit der **Wissensbasis**. Ähnlich wie bei ESs beinhaltet die **Wissensbasis** im **Design Science Research-Kontext** Er-

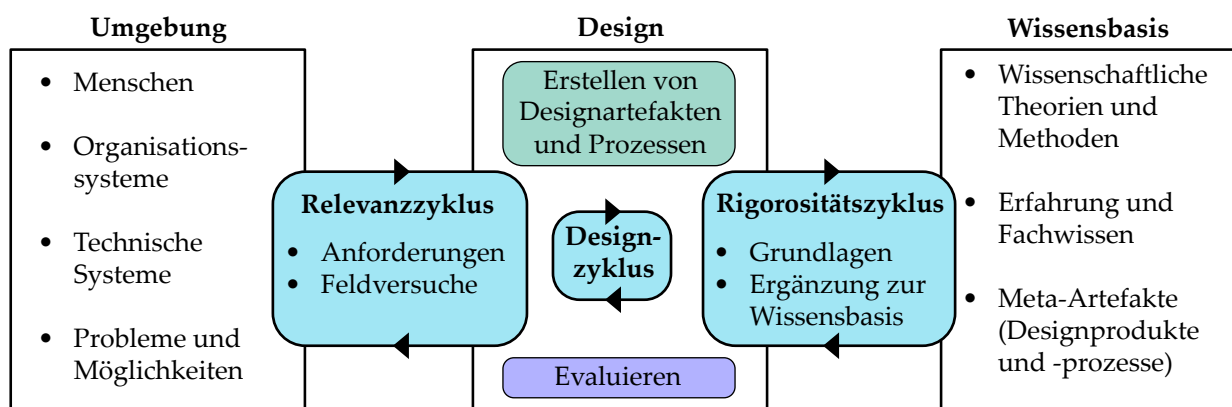


Abbildung 4.1: Design Science Research-Rahmen. Eigene Darstellung in Anlehnung an Hevn07 [S. 88].

fahrung und Fachwissen zur Anwendungsdomäne, aber auch wissenschaftlicher Theorien und Methoden sowie Wissen über Artefakte und Prozesse aus bereits vergangenen Projekten [Hevn04, S. 88; Hevn07, S. 90]. Das bedeutet auch, dass der **Rigorisitätszyklus** neue Ergebnisse aus dem **Design** und Erkenntnisse, die in Feldversuchen gewonnen wurden, in die **Wissensbasis** einbringt [Hevn07, S. 90].

4.4 Zwischenfazit

[Kapitel 4](#) greift den in [Kapitel 3](#) identifizierten Forschungsbedarf hinsichtlich eines bislang fehlenden systemischen Vorgehens zur Entwicklung von ESs auf. Ausgehend davon wird in [Abschnitt 4.1](#) zunächst das Forschungsziel formuliert. Dieses besteht in der Synthese, Entwicklung und Erprobung einer Methodik zur Erstellung von ESs zur Identifikation und Bewertung von Energieeffizienzpotenzialen an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen. Daraus leitet sich folgende zentrale Forschungsfrage ab: Welche Entwicklungsschritte sind notwendig, um ESs zur Identifikation und Bewertung von Energieeffizienzpotenzialen an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen systematisch zu realisieren? Zur Beantwortung dieser Frage wird zum einen die Hypothese aufgestellt, dass sich die Erstellung solcher ESs mit dem Ziel der Energieeffizienzsteigerung durch eine anwendungsfallunabhängige Vorgehensweise erreichen lässt. Zum anderen wird angenommen, dass ESs das Wissen menschlicher Expertinnen nutzen können, um den personalintensiven und kostenaufwendigen Prozess der kontinuierlichen energetischen Verbesserung wirksam zu unterstützen.

In [Abschnitt 4.2](#) werden die zur Erreichung des Forschungsziels notwendigen Voraussetzungen sowie die Anforderungskriterien zur Bewertung der Lösung definiert. Dabei erfolgt eine Differenzierung zwischen Anforderungen an die Methodik, die das Vorgehen zur Entwicklung von ESs betreffen, und Anforderungen an die mithilfe dieser Methodik entwickelten Systeme selbst.

Abschließend spannt [Abschnitt 4.3](#) das Vorgehen auf, das auf dem **Design Science Research-Paradigma** basiert. Das Vorgehen umfasst iterative Prozesse, die die Bereiche **Umgebung**, **Design** und **Wissensbasis** miteinander verknüpfen.

5 Methodik zur Entwicklung von Expertensystemen

Innerhalb dieses Kapitels wird dargelegt, wie das Forschungsziel der systematischen Entwicklung von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung verfolgt wird. Zunächst erfolgt in [Abschnitt 5.1](#) die Definition der zugrunde liegenden **Umgebung**. Anschließend wird in [Abschnitt 5.2](#) die mehrphasige Methodik vorgestellt, die innerhalb dieser **Umgebung** zur Anwendung kommt.

5.1 Bestimmung der Anwendungsumgebung

Die Entwicklung von ESs erfolgt gemäß des in [Abschnitt 4.3](#) vorgestellten **Design Science Research**-Paradigmas auf der Basis seiner zugrunde liegenden **Umgebung**, die Menschen, organisatorische und technische Systeme sowie Probleme und Möglichkeiten umfasst. Die Menschen, die in dieser **Umgebung** eine Schlüsselrolle einnehmen, werden entlehnt aus dem Bereich der Softwareentwicklung, als Personas repräsentiert [[Ferr18](#), S. 280; [Iosh25e](#), S. 6]. Diese Personas verkörpern spezifisches Wissen und Fähigkeiten, die für ihre jeweiligen Berufsfelder charakteristisch sind. Dazu zählen Maschinenbedienerinnen, die direkt an den Fertigungsprozessen mitwirken und ohne die eine Produktion nicht möglich ist. Ihr praxisnahes Fachwissen ist maßgeblich, um die Anwendbarkeit und Praktikabilität von vorgeschlagenen Verbesserungsansätzen in der realen Produktionsumgebung zu gewährleisten. Eine weitere Schlüsselrolle übernehmen Energiemanagerinnen, die mit einschlägigen Standards und Normen wie der DIN EN ISO 50001 vertraut sind und diese im Rahmen des energetischen Verbesserungsprozesses in der industriellen Praxis anwenden können. In enger Zusammenarbeit mit Maschinenbedienerinnen und Energiemanagerinnen agieren Wissensingenieurinnen⁶, die dafür verantwortlich sind, das erforderliche Fachwissen zu erfassen, zu strukturieren und in einer für das ES nutzbaren Form bereitzustellen. Dabei greifen sie auf eine breite Wissensbasis zurück, die sowohl auf den Erfahrungen der Praktikerinnen als auch auf wissenschaftlichen Erkenntnissen beruht. Die vierte Persona in diesem Umfeld sind Datenwissenschaftlerinnen, die datenbasierte Modelle und Algorithmen entwickeln und bereitstellen. Diese Werkzeuge ermöglichen die automatisierte Analyse von Energie- und Prozessdaten und unterstützen so die Extraktion von darin enthaltenen Informationen. Eine Übersicht der beteiligten Personas bietet [Tabelle 5.1](#).

⁶ Das Tätigkeitsfeld von Wissensingenieurinnen (engl. knowledge engineers) umfasst das „Sammeln und Systematisieren von Expertenwissen und dessen Umsetzung in ein wissensbasiertes System“ [[Styc17](#), S. 10].

Tabelle 5.1: Übersicht über die an der Entwicklung von ESs beteiligten Personas nach [Iosh25e](#) [S. 7] in Anlehnung an [Iosh24b](#) [S. 4].

Persona	Beschreibung
Maschinenbedienerin	Bringt praxisnahes Fachwissen aus der direkten Mitwirkung an Fertigungsprozessen ein und stellt sicher, dass vorgeschlagene Verbesserungsansätze in der realen Produktionsumgebung anwendbar und praktikabel sind.
Energiemanagerin	Analysiert den Energiebedarf von Fertigungsprozessen, identifiziert Ineffizienzen und setzt Prioritäten für Verbesserungsmaßnahmen unter Berücksichtigung relevanter Normen wie der DIN EN ISO 50001.
Wissensingenieurin	Erfasst, strukturiert und repräsentiert das erforderliche Fachwissen in einer für das ES nutzbaren Form, basierend auf praktischer Erfahrung und wissenschaftlichen Erkenntnissen.
Datenwissenschaftlerin	Stellt datengetriebene Modelle und Algorithmen zur automatisierten Analyse von Energie- und Prozessdaten bereit und unterstützt dadurch die Gewinnung verwertbarer Informationen.

Die Organisationssysteme, an die sich die in dieser Arbeit vorgestellte Entwicklungsmethodik richtet, sind Industrieunternehmen, die vor der Herausforderung stehen, ihre Produktion energieeffizienter zu gestalten und dafür praktikable Lösungen mit geringem Investitionsbedarf benötigen [[Iosh25e](#), S. 7]. Zudem können auch bereits etablierte Energiemanagementsysteme, wie in [Abschnitt 2.2](#) beschrieben, durch ESs unterstützt werden. Aus technischer Sicht, können ESs mit sämtlichen Ebenen der Automatisierungspyramide interagieren [[Roth16](#), S. 49; [Iosh25e](#), S. 7]. Sie können die Energie- und Prozessdatenerfassung auf der Feldebene mit ihrer Visualisierung auf der Leitebene verbinden. Ebenso können Signale über die Mensch-Maschine-Schnittstelle des ESs an die Steuerung zurückgegeben werden, die sich wiederum über Aktoren bis hin zur Prozessebene auf Maschinen übertragen. Auf der Betriebsebene ermöglichen die erfassten Daten die Berechnung von EnPIs, die als Grundlage für Handlungsempfehlungen zur Optimierung des Energieeinsatzes dienen und schließlich auf der Unternehmensebene in die langfristige strategische Planung integriert werden können. Zu den konkreten technischen Systemen, mit denen ESs interagieren können, zählen demnach Sensoren, speicherprogrammierbare Steuerungen (SPS), *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA)- und *Enterprise Resource Planning* (ERP)-Systeme sowie *Manufacturing Execution*-Systeme (MES).

5.2 Methodische Gesamtstruktur

Die Entwicklungsmethodik folgt einem mehrphasigen Ansatz, der das **Konzeptdesign**, die **Umsetzung** und die **Validierung** umfasst [[Iosh25e](#), S. 7–8]. Die ersten beiden Phasen verlaufen parallel. Das **Konzeptdesign** konzentriert sich auf die Definition der grundlegenden

Schritte zur Erstellung des ES, die Festlegung seiner Struktur sowie die Identifikation zentraler Zielsetzungen. Simultan dazu werden in der **Implementierung** diese konzeptionellen Elemente in die Praxis überführt, indem die für ihre Realisierung erforderlichen Verfahren, Werkzeuge und Methoden beschrieben werden. Schließlich werden innerhalb der **Validierung** die praktischen Anforderungen an das ES geprüft. **Abbildung 5.1** zeigt die Gesamtübersicht der methodischen Gesamtstruktur zur Entwicklung von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung.

In den einzelnen Schritten der Methodik sind die in **Tabelle 5.1** beschriebenen Personas involviert. Der Grad ihrer Beteiligung an den jeweiligen Schritten sowie ihre spezifischen Zuständigkeiten werden mithilfe einer RACI-Matrix definiert [Smit05, S. 5–8]. Bei diesem Ansatz wird zwischen den vier Rollen verantwortlich (engl. responsible), rechenschaftspflichtig (engl. accountable), konsultiert (engl. consulted) und informiert (engl. informed) unterschieden. Eine verantwortliche Persona ist mit der Durchführung einer Aufgabe betraut, während die rechenschaftspflichtige Persona letztlich für deren Abschluss haftet. Eine konsultierte Persona bringt vor einer Entscheidungsfindung in einem zweiseitigen Kommunikationsprozess ihr Fachwissen ein, wohingegen eine informierte Persona in einem einseitigen Kommunikationsprozess benachrichtigt wird, nachdem eine Entscheidung getroffen wurde. Abhängig vom jeweiligen Methodenschritt in **Abbildung 5.1** können mehrere

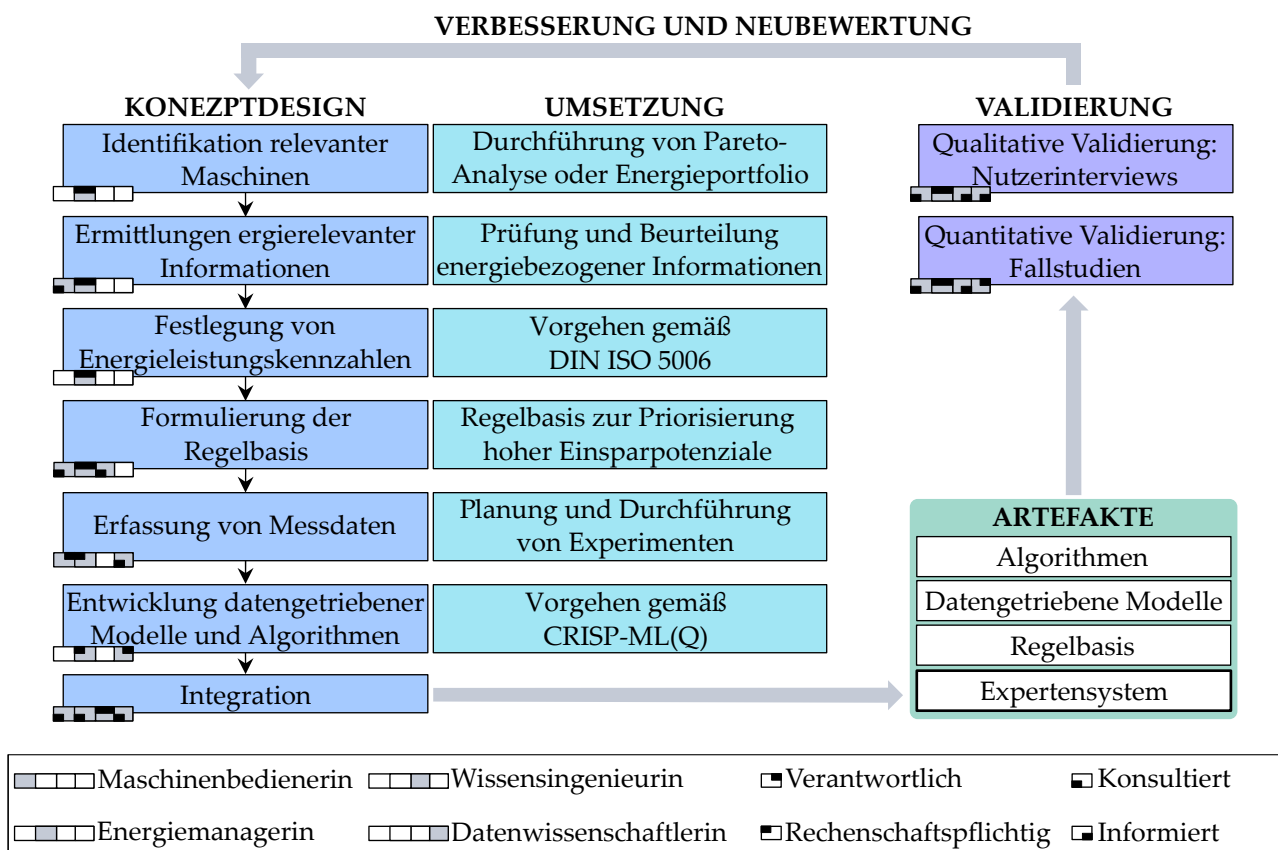


Abbildung 5.1: Methodische Gesamtstruktur zur Entwicklung von ESs mitsamt der beteiligten Personas in den einzelnen Schritten [Iosh25e, S. 9].

Personas beteiligt sein, wobei eine einzelne Persona mehrere Rollen übernehmen kann. Allerdings darf als Ausnahme für jede Aktivität bzw. jeden Methodenschritt nur eine Persona rechenschaftspflichtig sein, die auch die letztendliche Entscheidungsbefugnis trägt [Smit05, S. 5; Iosh25e, S. 8].

5.2.1 Identifikation relevanter Maschinen

Die Methodik beginnt mit der Identifizierung und Priorisierung relevanter Maschinen, die zu den SEUs innerhalb des Fertigungsunternehmens beitragen [Iosh25e, S. 8]. Hierfür können von der Energiemanagerin Methoden wie die Pareto-Analyse oder das Energieportfolio (siehe [Abschnitt 2.2.2](#)) angewendet werden, wobei historische Messdaten oder Nenn- bzw. Anschlusswerte aus Typenschildern und Datenblättern als Grundlage dienen [Thie11, S. 135–137]. Der Einsatz digitaler Werkzeuge zur automatisierten Extraktion und Aufbereitung dieser Informationen kann die Durchführung solcher Analysen unterstützen [Stob23, S. 7006].

Ein SEU kann entweder eine einzelne Maschine sein, die aufgrund ihres hohen Energiebedarfs priorisiert wird, oder eine große Anzahl baugleicher Maschinen, deren kumulierter Energiebedarf insgesamt signifikant ist. Alternativ kann ein ES auch für mehrere unterschiedliche Maschinen, beispielsweise innerhalb einer energetisch dominierenden Fertigungslinie, entwickelt werden.

5.2.2 Ermittlung energierelevanter Informationen

Anschließend werden energierelevante Informationen erfasst, um die energiebezogene Leistung zu bewerten. Für die Durchführung und den Abschluss dieses Schritts ist die Energiemanagerin zuständig. Zusätzlich kann die Maschinenbedienerin mit ihrem Prozesswissen beratend mitwirken [Iosh25e, S. 8].

Die Auswahl energierelevanter Informationen hängt von der im vorangegangenen Schritt festgelegten Systemgrenze sowie der Fertigungsart (z. B. kontinuierlich oder batchweise) der identifizierten Maschinen ab. In der Literatur beschriebene ESs definieren Maschinenzustände [Petr21, S. 5061], Bearbeitungszyklen [Iosh25c, S. 660], Prozessschritte [Iosh23b, S. 6], Betriebscharakteristika von Nebenaggregaten [Petr21, S. 5061] und kontrollierbare Parameter [Chou23, S. 1396] als energierelevante Informationen. Eine notwendige Voraussetzung für deren Auswahl im Rahmen dieser Methodik ist es, dass sie anhand der in [Abschnitt 5.2.5](#) erfassten Daten mit den in [Abschnitt 5.2.6](#) entwickelten datengetriebenen Modellen oder Algorithmen identifizierbar sind.

In [Petr21](#) [S. 5062] werden die Maschinenzustände *Working*, *Operational*, *Standby* und *Off* berücksichtigt. Die Messvorschrift [VDMA34179](#) [S. 4] trifft dabei folgende Unterscheidungen: Der Maschinenzustand *Working* ist dadurch gekennzeichnet, dass Werkstücke innerhalb der vorgegebenen Toleranzen und Zykluszeiten gefertigt werden. Der Zustand *Operational* weist eine höhere Energieaufnahme als *Standby*, jedoch eine geringere als *Working* auf. In den

Zuständen *Operational* und *Standby* findet keine Werkstückbearbeitung statt. Der Zustand *Operational* tritt häufig unvorhergesehen auf, etwa aufgrund von Wartezeiten auf zu bearbeitende Werkstücke. Fertigungsmaschinen können ohne externe Eingriffe nahezu verzögerungsfrei zwischen den Zuständen *Working* und *Operational* wechseln. Im Zustand *Standby* bleibt der Hauptschalter in der Regel eingeschaltet, während Haupt- und Nebenaggregate abgeschaltet sind. Übergänge zwischen diesen Maschinenzuständen werden aufgrund ihres geringen Anteils an der Gesamtzeit und am Energiebedarf in [Petr21](#) [S. 5062] vernachlässigt.

In [Dehn19](#) [S. 120] werden die Zustände *Off*, *Standby* und *Operational* als nicht wertschöpfend und der Zustand *Working* als wertschöpfend zusammengefasst. Der wertschöpfende Zustand *Working* ist in der Stückgutfertigung durch zyklisch wiederkehrende Abläufe geprägt, die sich im Lastprofil abbilden [[Seev20](#), S. 2; [Iosh25c](#), S. 662]. Wie in [Iosh25c](#) [S. 660] beschrieben, lassen sich diese Bearbeitungszyklen als energierelevante Informationen für ESs nutzen.

In [Iosh23b](#) [S. 6] werden die vollständigen Bearbeitungszyklen, die ein Werkstück an einer Maschine durchläuft, weiter in spezifische Prozessschritte unterteilt. Diese Prozessschritte hängen vom jeweiligen Fertigungsverfahren ab. In der spanenden Bearbeitung einer Werkzeugmaschine umfasst ein solcher Bearbeitungszyklus beispielsweise die Werkstückaufnahme, das Schrappen, Schlichten, Bohren, Fräsen sowie die Werkstückablage [[Abel13](#), S. 24; [Walt22](#), S. 19]. Für die wässrige Bauteilreinigung in Kammerreinigungsanlagen beschreibt [Iosh23b](#) [S. 6] eine Einteilung in die vier Hauptschritte: Spülen, Trocknen, Ent-/Beladen sowie weitere unterstützende Prozesse.

Zusätzlich zur Unterscheidung von Lastprofilen auf Maschinenebene erfolgt in [Petr21](#) [S. 5062] und [Kuhr11](#) [S. 65] eine weitere Differenzierung auf Komponentenebene, um Rückschlüsse auf die Regelungsart einzelner Komponenten zu ziehen. Lastprofile lassen sich in stationäre und instationäre Profile unterteilen [[Petr21](#), S. 5062; [Kuhr11](#), S. 65]. Instationäre Lastprofile können wiederum in diskrete und stetige Profile untergliedert werden [[Petr21](#), S. 5062]. Nebenaggregate mit fester Drehzahl weisen meist konstante Lastprofile auf, die unabhängig vom aktuellen Betriebszustand der Fertigungsmaschine sind [[Petr21](#), S. 5062; [Kuhr11](#), S. 65]. Ein instationäres, diskretes Lastprofil liegt vor, wenn Komponenten während des Maschinenbetriebs ein- oder ausgeschaltet werden [[Petr21](#), S. 5062; [Kuhr11](#), S. 65]. Unterschiedliche diskrete Laststufen treten entsprechend bei verschiedenen Schaltzuständen auf [[Petr21](#), S. 5062; [Kuhr11](#), S. 65]. Drehzahlvariable Antriebe hingegen, die durch Beschleunigungs- und Verzögerungsvorgänge beeinflusst werden, zeigen ein stetiges Lastprofil [[Petr21](#), S. 5062; [Kuhr11](#), S. 65]. Aus energetischer Sicht ist eine möglichst bedarfsgerechte stetige Regelung anzustreben [[Petr21](#), S. 5062].

Auf Komponentenebene können zudem kontrollierbare Parameter als energierelevante Informationen identifiziert werden [[Iosh24b](#), S. 5]. Entscheidend ist dabei, dass sie einen signifikanten Einfluss auf den Energiebedarf der Maschine haben und ihre technologischen Grenzwerte bekannt sind [[Iosh24b](#), S. 4].

5.2.3 Festlegung von Energieleistungskennzahlen

Um das heuristische Entscheidungsverhalten menschlicher Expertinnen auf einer quantitativen Grundlage nachzubilden, werden in diesem Schritt geeignete EnPIs durch die Energiemanagerin festgelegt. Deren Auswahl basiert auf den vorangegangenen Entwicklungsschritten sowie auf der angestrebten Strategie zur Steigerung der Energieeffizienz [[Iosh25e](#), S. 8].

Eine Steigerung der Energieeffizienz kann grundsätzlich durch Energierückgewinnung, Reduzierung des Energieeinsatzes und Wiederverwendung von Energie erreicht werden [[Zein11](#), S. 278; [Iosh25c](#), S. 661]. Die Energierückgewinnung findet allgemein durch thermische Vernetzung Anwendung, während die Energiewiederverwendung darauf abzielt, Motoren während ihrer Verzögerungsphasen als Generatoren zu betreiben [[Zein11](#), S. 276; [Iosh25c](#), S. 661]. Die Reduzierung des Energieeinsatzes lässt sich in maschinenbezogene und prozessbezogene Maßnahmen unterteilen [[Flum19](#), S. 97; [Iosh25c](#), S. 661]. Während maschinenbezogene Maßnahmen Umbauten erfordern, beruhen prozessbezogene Maßnahmen auf organisatorischen oder technischen Vorkehrungen, die keine strukturellen Änderungen an der Maschine notwendig machen.

Die Festlegung der EnPIs erfolgt gemäß den Ausführungen in [Abschnitt 2.2.3](#) unter Bezugnahme auf die DIN ISO 50006. In den Anwendungsfällen dieser Arbeit liegt der Fokus auf der Steigerung der Energieeffizienz durch eine Reduzierung des Energieeinsatzes, die sich aus prozessbezogenen Maßnahmen ergeben. Konkrete Beispiele für die entsprechenden EnPIs sind in [Abschnitt 7.1](#) ausgeführt.

5.2.4 Formulierung der Regelbasis

Die festgelegten EnPIs werden in diesem Schritt zur Formulierung einer Regelbasis herangezogen. Eine auf Fuzzy-Logik basierende Regelbasis eignet sich besonders, um das Entscheidungsverhalten einer Energiemanagerin abzubilden [[Iosh24b](#), S. 6; [Iosh25e](#), S. 8]. Dies gewährleistet einerseits eine maschinenlesbare und anwendbare Repräsentation und ermöglicht andererseits im Sinne des Wissensmanagements eine explizite und nachvollziehbare Funktionstransparenz. Die Umsetzung erfolgt durch allgemeinverständliche WENN-DANN-Regeln [[Styc17](#), S. 93].

Die Prämisse besteht aus EnPIs, denen linguistische Variablen zugeordnet sind und die mithilfe logischer Operatoren (siehe [Abschnitt 2.4.4](#)) verknüpft werden. Die Konklusion enthält Prioritätszahlen, die ebenfalls linguistischen Variablen zugeordnet sind und ein Maß für das noch unausgeschöpfte Energieeffizienzpotenzial darstellen. Dabei erfolgt auch die Auswahl und Zuordnung von Zugehörigkeitsfunktionen. Es ist zielführend die Regelbasis so zu formulieren, dass bereits kleine relative Anpassungen, beispielsweise durch Parameteränderungen oder die Verkürzung nicht wertschöpfender Maschinenzustände, zu hohen absoluten Reduktionen des Energieeinsatzes führen [[Iosh24b](#), S. 10].

Die Zuständigkeit für die Formulierung der Regelbasis liegt bei der Energiemanagerin, die durch die Maschinenbedienerin unter Einbringung ihres Expertenwissens zur praktischen Umsetzbarkeit beraten wird. Zusätzlich konsultiert die Wissensingenieurin die Energiemanagerin hinsichtlich der formalisierten Darstellung der Regeln und der Auswahl geeigneter Zugehörigkeitsfunktion.

5.2.5 Erfassung von Messdaten

Die Messdaten sind derart zu erfassen, sodass eine Extraktion der zuvor definierten energierelevanten Informationen mithilfe der im nachfolgenden Schritt entwickelten datengetriebenen Modelle und Algorithmen möglich wird [Iosh25e, S. 8]. Diese Messdaten können entweder ausschließlich elektrische Größen oder eine Kombination aus elektrischen sowie weiteren physikalischen und prozessbezogenen Größen umfassen. Dabei tragen physikalische Größen Informationen über den Systemzustand (z. B. Temperatur, Druck, Durchfluss), während prozessbezogene Größen spezifische Merkmale des Produktionsprozesses (z. B. Maschinenstatus, Produktart, Taktzeiten) abbilden. Die gemeinsame Erfassung ermöglicht eine Modellierung der Zusammenhänge zwischen elektrischen und weiteren Größen (z.B. Leistungsaufnahme in Abhängigkeit der Temperatur) [Iosh24b, S. 5].

Die in der Entwicklungsphase erfassten Daten haben einen entscheidenden Einfluss auf die Messdaten, die in der späteren Anwendungsphase des ES für die energetische Bewertung herangezogen werden. Dies betrifft die Qualität, den Umfang und das Format der erhobenen Daten [Iosh24b, S. 5]. Daher ist eine sorgfältige Planung erforderlich, um den späteren Aufwand der Datenerfassung innerhalb der Anwendungsphase möglichst gering zu halten.

An der Messdatenerfassung sind die Maschinenbedienerin, die Energiemanagerin und die Datenwissenschaftlerin beteiligt [Iosh25e, S. 8–9]. Die Energiemanagerin übernimmt dabei die Auswahl geeigneter Messstellen sowie die Festlegung der Energiedatenerfassungsart (vgl. [Abschnitt 2.2.2](#)). Zudem obliegen ihr die Planung und Vorbereitung der Experimente sowie die Koordination aller beteiligten Akteure. Der technische Einbau der Leistungs- bzw. Energiemessgeräte erfolgt durch eine qualifizierte Elektrofachkraft, die im Rahmen dieser Methodik jedoch nicht als eigene Persona ausgewiesen ist. Die Maschinenbedienerin ist darüber hinaus für die Durchführung des Fertigungsprozesses sowie für die operative Umsetzung der Datenerhebung verantwortlich. Ergänzend berät die Datenwissenschaftlerin hinsichtlich des erforderlichen Datenumfangs und der angestrebten Datenqualität, insbesondere im Hinblick auf die nachgelagerte datengestützte Informationsgewinnung.

5.2.6 Entwicklung datengetriebener Modelle und Algorithmen

Die Entwicklung von datengetriebenen Modellen und Algorithmen kann nach dem *Cross-Industry Standard Process model for the development of Machine Learning applications with Quality assurance methodology* (CRISP-ML(Q)) erfolgen [Stud21, S. 395; Iosh25e, S. 8]. Das in [Abbil-](#)

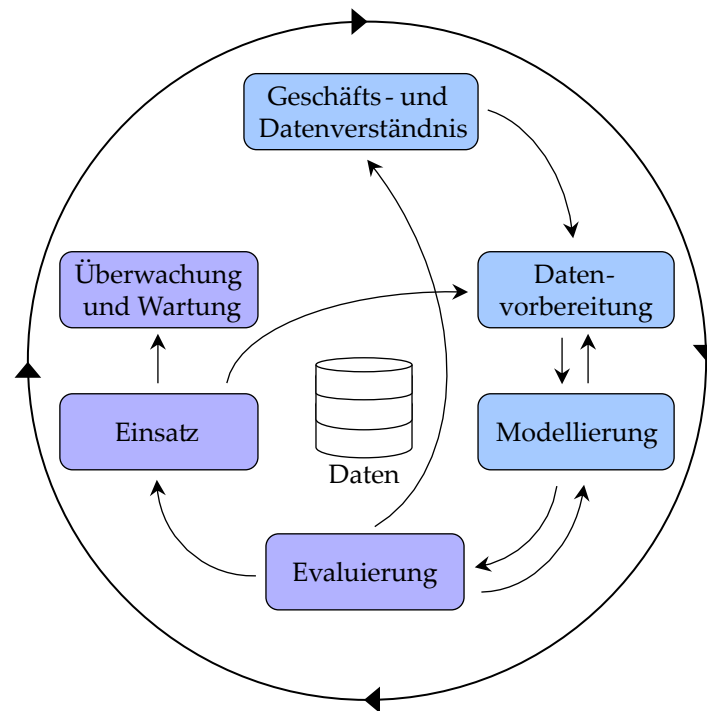


Abbildung 5.2: CRISP-ML(Q)-Phasen. Darstellung nach [Walt22](#) [S. 92] basierend auf [Wirt00](#) [S. 33].

[dung 5.2](#) dargestellte Modell basiert auf dem branchenübergreifenden Standardprozess für *Data Mining* (CRISP-DM) [[Wirt00](#), S. 29] und umfasst sechs Phasen, die in iterativen Zyklen durchlaufen werden [[Stud21](#), S. 395]. Das **Konzeptdesign** beinhaltet die ersten drei Phasen. Die Initialphase des Geschäfts- und Datenverständnisses umfasst die Definition der Geschäftsziele und deren Übertragung in Ziele der *Data Analytics*.

Definition 5.1 *Data Analytics* versteht die Anwendung von Modellen und Algorithmen in Computersystemen zur Analyse großer Datenmengen mit dem Ziel, Entscheidungsprozesse zu unterstützen [[Runk20](#), S. 2].

Dabei werden Erfolgskriterien definiert, die das Modell oder der Algorithmus zu erfüllen haben. Zudem werden Daten erhoben und auf ihre Qualität geprüft, bevor schließlich die Durchführbarkeit des Projekts bewertet wird [[Stud21](#), S. 396]. Im Rahmen der Methodik zur Entwicklung von ESs besteht das Ziel darin, energierelevante Informationen automatisiert aus den zuvor erhobenen Mess- oder Prozessdaten zu extrahieren. Die Erfassung dieser Messdaten ist Teil des vorangegangenen Schritts in [Abschnitt 5.2.5](#). Daran schließt die Datenvorbereitung an, in welcher der Datensatz durch Auswahl, Bereinigung, Transformation und Standardisierung für die anschließende Modellierung aufbereitet wird [[Stud21](#), S. 399–400; [Walt22](#), S. 91]. In späteren Phasen kann eine iterative Nachbereitung erforderlich werden, falls sich Daten als fehlerhaft herausstellen [[Stud21](#), S. 399]. In der Modellierungsphase werden geeignete ML-Verfahren oder Algorithmen ausgewählt, angewendet und optimiert. Ihre Auswahl richtet sich nach den Projektzielen, den verfügbaren Daten und den Randbedingungen des Vorhabens [[Stud21](#), S. 401].

Energierrelevante Informationen, wie beispielsweise Maschinenzyklen oder -zustände, sind allerdings häufig über verschiedene Anwendungsfälle hinweg relevant. Daher kann neben der vollständigen Neuentwicklung auf bereits veröffentlichte ML-Modelle und Algorithmen zurückgegriffen werden.

Die Verantwortung für die Entwicklung datengetriebener Modelle und Algorithmen liegt bei der Datenwissenschaftlerin. Die Energiemanagerin hingegen stellt sicher, dass das in diesem Schritt entstehende Artefakt seine Aufgabe der zuverlässigen Extraktion energierelevanter Informationen erfüllt [Iosh25e, S. 9].

5.2.7 Integration der Artefakte

Die vorangegangenen Schritte resultieren in Algorithmen, datengetriebenen Modellen und einer Regelbasis, die zusammen mit weiterem Expertenwissen im letzten Schritt des **Konzeptdesigns** durch die Wissensingenieurin zu einem vollständigen ES zusammengeführt werden [Iosh25e, S. 8]. Weiteres Expertenwissen, das über die genannten Artefakte hinaus geht, umfasst unter anderem allgemeine Beschreibungen der betrachteten Maschinen, Berechnungsvorschriften für EnPIs oder Konfigurationen von Datenpunktverbindungen. Somit obliegt die softwarebasierte Umsetzung des finalen ES der Verantwortung der Wissensingenieurin, die durch Softwarewerkzeuge unterstützt werden kann (vgl. Kapitel 6). Bei der Integration der Artefakte können die Maschinenbedienerin, die Energiemanagerin und die Datenwissenschaftlerin im Falle von Uneindeutigkeiten oder Zusammenführungskonflikten konsultierend mitwirken.

5.2.8 Validierung der Artefakte

Im Rahmen der **Validierung** werden die Artefakte, einschließlich des gesamten ES, quantitativ durch Fallstudien und qualitativ durch Nutzerinterviews validiert [Iosh25e, S. 8]. In beiden Validierungsformen trägt die Energiemanagerin die Verantwortung dafür, dass das ES seine vorgesehene expertenunterstützende Funktion innerhalb des betrieblichen Energiemanagements erfüllt.

Die qualitative Validierung ist insbesondere für jene Artefakte und Kriterien geeignet, bei denen quantitative Qualitätsmerkmale entweder nicht vorliegen oder deren Erhebung mit erheblichem Aufwand verbunden wäre. So empfiehlt sich beispielsweise eine qualitative Überprüfung der Regelbasis im Hinblick auf ihre funktionale Tauglichkeit. Auch allgemeine Gütekriterien, wie sie in Tabelle 4.1 aufgeführt sind, lassen sich auf diese Weise praxistauglich bewerten.

Demgegenüber eignet sich die quantitative Validierung vor allem für Algorithmen und datengetriebene Modelle, deren Leistungsfähigkeit mathematisch messbar ist. Die Validierung der entsprechenden Artefakte erfolgt entlang der Phasen Evaluierung, Einsatz sowie Überwachung und Wartung gemäß CRISP-ML(Q) (vgl. Abbildung 5.2). Die Evaluierungsphase

umfasst die Prüfung des Modells oder Algorithmus anhand vorab definierter Erfolgskriterien, deren Erfüllung Voraussetzung für den operativen Einsatz ist [Stud21, 403–404]. Im Rahmen dieser Arbeit ist dabei die Fähigkeit hervorzuheben, energierelevante Informationen mit einer Güte aus den Daten zu extrahieren, die mindestens dem Niveau menschlicher Expertinnen entspricht. Die anschließende Einsatzphase ist durch die konkrete Anwendung des Modells bzw. Algorithmus im betrieblichen Kontext gekennzeichnet [Stud21, S. 404]. Schließlich gewährleistet die Phase der Überwachung und Wartung eine kontinuierliche Kontrolle der Modellleistung, um etwaige Qualitätsverluste infolge veränderter Datenverteilungen frühzeitig zu erkennen und die langfristige Nutzbarkeit sicherzustellen [Stud21, S. 405].

Ergeben sich im Zuge der **Validierung** Mängel hinsichtlich der Funktionalität oder anderer Eigenschaften eines Artefakts, werden die jeweils verantwortlichen Personas informiert. Dies initiiert einen erneuten Iterationszyklus bestehend aus **Konzeptdesign**, **Umsetzung** und **Validierung**. Sobald sämtliche Anforderungen erfüllt sind, gilt die Entwicklung des ES als abgeschlossen. Bei zukünftigen Erweiterungen oder Weiterentwicklungen kann die Methodik jedoch erneut aufgenommen werden.

5.3 Zwischenfazit

Dieses Kapitel stellt die zur Erreichung des Forschungsziels erarbeitete Methodik zur Entwicklung von ESs vor. Die Methodik basiert auf dem im vorangegangenen Kapitel beschriebenen **Design Science Research**-Paradigma für das die **Umgebung** im Kontext dieser Arbeit in [Abschnitt 5.1](#) ausgeführt ist. Hierzu gehören unter anderem die an der Entwicklung von ESs beteiligten Menschen, die durch sogenannte Personas repräsentiert werden. Diese umfassen eine Maschinenbedienerin, eine Energiemanagerin, eine Wissensingenieurin und eine Datenwissenschaftlerin. Die Personas verkörpern jeweils spezifisches Wissen und charakteristische Fähigkeiten ihrer Berufsfelder.

Daran anschließend wird in [Abschnitt 5.2](#) die Methodik vorgestellt, die innerhalb dieser **Umgebung** zur Anwendung kommt. Die Entwicklungsmethodik folgt einem mehrphasigen Ansatz, der das **Konzeptdesign**, die **Umsetzung** und die **Validierung** umfasst. Die ersten beiden Phasen verlaufen parallel. Das **Konzeptdesign** konzentriert sich auf die Definition der grundlegenden Schritte zur Erstellung des ES, die Festlegung seiner Struktur sowie die Identifikation zentraler Zielsetzungen. Simultan dazu werden in der **Implementierung** diese konzeptionellen Elemente in die Praxis überführt, indem die für ihre Realisierung erforderlichen Verfahren, Werkzeuge und Methoden beschrieben werden. Schließlich werden innerhalb der **Validierung** die praktischen Anforderungen des ES geprüft.

In allen Schritten der Methodik sind die definierten Personas eingebunden. Der Grad ihrer Beteiligung sowie ihre jeweiligen Zuständigkeiten innerhalb der einzelnen Phasen sind integraler Bestandteil der Methodik und werden mithilfe einer RACI-Matrix festgelegt.

6 Softwarebasierte Umsetzung

Die Beantwortung der dritten Leitfrage der systematischen Literaturstudie (LF-3) in [Abschnitt 3.5.3](#) zeigt, dass es in der analysierten Literatur nicht nur an einer allgemeingültigen Methodik zur Entwicklung von ESs zur Energieeffizienzsteigerung in der Fertigung mangelt. Auch die softwarebasierte Umsetzung erfolgt bislang äußerst heterogen unter Verwendung unterschiedlichster Programme und Programmiersprachen. Geeignete ES-Werkzeuge unterstützen dabei, Entwicklungsschritte für die softwarebasierte Umsetzung zu formalisieren. Auf diese Weise lässt sich der Entwicklungsprozess vereinfachen und beschleunigen. Dieses Kapitel bietet in [Abschnitt 6.1](#) zunächst einen umfassenden Vergleich bestehender ES-Werkzeuge hinsichtlich ihrer Eignung für die Verbesserung der Energieeffizienz in der Fertigung und zeigt dabei bedeutsame Defizite und Limitationen auf. Zur Überwindung dieser Unzulänglichkeiten wird anschließend in [Abschnitt 6.2](#) eine neue Softwarelösung vorgestellt.

Grundsätzlich lassen sich ES-Werkzeuge anhand der Entwicklungszeit und der Anwendungsbreite in vier Gruppen einteilen [[Pupp91](#), S. 144–145]:

1. KI-Programmiersprachen.
2. Allgemeine Werkzeuge zur Wissensrepräsentation, beispielsweise regelbasierte Systeme mit Vorwärtsverkettung.
3. Problemspezifische Werkzeuge (*Shells*), die spezielle Wissensrepräsentationen und Problemlösungsstrategien bereitstellen.
4. Problemspezifische Werkzeuge (*Shells*), die über grundlegendes Anwendungswissen verfügen und lediglich um domänenspezifisches Wissen ergänzt werden müssen.

Wie in [Abbildung 6.1](#) dargestellt, nimmt der Entwicklungsaufwand für ESs mit einer engeren Anwendungsbreite der eingesetzten Werkzeuge ab [[Pupp91](#), S. 144]. Aus diesem Grund konzentriert sich dieses Kapitel auf die beiden letztgenannten Gruppen. Allgemein können ES-Shells (ESSs) als Computerprogramme definiert werden, die eine Sammlung von Funktionen bereitstellen, mit denen ESs erstellt werden können. Die Auswahl einer ESS mit den am besten geeigneten Funktionen für ein bestimmtes Problem kann die ES-Entwicklung erheblich vereinfachen und zu einer effizienteren Lösung führen [[Styl92](#), S. 32; [Iosh25b](#), S. 617].

Definition 6.1 **Expertensystem-Shells** sind problemspezifische Computerprogramme, die durch die Bereitstellung integrierter Wissensrepräsentationen und Problemlösungsstrategien den Entwicklungsaufwand für ESs reduzieren.

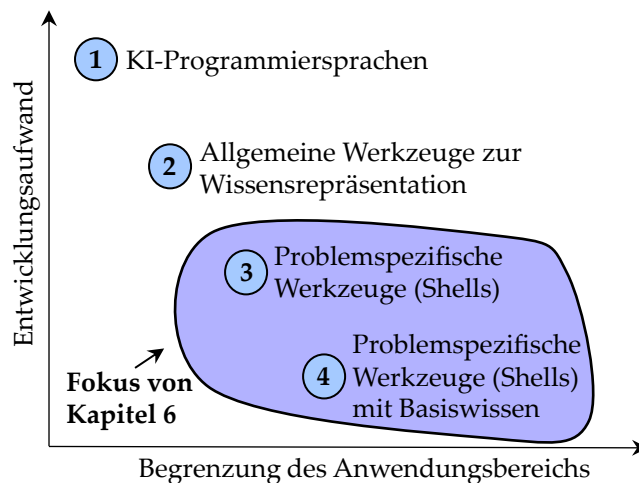


Abbildung 6.1: Einteilung der ES-Werkzeuge nach Iosh25b [S. 617] in Anlehnung an Pupp91 [S. 144].

6.1 Evaluierung existierender Softwarewerkzeuge

In diesem Abschnitt werden Kriterien zur Evaluierung existierender Softwarewerkzeuge beschrieben und deren Erfüllungsgrad für bestehende ESSs bewertet. Die Kriterien stützen sich auf Roth87 [S. 26-32], Mart88 [S. 582-583] sowie Sty192 [S. 36-46] und sind unter Berücksichtigung aktueller Entwicklungen, wie in Iosh24c [S. 7-10] beschrieben, ergänzt. Die Bewertung von ESSs ähnelt der Evaluierung anderer Software, umfasst jedoch zusätzlich spezifische Kriterien. Im Unterschied zur prozeduralen Programmierung, bei der Wissen implizit eingebettet ist, verwenden ESs deklarative Ansätze, bei denen Wissen explizit in Strukturen wie Regeln gespeichert wird. Daher müssen die Bewertungskriterien diesen Wissensrepräsentationsschemata genügen [Sty192, S. 34]. Die evaluierten ESSs sind aus den in Tabelle 3.2 analysierten Publikationen entnommen und durch eine narrative Suche nach Werkzeugen ergänzt, die mindestens Gruppe 2 in Abbildung 6.1 entsprechen. Zusätzlich enthält die Evaluierung der ESSs in Tabelle 6.1 die für diese Arbeit entwickelte *Expert System Shell for Energy Efficiency (ESS4EE)*, die in Abschnitt 6.2 eingehender erläutert ist. Die Bewertungskriterien sind in Anlehnung an Sty192 [S. 34] in fünf Kategorien eingeteilt.

Die **Benutzungsschnittstelle** ist entscheidend für die Benutzerfreundlichkeit und Akzeptanz von Software. Für ESs sind insbesondere die folgenden Kriterien relevant [Iosh25b, S. 617]:

- Daten- und Ergebnisvisualisierung [Mart88, S. 582; Sty192, S. 39]: Integrierte Funktionen für Visualisierungen, um Daten und Ergebnisse grafisch darzustellen.
- Nutzerinteraktion [Mart88, S. 583]: Möglichkeit, mit dem System zu interagieren, Prozesse erneut auszuführen oder Anpassungen vorzunehmen.
- Dokumentation [Sty192, S. 39]: Umfangreiche Anleitungen und Referenzmaterialien zur Unterstützung.

- Schulung und Unterstützung [Roth87, S. 28; Styl92, S. 39]: Zugang zu Tutorials, Schulungsprogrammen und technischer Unterstützung.

Tabelle 6.1: Vergleich von ESSs [Iosh25b, S. 618].

	CLIPS v6.4 [Secr25]	Jess v8.1 [Frie97]	Drools v8.4.3 [Droo23]	PyKE v1.1.1 [Fred08]	ESS4EE v1.0.0 [Iosh25d]
Benutzungsschnittstelle					
Daten- und Ergebnisvisualisierung	○	○	●	○	●
Nutzerinteraktion	○	◐	●	◐	●
Dokumentation	●	●	●	●	◐
Schulung und Unterstützung	◐	◐	●	◐	◐
Entwicklungsschnittstelle					
Programmiersprachenverbreitung	◐	●	●	●	●
Integrierbarkeit	◐	●	●	◐	●
Erweiterbarkeit	◐	●	●	◐	●
Debugging	◐	●	●	◐	◐
Einfache Erlernbarkeit	◐	◐	◐	●	●
Systemschnittstelle					
Portierbarkeit	◐	●	●	●	●
Einbettbarkeit	◐	●	●	◐	●
Skalierbarkeit	◐	●	●	◐	●
Sicherheit	○	◐	●	◐	◐
ES-Funktionalität					
Wissensbasismodularisierung	●	●	●	◐	●
Effiziente Regelverarbeitung	●	●	●	◐	●
Vorwärtsverkettung	●	●	●	●	●
Bewältigung komplexer Szenarien	●	●	●	◐	●
Integration von ML-Modellen	○	○	◐	◐	●
Prozessschnittstelle	○	○	◐	○	●
Verarbeitung von Echtzeitdaten	○	○	○	○	●
Umgang mit Unsicherheiten	◐	◐	◐	◐	●
Kostenbezogene Kriterien					
Installierbarkeit	●	●	●	●	●
Open-Source-Verfügbarkeit	●	○	●	●	●
Lizenzkosten	●	◐	●	●	●
Gemeinschaftsunterstützung	◐	◐	●	◐	○

● Vollständig erfüllt ◐ Teilweise erfüllt ○ Nicht erfüllt

Zusammen mit der **Benutzungsschnittstelle** bildet die **Entwicklungsschnittstelle** die zweite menschenzentrierte Kategorie. Sie ist für die Erstellung des ES entscheidend und wird in die folgenden Kriterien unterteilt [Iosh25b, S. 617]:

- Programmiersprachenverbreitung [Styl92, S. 41]: Die am häufigsten verwendeten Programmiersprachen unter Entwicklerinnen im Jahr 2024 gemäß Vail24.
- Integrierbarkeit [Mart88, S. 583; Roth87, S. 26; Styl92, S. 45]: Fähigkeit zur Anbindung externer Programme, Datenbanken und anderer Systeme.
- Erweiterbarkeit [Roth87, S. 28]: Fähigkeit, das System durch Integration neuer Funktionen, Wissensrepräsentationen oder anderer Elemente anzupassen oder zu erweitern.
- Debugging [Roth87, S. 26; Styl92, S. 39]: Bereitstellung intuitiver und nützlicher Debugging-Werkzeuge zur Erkennung von Fehlern oder Inkonsistenzen in Regelsätzen, die zu Laufzeitfehlern führen könnten.
- Erlernbarkeit [Mart88, S. 582; Roth87, S. 28; Styl92, S. 41]: Maß für die Schwierigkeit für neue Nutzerinnen, das System zu verstehen und anzuwenden.

Die nächsten beiden Bewertungskategorien befassen sich mit technischen Aspekten. Die **Systemschnittstelle** ist wesentlich für die Integration mit anderen Software- und Hardwarekomponenten und umfasst die folgenden Kriterien [Iosh25b, S. 617]:

- Portabilität [Styl92, S. 41]: Fähigkeit der ESS, mit minimalen Modifikationen auf verschiedenen Plattformen und in verschiedenen Umgebungen zu funktionieren.
- Einbettbarkeit [Styl92, S. 41]: Möglichkeit, die ESS in andere Softwareanwendungen oder Systeme zu integrieren.
- Skalierbarkeit [Roth87, S. 28]: Fähigkeit, wachsende Datenmengen oder komplexere Regeln zu verarbeiten, ohne dass die Systemleistung erheblich beeinträchtigt wird.
- Sicherheit [Styl92, S. 41]: Schutz des Systems vor unbefugtem Zugriff und Sicherheitslücken.

Die zweite technische Bewertungskategorie konzentriert sich auf die Kernfähigkeiten des Systems. Die **ES-Funktionalität** ist grundlegend für die Klassifikation in [Abbildung 6.1](#) und umfasst die folgenden Kriterien, die insbesondere für Anwendungen in der Fertigung relevant sind [Iosh25b, S. 617]:

- Wissensbasismodularisierung [Roth87, S. 26]: Fähigkeit, die Wissensbasis in separate, handhabbare Module oder Komponenten zu strukturieren.
- Effiziente Regelverarbeitung [Styl92, S. 43]: Effizienz und Vorgehensweise, mit der das ES Regeln verarbeitet und anwendet, um Schlussfolgerungen zu ziehen.
- Vorwärtsverkettung [Roth87, S. 26; Styl92, S. 42]: Bereitstellung eines Schlussfolgerungsverfahrens, das von bekannten Fakten ausgeht und Inferenzregeln anwendet, um neue Erkenntnisse abzuleiten.

- Bewältigung komplexer Szenarien [Styl92, S. 43]: Fähigkeit, mehrstufige und anspruchsvolle Problemstellungen zu bewältigen und zu lösen.
- Integrierbarkeit von ML-Modellen [Iosh24c, S. 12]: Bereitstellung von Schnittstellen zur Einbindung von ML-Modellen für automatisierte Datenanalysen.
- Prozessschnittstelle [Iosh24b, S. 8]: Möglichkeit zur Anbindung an Echtzeit-Maschinen- und Sensordaten, z. B. über *Open Platform Communications Unified Architecture (OPC UA)* oder *Modbus*.
- Verarbeitung von Echtzeitdaten [Styl92, S. 37]: Fähigkeit, Daten kontinuierlich zu erfassen, zu verarbeiten und zu analysieren, um Einblicke mit minimaler Latenz zu ermöglichen.
- Umgang mit Unsicherheiten⁷ [Mart88, S. 583; Roth87, S. 26; Styl92, S. 43–44]: Fähigkeit, mit Unsicherheiten in Informationen und Entscheidungsprozessen umzugehen, z. B. mittels Fuzzy-Logik.

Die letzte Bewertungskategorie, **kostenbezogene Kriterien**, bezieht sich auf finanzielle Erwägungen [Iosh25b, S. 618]:

- Installierbarkeit [Styl92, S. 45]: Einfachheit der Installation und Konfiguration des Systems, um eine vollständige Betriebsbereitschaft zu gewährleisten.
- Open-Source-Verfügbarkeit [Iosh24c, S. 15]: Software mit öffentlich frei zugänglichem und nutzbarem Quellcode [Wu01, S. 33].
- Lizenzkosten [Styl92, S. 45]: Systeme, die keine oder minimale Gebühren für den Erwerb und die Wartung der Nutzungsrechte erfordern, sodass sie für Einzelpersonen oder Organisationen erschwinglich sind.
- Gemeinschaftsunterstützung [Mart88, S. 583]: Unterstützung, Anleitungen und Ressourcen, die von einer Gemeinschaft aus Nutzerinnen, Entwicklerinnen oder anderen Interessentinnen bereitgestellt werden, ohne dass zusätzliche Kosten anfallen.

Die durchgeführte Evaluierung nach den Kriterien (siehe [Tabelle 6.1](#)) deutet auf eine Lücke in der Verfügbarkeit von ESSs hin, die auf die Verbesserung der Energieeffizienz in der Fertigung ausgelegt sind. Insbesondere werden die Kriterien der Kategorie **ES-Funktionalität** von bestehenden Werkzeugen unzureichend erfüllt [Iosh25b, S. 618].

⁷ Allgemein lassen sich im Umgang mit Unsicherheiten in technischen Systemen drei grundlegende Strategien unterscheiden: Robustheit, Flexibilität und Resilienz. Robustheit bezeichnet die Fähigkeit, gegenüber vorhersehbaren Unsicherheiten unempfindlich zu bleiben. Flexibilität ermöglicht es dem System, sich an unterschiedliche Bedingungen anzupassen. Resilienz beschreibt die Aufrechterhaltung einer Mindestfunktionalität oder eine mögliche Wiederherstellung nach Störungen oder Ausfällen [Pelz21, S. 365].

6.2 Expertensystem-Shell zur Energieeffizienzsteigerung

In Anbetracht der Unzulänglichkeiten, die bei der Evaluierung bestehender ESSs in [Abschnitt 6.1](#) aufgezeigt worden sind, wird im Folgenden die auf [Iosh25d](#) öffentlich zugängliche *ESS4EE* vorgestellt. Ihre Implementierung basiert auf *Jupyter Notebook*, einer Webanwendung für die Erstellung und den Austausch von interaktiven Dokumenten, die ausführbaren Code, Text und Visualisierungen kombinieren [[Kluy16](#), S. 87]. Der in dieser Shell verwendete Programmcode ist in *Python* v3.11 implementiert. Die *ESS4EE* folgt einer modularen Softwarearchitektur, wie in [Abbildung 6.2](#) dargestellt. Diese Struktur ermöglicht eine flexible Anpassung an verschiedene Produktionsumgebungen und Szenarien mit unterschiedlicher Komplexität sowie eine Integration externer Systeme [[Iosh25b](#), S. 618].

Im Ausgangszustand kann die *ESS4EE* gemäß der Klassifikation in [Abbildung 6.1](#) der Gruppe 3 zugeordnet werden, da sie spezifische Wissensrepräsentationen und Problemlösungsstrategien bereitstellt [[Iosh25b](#), S. 618]. So enthält die *ESS4EE* unter anderem vordefinierte Komponenten zur Definition von EnPIs, ein Fuzzy-Inferenzsystem und die Möglichkeit zur Integration von ML-Modellen. Diese Funktionen ermöglichen es, Aufgaben der Energiedatenanalyse und -optimierung in der Fertigung durchzuführen, ohne dass Nutzerinnen die zugrundeliegende Logik oder Repräsentationsstrukturen von Grund auf neu aufbauen müssen. Darüber hinaus kann die *ESS4EE* durch die Ergänzung vordefinierten Anwendungswissens, wie gängiger EnPIs oder branchenspezifischer Energieinformationen, auch der Gruppe 4 zugeordnet werden [[Iosh25b](#), S. 618].

Die Systemarchitektur besteht aus mehreren Schlüsselkomponenten, die jeweils spezifische Aufgaben bei der Gewährleistung des Wissensmanagements, der Datenverarbeitung und der Entscheidungsfindung erfüllen [[Iosh25b](#), S. 619–620]. Die *KnowledgeBase* enthält das persistente Expertenwissen, das von der Wissensingenieurin bereitgestellt wird. Dieses umfasst detaillierte Beschreibungen von Maschinen, relevanten Datenpunkten, energiebezogenen Informationen, EnPIs, eine Regelbasis und Beispieldatensätze. Darüber hinaus kann die *KnowledgeBase* über das *UserInterface* modifiziert und für einzelne Anwendungen mit temporärem Wissen angereichert werden. Auf Mess- und Prozessdaten aus der Produktionsumgebung kann über die vom *ProcessInterface* bereitgestellten *Connectors* zugegriffen werden. Dadurch können nicht nur historische Daten, sondern auch Echtzeitdaten von Leistungsmessgeräten und speicherprogrammierbaren Steuerungen ausgewertet werden. Innerhalb der Komponente *Helpers* werden Unterstützungsfunktionen bereitgestellt, um die Integration von Algorithmen und ML-Modellen zu erleichtern, die fortgeschrittene Analysemöglichkeiten bieten. Diese Komponente übernimmt auch die Zuweisung von Adressen zu Datenpunkten und stellt Visualisierungsfunktionen bereit. Die *InferenceEngine* ist für die Anwendung des Fuzzy-Inferenzsystems verantwortlich. Sie umfasst Zugehörigkeitsfunktionen für Eingangs- und Ausgangsvariablen, einen *InferenceMechanism* und eine maschinenlesbare *FuzzyRuleBase*. Die Eingangsgrößen des Systems sind die maschinenlesbaren EnPIs, die in der *KnowledgeBase* definiert sind. Zu ihrer Ermittlung können sowohl vordefinierte Berechnungsvorschriften

6.3 Zwischenfazit

Die systematische Literaturstudie in [Kapitel 3](#) hat nicht nur einen Mangel an einer allgemeingültigen Methodik zur Entwicklung von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung offengelegt. Sie hat auch gezeigt, dass die softwarebasierte Implementierung bislang äußerst heterogen erfolgt ist und dabei eine Vielzahl unterschiedlicher Programme und Programmiersprachen zum Einsatz gekommen ist. Geeignete Werkzeuge können dabei unterstützen, Methodiken, wie in [Kapitel 5](#) dargestellt, für die softwarebasierte Umsetzung zu formalisieren. Dadurch lässt sich der Entwicklungsprozess vereinfachen und beschleunigen.

Vor diesem Hintergrund bietet dieses Kapitel in [Abschnitt 6.1](#) zunächst einen umfassenden Vergleich bestehender ES-Werkzeuge anhand definierter Kriterien hinsichtlich ihrer Eignung zur Verbesserung der Energieeffizienz in der Fertigung. Dabei werden wesentliche Defizite und Einschränkungen, insbesondere in Bezug auf ihre Funktionalitäten, identifiziert.

Angesichts dieser Unzulänglichkeiten wird anschließend in [Abschnitt 6.2](#) eine eigene Softwarelösung, die *ESS4EE*, vorgestellt. Im Unterschied zu den bisherigen Werkzeugen bietet die *ESS4EE* spezifische Funktionalitäten zur Verbesserung der Energieeffizienz in Fertigung. Zu den Schlüsselmerkmalen gehören eine Prozessschnittstelle, die den Datenzugriff auf die Produktionsumgebung ermöglicht, die einfache Integration von Modellen des maschinellen Lernens sowie die Fähigkeit, Unsicherheiten durch den Einsatz von Fuzzy-Logik zu verarbeiten. Darüber hinaus bietet die *ESS4EE* durch ihre vordefinierten Komponenten und ihre modulare Softwarearchitektur als einziges Werkzeug einen strukturierten Rahmen zur Unterstützung der systematischen Entwicklung von ESs in diesem Bereich. Die *ESS4EE* steht als Bestandteil des ergänzenden Materials zu dieser Arbeit (siehe [Abschnitt A.1](#)) in einem öffentlich zugänglichen Repository zur Verfügung.

7 Anwendung und Evaluierung

Dieses Kapitel demonstriert in [Abschnitt 7.1](#) die praktische Anwendbarkeit der in [Kapitel 5](#) beschriebenen Methodik mithilfe der in [Abschnitt 6.2](#) vorgestellten *ESS4EE* anhand der Entwicklung von vier ESs und evaluiert in [Abschnitt 7.2](#) den Erfüllungsgrad der in [Abschnitt 4.2](#) definierten Anforderungen.

7.1 Anwendung

Die ersten drei Anwendungsfälle befinden sich innerhalb der ETA-Fabrik - einer Modellfabrik im Realmaßstab auf dem Campus Lichtwiese der Technischen Universität Darmstadt [[Abel18](#), S. 64]. Eine interaktive Übersicht der darin beschriebenen Maschinen bietet der 360°-Rundgang des Instituts für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW) [[Tech25](#)]. Mit dem vierten ES wird die Energieeffizienzsteigerung innerhalb einer industriellen Umgebung für die Herstellung von Schaumstoffkernen verfolgt. Die vier Anwendungsfälle adressieren Effizienzpotenziale, die durch prozessbezogene Maßnahmen zur Reduzierung des Energieeinsatzes erschlossen werden können. Zugleich sind sie so definiert, dass sie ein breites Anwendungsspektrum abdecken. Dieses umfasst ESs auf Maschinen-, Komponenten- und Prozessebene sowie kontinuierliche als auch diskontinuierliche Fertigungsprozesse, einschließlich Batchprozessen. Bei diskontinuierlichen Prozessen erfolgt die Bearbeitung und Weiterleitung der Produkte in voneinander getrennten Prozessschritten [[Schu14](#), S. 386]. Kontinuierliche Prozesse zeichnen sich demgegenüber durch einen fortlaufenden Fluss ohne Unterbrechungen aus [[Schu14](#), S. 89]. Bei Batchprozessen werden Produkte in klar abgegrenzten Batches bzw. Chargen unter nahezu gleichen Bedingungen gefertigt [[Schu14](#), S. 69]. Die Auswahl dieser vier Anwendungsfälle basiert neben dem Ziel, ein möglichst breites Anwendungsspektrum abzudecken auf der Verfügbarkeit von Anlagen sowie der Möglichkeit, die zugehörigen Daten und Ergebnisse wissenschaftlich zu veröffentlichen.

In allen vier Anwendungsfällen nimmt der Autor dieser Arbeit die Personas der Energiemanagerin, der Wissensingenieurin und der Datenwissenschaftlerin ein. In den Anwendungen innerhalb der ETA-Fabrik wird die Persona der Maschinenbedienerin arbeitsteilig zwischen dem Autor und weiteren wissenschaftlichen Mitarbeitenden des PTW ausgeführt. Im industriellen Anwendungsfall hingegen übernimmt betriebseigenes Personal die Persona der Maschinenbedienerin, während der Autor in den verbleibenden drei Personas in beratender Funktion tätig ist.

7.1.1 Anwendungsfall 1: ETA-Fertigungslinie

Im ersten Anwendungsfall wird die Hauptfertigungslinie der ETA-Fabrik betrachtet, die auf die Herstellung von Steuerscheiben ausgelegt ist und eine repräsentative Prozesskette aus der metallverarbeitenden Industrie darstellt. Sie umfasst fünf Fertigungsmaschinen mit insgesamt sieben Fertigungsprozessen [Abel18, S. 12–13; Soss23, S. 96].

Im ersten Schritt werden Rohlinge im Dreh-Fräszentrum EMAG VLC100 Y spanend bearbeitet. Anschließend erfolgt eine wasserbasierte Zwischenreinigung in der Reinigungsmaschine MAFAC JAVA. Der darauffolgende Anlassprozess wird im Gasnitrierofen IVA RH655 durchgeführt. Danach schließen sich zwei Schleifprozesse an, die in der Schleifmaschine EMAG VLC100 GT umgesetzt werden. Im letzten Schritt erfolgt die wasserbasierte Endreinigung der Bauteile in der Reinigungsmaschine MAFAC KEA [Walt22, S. 94]. Eine Übersicht der Fertigungslinie ist in [Abbildung 7.1](#) dargestellt.

Energierrelevante Maschinen und Informationen

Da die beschriebene Fertigungslinie die einzige Produktionsumgebung in der universitären Einrichtung darstellt, die eine vollständige Demonstration realer Prozessketten ermöglicht, wird sie im Folgenden als SEU betrachtet. Eine partielle Priorisierung einzelner Maschinen entfällt, da das Ziel des ersten Anwendungsfalls darin besteht, die Entwicklung eines ES exemplarisch für eine vollständige Fertigungslinie aufzuzeigen.

Zur gemeinsamen Bewertung der energiebezogenen Leistung aller Maschinen auf Linien-ebene werden Bearbeitungszyklen als energierelevante Informationen festgelegt. Wie in [Abschnitt 5.2.2](#) beschrieben, setzt sich der wertschöpfende Maschinenzustand *Working* aus zyklisch wiederkehrenden Bearbeitungszyklen zusammen. Dadurch lassen sich unter anderem Rückschlüsse auf die übrigen nicht-wertschöpfenden Zustände ziehen.

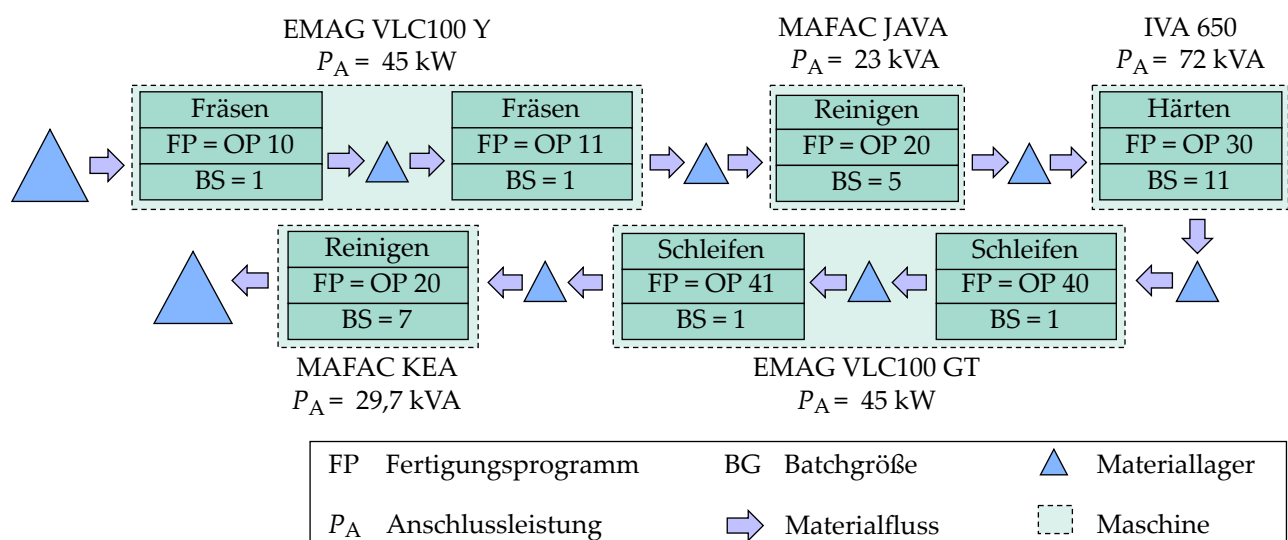


Abbildung 7.1: Materialfluss der ETA-Prozesskette. Darstellung nach Iosh25e [S. 11] in Anlehnung an Erla09 [S. 48-49] und Soss23 [S. 96].

Energieleistungskennzahlen und Regelbasis

Durch die Nutzung von Bearbeitungszyklen können EnPIs berechnet werden, um nicht-wertschöpfende bzw. unproduktive Zeit- und Energieanteile sowie die energetischen Unterschiede zwischen Fertigungsprogrammen zu quantifizieren [Iosh25e, S. 11]. Zur Beschreibung des Anteils unproduktiver Zeit wird der *Non-production time factor* ($NPTF_m$) einer Maschine m herangezogen, der das Verhältnis der unproduktiven Zeit $t_{np,m}$ zum gesamten Beobachtungszeitraum $t_{total,m}$ darstellt [Dehn19, S. 123]:

$$NPTF_m = \frac{t_{np,m}}{t_{total,m}} \cdot 100 \%. \quad (7.1)$$

Der *Non-production energy factor* ($NPEF_m$), definiert als das Verhältnis des unproduktiven Energiebedarfs $E_{np,m}$ zum gesamten Energiebedarf $E_{total,m}$, quantifiziert den Anteil der Energie, der nicht zur Wertschöpfung beiträgt [Dehn19, S. 123]:

$$NPEF_m = \frac{E_{np,m}}{E_{total,m}} \cdot 100\%. \quad (7.2)$$

Sowohl für $NPTF_m$ als auch für $NPEF_m$ deuten Werte nahe 0 auf einen hohen wertschöpfenden Anteil hin, während Werte nahe 100 auf ein erhebliches Verbesserungspotenzial hinweisen [Iosh25e, S. 12].

Zur Bewertung des Potenzials zur Minimierung unproduktiver Zeiten werden die minimale unterbrechungsfreie unproduktive Zeit $t_{np,min,m}$ und die maximale unterbrechungsfreie unproduktive Zeit $t_{np,max,m}$ über alle unproduktiven Zeitintervalle $t_{np,m,j}$ einer Maschine m ermittelt, wobei j die Indexvariable für das jeweilige unproduktive Zeitintervall bezeichnet. Anschließend wird der *Non-production time ratio* $NPTR_m$ als Quotient dieser Werte bestimmt [Iosh25e, S. 12]:

$$NPTR_m = \frac{t_{np,min,m}}{t_{np,max,m}} \cdot 100\% \quad \text{mit} \quad t_{np,min,m} = \min_j \{t_{np,m,j}\} \quad \text{und} \quad t_{np,max,m} = \max_j \{t_{np,m,j}\}. \quad (7.3)$$

Ein Wert nahe 100 zeigt an, dass die unproduktiven Zeitintervalle nahezu gleichmäßig verteilt sind, während ein Wert nahe 0 impliziert, dass mindestens ein unproduktives Zeitintervall verkürzt werden kann [Iosh25e, S. 12].

Zusätzlich kann die Anzahl der durchgeführten Fertigungsprogramme an einer Maschine n_i direkt über die Bearbeitungszyklen bestimmt werden, wobei i den Index für ein bestimmtes Fertigungsprogramm bezeichnet. Der produktive Zustand lässt sich durch die durchschnittliche Energie pro Fertigungsprogramm $\bar{E}_i$, die durchschnittliche Energie pro

Bauteil eines Fertigungsprogramms $\bar{E}_{i,p}$ und die energetische Varianz eines Fertigungsprogramms s_i^2 charakterisieren. In die Berechnung von $\bar{E}_{i,p}$ fließt zudem die Batchgröße des Fertigungsprogramms BS_i ein, wobei p den Index für ein einzelnes Bauteil innerhalb des Fertigungsprogramms i darstellt [Iosh25e, S. 12]:

$$\bar{E}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} E_{i,k}, \quad (7.4)$$

$$\bar{E}_{i,p} = \frac{\bar{E}_i}{n_i \cdot BS_i}, \quad (7.5)$$

$$s_i^2 = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{k=1}^{n_i} (E_{i,k} - \bar{E}_i)^2. \quad (7.6)$$

Diese EnPIs werden anschließend auf Werte zwischen 0 und 1 normalisiert, um als Eingangsgrößen für die Bestimmung von drei Ausgangsvariablen zu dienen. Die erste Ausgangsvariable ist die Prioritätszahl zur Reduzierung der unproduktiven Energie (engl. non-productive energy (npe)) $\zeta_{npe,m}$. Die anderen beiden Ausgangsvariablen sind die Prioritätszahlen zur Reduzierung der unproduktiven Zeit (engl. non-productive time (npt)) $\zeta_{npt,m}$ und zur Minimierung der produktiven Energie (engl. productive energy (pe)) $\zeta_{pe,p}$. Analog zu den Eingangsvariablen liegen die Ausgangsvariablen im Bereich zwischen 0 und 1, wobei höhere Werte eine größere Priorität anzeigen.

Die Ermittlung der Ausgangsvariablen aus den Eingangsvariablen wird durch eine Fuzzy-Regelbasis definiert, die teilweise in [Tabelle 7.1](#) dargestellt ist. Dabei werden zunächst Zugehörigkeitsfunktionen für die Eingangs- und Ausgangsvariablen festgelegt. Die Auswahl der Zugehörigkeitsfunktion und ihre linguistische Einteilung, wie durch [Abbildung 7.2](#) dargestellt, in *sehr niedrig*, *niedrig*, *mittel*, *hoch* und *sehr hoch* erfolgt auf Basis domänenspezifischer Fachkenntnisse und Erfahrungswerte [Iosh25e, S. 12].

Die Ausgangsvariablen werden mithilfe der Mamdani-Inferenz berechnet [Iosh25e, S. 12]. Die vollständige Regelbasis, die 45 Regeln umfasst, findet sich in der Implementierung dieses ES und ist Bestandteil des ergänzenden Materials dieser Arbeit (siehe [Abschnitt A.1](#)). [Abbildung 7.3](#) visualisiert den durch die definierten Zugehörigkeitsfunktionen und die Regelbasis resultierenden Zusammenhang zwischen Ein- und Ausgangswerten. Hinsichtlich der Logik basiert $\zeta_{npe,m}$ auf der Annahme, dass $NPEF_m$ insbesondere dann reduziert werden kann, wenn sowohl dieser selbst als auch $NPTF_m$ hoch sind. Die Regeln für $\zeta_{npt,m}$ sind so gestaltet, dass sich durch die Kombination höherer Werte von $NPTF_m$ mit niedrigeren Werten von $NPTR_m$ ein signifikantes Potenzial zur Reduzierung des unproduktiven Zeitanteils ergibt.

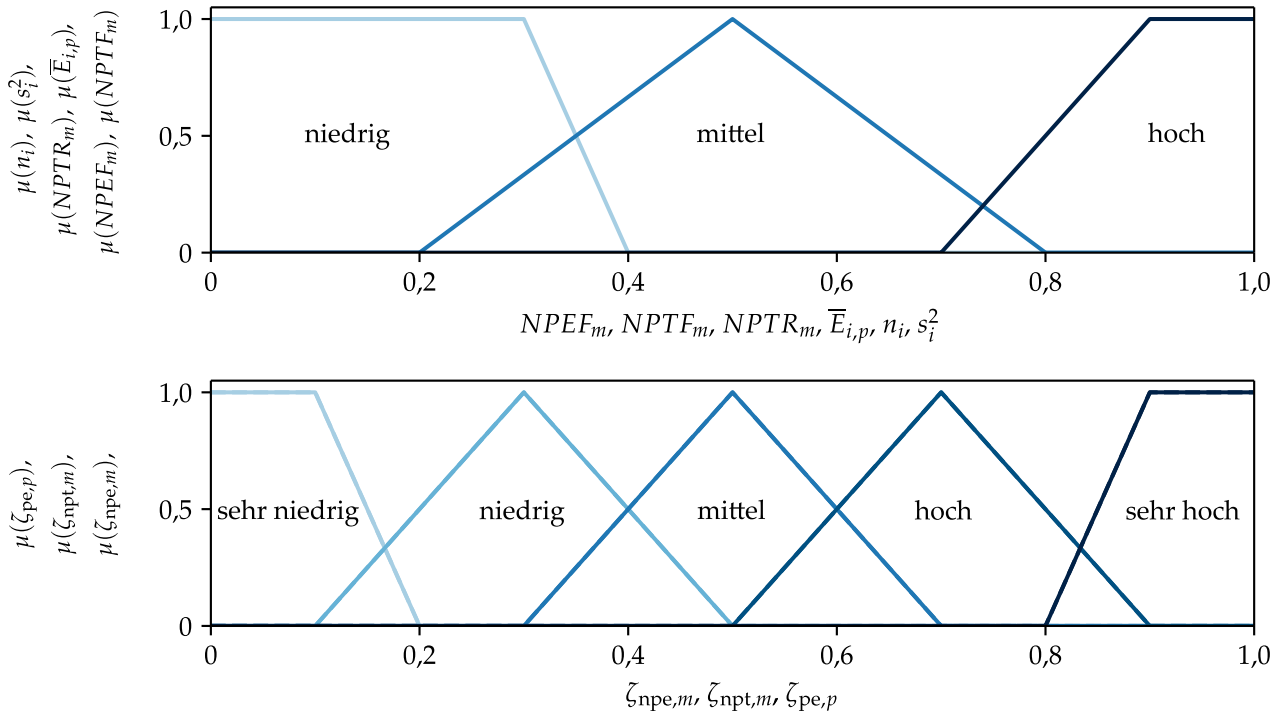


Abbildung 7.2: Zugehörigkeitsfunktionen der Ein- ($NPEF_m, NPTF_m, NPTR_m, \bar{E}_{i,p}, n_i, s_i^2$) und Ausgangsvariablen ($\zeta_{npe,m}, \zeta_{npt,m}, \zeta_{pe,p}$).

Der letzte Teil der Regelbasis berücksichtigt die EnPIs $\bar{E}_{i,p}, n_i$ und s_i^2 , wobei höhere kombinierte Werte auf ein größeres Potenzial zur Optimierung des wertschöpfenden Energieanteils hinweisen.

Datenerfassung und Algorithmenentwicklung

Um die energierelevanten Informationen, also Bearbeitungszyklen, automatisch zu extrahieren, werden in diesem Schritt Messdaten erfasst. Diese bestehen aus der elektrischen Wirkleistung, die mittels der Messgeräte *Janitza UMG 604* [Jani25b] am Hauptanschluss der Maschinen gemessen und mit einer Abtastrate von 1 Hz über Modbus TCP übertragen werden. Die Messdaten wurden im Rahmen des Projekts *KI4ETA* (Förderkennzeichen 03EN2053A) [Iosh25f] durchgeführt und sind ebenfalls Teil des ergänzenden Materials zu dieser Arbeit.

Zur Erkennung der Bearbeitungszyklen wurde der Algorithmus aus Iosh25c [S. 662-663] modifiziert und erweitert [Iosh25e, S. 13]. Der Algorithmus identifiziert Bearbeitungszyklen durch die Detektion wiederkehrender Muster in Zeitreihendaten. Nutzerinnen definieren repräsentative Beispielmuster, indem sie Start- und Endindizes, Ähnlichkeitsschwellenwerte und Zuordnungen zu Fertigungsprogrammen angeben. Der Algorithmus vergleicht diese Muster mit den Daten unter Verwendung eines Vorprüfschritts, der statistische Eigenschaften wie Mittelwert und Standardabweichung auswertet, um eine hohe Ähnlichkeit sicherzustellen, bevor ein vollständiger Vergleich durchgeführt wird. Sobald eine Übereinstimmung erkannt wird, berechnet der Algorithmus die Energie des Musters basierend auf der Summe

der quadrierten Abweichungen vom Mittelwert, um Rauschen zu filtern und signifikante Muster zu priorisieren. Überlappende Muster werden aufgelöst, indem das Muster mit der höheren Energie ausgewählt wird, um eine redundanzfreie Detektion zu gewährleisten. Abschließend werden die erkannten Muster den entsprechenden Fertigungsprogrammen zugeordnet, wodurch eine strukturierte Ausgabe der Bearbeitungszyklen zu den jeweiligen Zeitreihensegmenten erfolgt [Iosh25e, S. 13]. [Algorithmus 1](#) zeigt den vollständigen Pseudo-

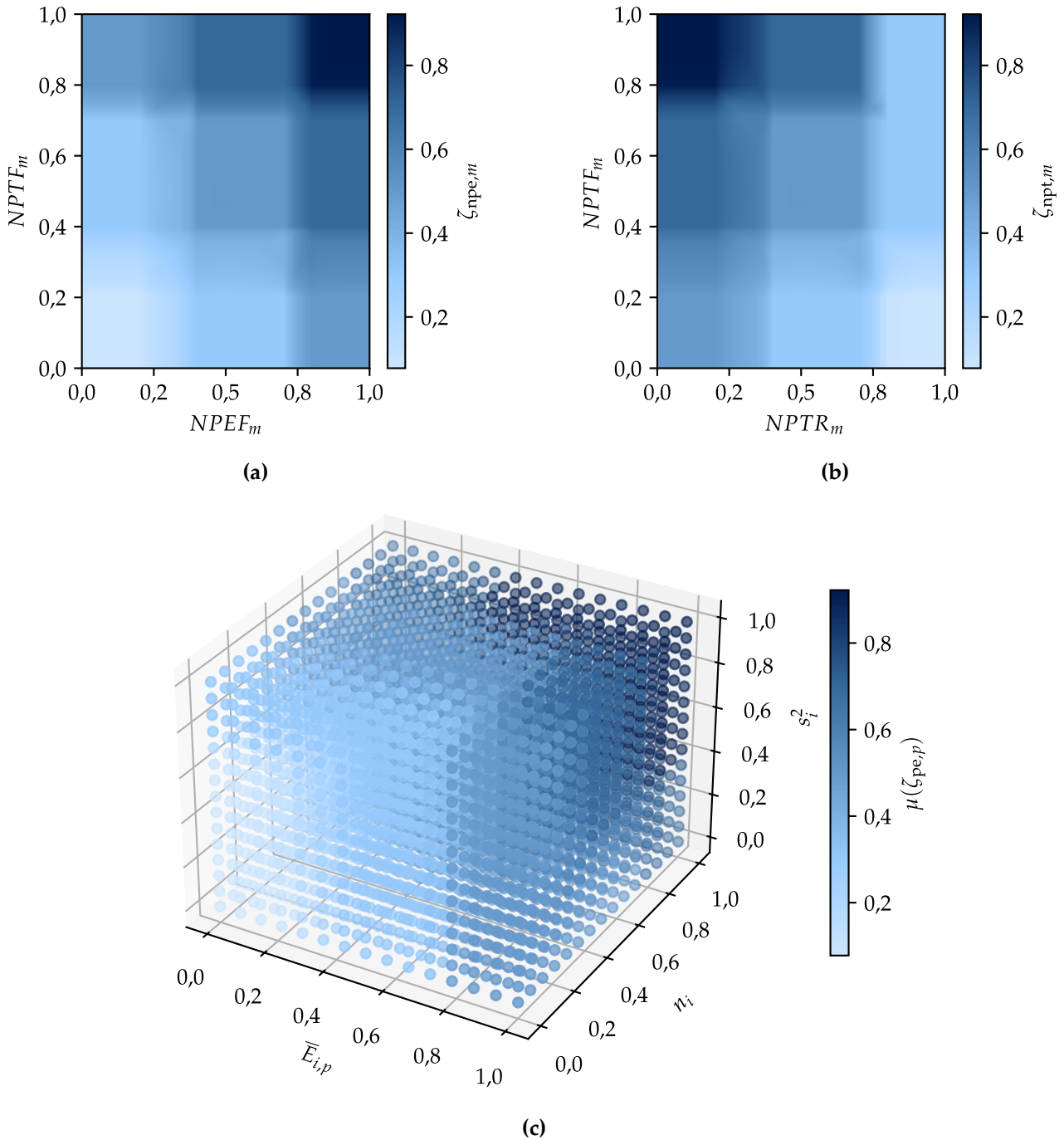


Abbildung 7.3: Ausgangswerte ($\zeta_{npe,m}$, $\zeta_{npt,m}$, $\zeta_{pe,p}$) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten ($NPEF_m$, $NPTF_m$, $NPTR_m$, $\bar{E}_{i,p}$, n_i , s_i^2).

Tabelle 7.1: Regelbasis für das ES der ETA-Fertigungslinie [Iosh25e, S. 13].

Prämisse (WENN)		Konsequenz (DANN)
1.1	$NPEF_m$ ist hoch $\wedge$ $NPTF_m$ ist hoch	$\zeta_{npe,m}$ ist sehr hoch
1.2	$NPEF_m$ ist mittel $\wedge$ $NPTF_m$ ist hoch	$\zeta_{npe,m}$ ist hoch
1.3	$NPEF_m$ ist niedrig $\wedge$ $NPTF_m$ ist hoch	$\zeta_{npe,m}$ ist mittel
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
1.9	$NPEF_m$ ist niedrig $\wedge$ $NPTF_m$ ist niedrig	$\zeta_{npe,m}$ ist sehr niedrig
2.1	$NPTF_m$ ist hoch $\wedge$ $NPTR_m$ ist niedrig	$\zeta_{npt,m}$ ist sehr hoch
2.2	$NPTF_m$ ist mittel $\wedge$ $NPTR_m$ ist niedrig	$\zeta_{npt,m}$ ist hoch
2.3	$NPTF_m$ ist niedrig $\wedge$ $NPTR_m$ ist niedrig	$\zeta_{npt,m}$ ist mittel
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
2.9	$NPTF_m$ ist niedrig $\wedge$ $NPTR_m$ ist hoch	$\zeta_{npt,m}$ ist sehr niedrig
3.1	$\bar{E}_{i,p}$ ist hoch $\wedge$ n_i ist hoch $\wedge$ s_i^2 ist hoch	$\zeta_{pe,p}$ ist sehr hoch
3.2	$\bar{E}_{i,p}$ ist mittel $\wedge$ n_i ist hoch $\wedge$ s_i^2 ist hoch	$\zeta_{pe,p}$ ist sehr hoch
3.3	$\bar{E}_{i,p}$ ist niedrig $\wedge$ n_i ist hoch $\wedge$ s_i^2 ist hoch	$\zeta_{pe,p}$ ist hoch
3.4	$\bar{E}_{i,p}$ ist hoch $\wedge$ n_i ist mittel $\wedge$ s_i^2 ist hoch	$\zeta_{pe,p}$ ist hoch
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
3.27	$\bar{E}_{i,p}$ ist niedrig $\wedge$ n_i ist niedrig $\wedge$ s_i^2 ist niedrig	$\zeta_{pe,p}$ ist sehr niedrig

code des Algorithmus. Die softwarebasierte Implementierung ist im ergänzendem Material zu dieser Arbeit zu finden (siehe [Abschnitt A.1](#)).

Integration und Validierung

Während der zuvor beschriebenen Entwicklungsschritte werden die einzelnen Artefakte getestet, validiert und bei Bedarf verfeinert. Im letzten Schritt erfolgt die Integration dieser Artefakte in ein gesamtes ES gemäß dem in [Abbildung 6.2](#) dargestellten Schema. In diesem Abschnitt wird die quantitative Validierung des implementierten ES durchgeführt [Iosh25e, S. 14–15].

Nachdem die Nutzerin das fallspezifische Wissen, d. h. die Start- und Endindizes repräsentativer Bearbeitungszyklen, über das *UserInterface* spezifiziert hat, identifiziert das ES weitere ähnliche Bearbeitungszyklen und visualisiert diese zusammen mit den Messdaten (siehe [Abbildung 7.4](#)). Anschließend werden die definierten EnPIs sowie die daraus abgeleiteten Prioritätszahlen berechnet. Die Ergebnisse für diese Anwendung sind in [Tabelle 7.2](#) aufgeführt.

[Abbildung 7.4](#) zeigt, dass der Algorithmus bei der Erkennung von Bearbeitungszyklen Ergebnisse erzielt, die mit denen menschlicher Expertinnen vergleichbar sind. Eine vereinfachte Version dieses Algorithmus erreichte eine Genauigkeit von bis zu 94,3 % im Vergleich zu einer manuellen Expertenanalyse für einen repräsentativen Produktionstag derselben

Produktionslinie [Iosh25c, S. 663]. Darüber hinaus identifiziert das ES Energieeffizienzpotenziale, die ebenfalls von menschlichen Expertinnen hätten erkannt werden können [Iosh25e, S. 14]. Im Beobachtungszeitraum liefert das ES Werte für $\zeta_{\text{npe,EMAG VLC100 GT}}$ und für $\zeta_{\text{npt,EMAG VLC100 GT}}$ von 0,92. Folglich stellt die Maschine EMAG VLC100 GT den vielversprechendsten Ansatzpunkt für Energieeffizienzsteigerungen im Zusammenhang mit nicht-wertschöpfenden Zuständen, insbesondere hinsichtlich der Reduzierung des unproduktiven Energie- und Zeitanteils, dar. Als mögliche Verbesserungsmaßnahmen, die von Expertinnen vorgeschlagen werden könnten, zählen die Optimierung der Maschinenauslastung und die Implementierung eines Abschaltmanagements für Hilfs- und Nebenaggregate während nicht-wertschöpfender Zeiträume [Iosh25e, S. 14]. Darüber hinaus sollte gemäß der Ergebnisse im nächsten Schritt die Maschine EMAG VLC100 Y auf diese Maßnahmen

Algorithmus 1: Identifikation von Bearbeitungszyklen in Zeitreihendaten

Eingabe: df — Leistungsmessdaten

$\mathcal{P}$ — Menge an Beispielmustern mit Spaltenname, Intervall $[t_{\text{start}}, t_{\text{end}}]$, Schwellwert δ und Fertigungsprogramm f

Ausgabe: $\mathcal{M}$ — Identifizierte Muster mit Startindex, Länge und Fertigungsprogrammen

Initialisiere Musterspeicher $\mathcal{P}_{\text{col}}$ und Farbzuoordnung C für Fertigungsprogramme f ;

foreach $\text{Muster} (Spalte, t_{\text{start}}, t_{\text{end}}, \delta, f)$ in $\mathcal{P}$ **do**

 Füge $\text{Muster} \rightarrow \mathcal{P}_{\text{Spalte}}$ hinzu;

 Weise dem Fertigungsprogramm in C eine Farbe-ID zu;

end

foreach $Spalte \in \mathcal{P}_{\text{col}}$ **do**

 Extrahiere Zeitreihe x aus Spalte;

foreach $\text{Muster} (t_{\text{start}}, t_{\text{end}}, \delta, f)$ in $\mathcal{P}_{\text{Spalte}}$ **do**

 Definiere $p := x[t_{\text{start}} : t_{\text{end}}]$;

 Definiere p_{precheck} als erstes Viertel von p ;

 Berechne Mittelwert und Standardabweichung von p und p_{precheck} ;

 Berechne Matrixprofil (z-standardisierter euklidischer Abstand) Π für p über x ;

foreach $\text{Übereinstimmungsindex } i$ in Π **do**

 Definiere $m := x[i : i + |p|]$;

 Definiere $m_{\text{precheck}} := m[: |p_{\text{precheck}}|]$;

 Berechne relative Abweichungen (Mittelwert und Standardabweichung) zwischen m_{precheck} und p_{precheck} ;

if $\text{Abweichung} > \delta$ **then**

weiter;

end

 Berechne relative Abweichungen zwischen m und p ;

if $\text{Abweichung} \leq \delta$ **then**

 Speichere Übereinstimmung $(i, |p|, C[f], f, \text{Energie}(m))$;

end

end

end

 Löse Überlappungen auf: Sortiere Treffer nach Energie, behalte nicht überlappende Segmente;

end

return $\mathcal{M}$

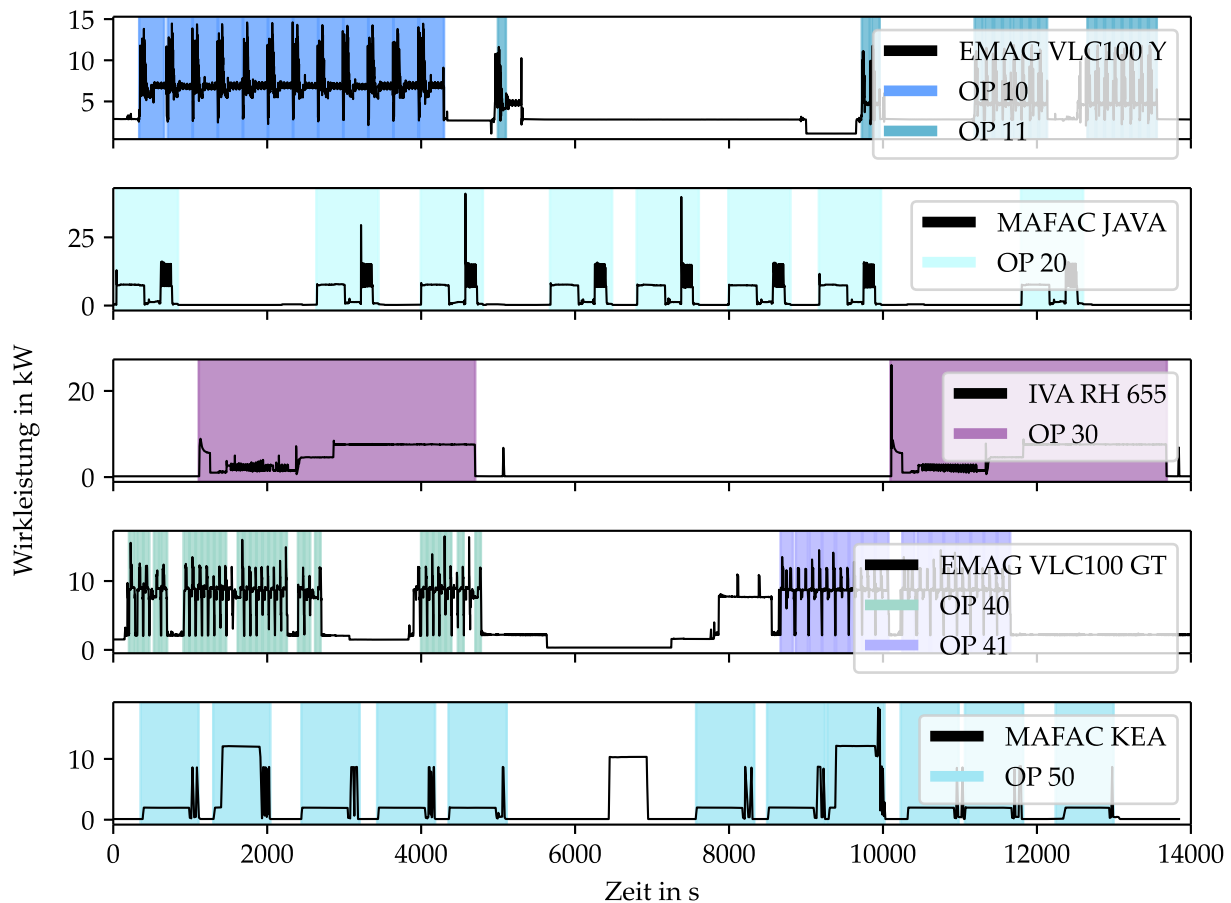


Abbildung 7.4: Identifizierte Bearbeitungszyklen des ES [Iosh25e, S. 14].

hin analysiert werden. Bei der Maschine MAFAC JAVA liegt der Fokus hingegen nur auf der Reduzierung der unproduktiven Zeit, nicht jedoch auf der Senkung des unproduktiven Energieanteils. Hinsichtlich der Optimierung des wertschöpfenden Energieeinsatzes bei der Bearbeitung einzelner Werkstücke liegt die höchste Priorität bei $\zeta_{pe,IVA\ RH\ 655} = 0,5$. In diesem Fall könnte eine Vergrößerung der Batchgröße den spezifischen Energiebedarf pro Werkstück verbessern. Falls nur ein Teil pro Bearbeitungszyklus bearbeitet werden kann, was bei den genannten Werkzeugmaschinen der Fall ist und gleichzeitig ein hoher $\zeta_{pe,p}$ -Wert vorliegen würde, wäre es sinnvoll, die Optimierung des eigentlichen Bearbeitungsprozesses zu untersuchen [Iosh25e, S. 14–15].

Um die Anwendbarkeit der Methodik zu demonstrieren, wurde sie auf eine metallverarbeitende Fertigungsline in der ETA-Fabrik angewendet. Das implementierte ES, das fünf Fertigungsmaschinen und sieben Fertigungsprogramme umfasst, erkennt automatisch Bearbeitungszyklen, berechnet definierte EnPIs und priorisiert Energieeffizienzpotenziale basierend auf den erhobenen Daten. Die Ergebnisse dieser Fallstudie zeigen erhebliche Optimierungsmöglichkeiten, insbesondere bei der Reduzierung des unproduktiven Energieanteils und der Verbesserung der Maschinenauslastung. Beispielsweise identifiziert das System, dass die Maschine EMAG VLC100 GT die höchste Priorität für Energiesparmaßnahmen, mit einem unproduktiven Energieanteil von 37,15 % und einem unproduktiven Zeitanteil

Tabelle 7.2: Berechnete Zwischen- und Endergebnisse des ES für die ETA-Produktionslinie.

Maschine m	FP i	$NPEF_m$ in %	$NPTF_m$ in %	$NPTR_m$ in %	E_i in kWh	n_i in 1	s_i^2 in (kWh) ²	$\zeta_{npe,m}$ in 1	$\zeta_{npt,m}$ in 1	$\zeta_{pe,p}$ in 1
EMAG VLC100 Y		38,01	58,47	0,05				0,70	0,70	
	OP 10				0,63	12	$9,45 \cdot 10^{-6}$			0,24
	OP 11				0,15	19	$5,20 \cdot 10^{-7}$			0,30
MAFAC JAVA		4,97	54,00	0,69				0,30	0,70	
	OP 20				0,26	8	$6,59 \cdot 10^{-4}$			0,15
IVA RH 655		3,59	48,73	92,09				0,30	0,30	
	OP 30				0,49	2	$1,27 \cdot 10^{-4}$			0,50
EMAG VLC100 GT		37,15	66,01	0,03				0,92	0,92	
	OP 40				0,18	30	$6,96 \cdot 10^{-5}$			0,30
	OP 41				0,41	16	$1,43 \cdot 10^{-5}$			0,30
MAFAC KEA		23,80	41,06	13,89				0,30	0,50	
	OP 50				0,09	11	$3,08 \cdot 10^{-1}$			0,30

von 66,01 %, aufweist. Basierend auf diesen Erkenntnissen können gezielte Maßnahmen wie ein optimiertes Abschaltmanagement oder eine verbesserte Produktionsplanung umgesetzt werden, um Energieeffizienzsteigerungen zu erzielen.

7.1.2 Anwendungsfall 2: ETA-Einkammerreinigungsanlagen

Wie im vorangegangenen Anwendungsfall aufgeführt, ist die Bauteilreinigung in der metallverarbeitenden Industrie entlang verschiedener Prozessketten von entscheidender Relevanz [Durk06, S. 1]. Gemäß DIN8592 [S. 3] wird die Bauteilreinigung als der Prozess definiert, bei dem unerwünschte Substanzen von der Oberfläche der Bauteile bis zu einem bestimmten Grad entfernt werden. Diese Reinigungsaufgabe kann durch eine Vielzahl von Reinigungstechniken erfüllt werden [DIN8592, S. 3]. Laut einer im Jahr 2020 durchgeführten Umfrage ist die wässrige Bauteilreinigung in der deutschen Industrie am weitesten verbreitet und wird überwiegend in Kammerreinigungsanlagen umgesetzt [Rögn21, S. 86]. Dadurch nimmt dieser Maschinentyp sowohl hinsichtlich seiner Repräsentativität als auch seines Potenzials zur Energieeffizienzsteigerung eine zentrale Rolle ein [Iosh23b, S. 2].

Der zweite Anwendungsfall konzentriert sich daher auf Einkammerreinigungsanlagen in der ETA-Fabrik und demonstriert die Übertragbarkeit von ESs auf andere Maschinen gleichen Typs.

Energierrelevante Maschinen und Informationen

Der Aufbau von Einkammerreinigungsanlagen (1) ist in Abbildung 7.5 dargestellt. Diese bestehen im Wesentlichen aus einer Behandlungskammer (2) und einem Medientank (3). In der

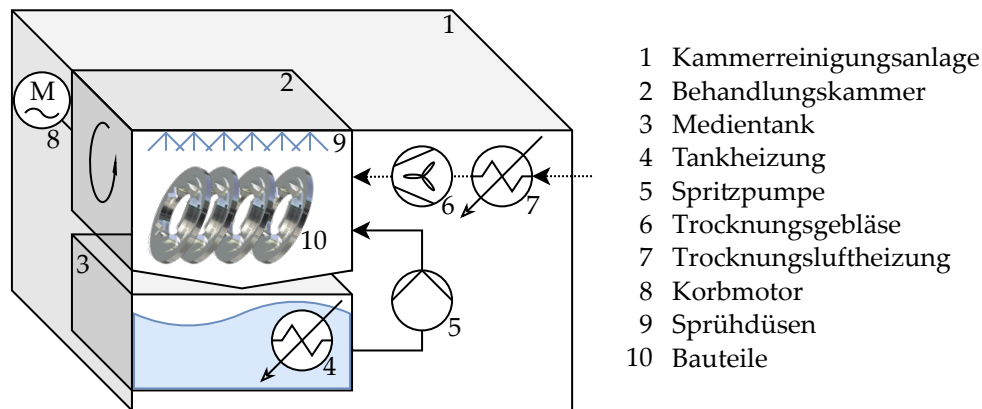


Abbildung 7.5: Schematische Darstellung einer Einkammerreinigungsmaschine [Iosh23b, S. 3].

Behandlungskammer befindet sich ein Reinigungskorb, der vor dem Reinigungsprozess mit verschmutzten Bauteilen (10) beladen wird. Zur Verbesserung der mechanischen Wirkung, die die Entfernung von Verunreinigungen während des Reinigungsprozesses unterstützt, ist der Reinigungskorb mit einem Elektromotor (8) verbunden, der eine Relativbewegung zwischen den Bauteilen und den Sprühdüsen (9) erzeugt. Während des Reinigungsschritts wird das Sprühdüsen system mithilfe einer Spritzpumpe (5) mit Reinigungsflüssigkeit aus dem Medientank versorgt. Im Medientank ist eine Tankheizung (4) verbaut, um den für die Reinigungsaufgabe erforderlichen Temperaturbereich initial herzustellen und aufrechtzuerhalten. Nach dem Reinigungsschritt erfolgt die Trocknung der Werkstücke konvektiv durch heiße Luft. Diese wird von einem Trocknungsgebläse (6) angesaugt, durch die Trocknungsluftheizung (7) erwärmt und in die Behandlungskammer geleitet.

Zur Demonstration der praktischen Anwendbarkeit der Methodik sowie der Übertragbarkeit eines implementierten ES, werden die beiden Maschinen *BvL OceanRC 750* und *MAFAC KEA* unterschiedlicher Hersteller mit abweichenden konstruktiven Ausführungen betrachtet.

Die energierelevanten Informationen beziehen sich auf den Bearbeitungsprozess, der anlagenübergreifend generalisierbar ist und aus den vier Schritten Spülen, Trocknen, Be- und Entladen sowie Sonstiges besteht [Iosh23b, S. 2; Seyf24, S. 332–333]. Beim Spülen wird Reinigungsflüssigkeit mit hohem Druck durch Sprühdüsen auf die Oberfläche der Teile gespritzt, um Verschmutzungen mechanisch zu entfernen. Das anschließende Trocknen dient dazu, verbleibende Reinigungsflüssigkeit zu beseitigen, um Korrosion der Metallteile zu

Tabelle 7.3: Energierelevante Informationen für ETA-Kammerreinigungsanlagen [Iosh23b, S. 4].

<i>i</i>	Prozessschritt	Beschreibung
0	Spülen	Entfernen der Verschmutzungen von der Bauteiloberfläche (Spritzreinigung)
1	Trocknen	Entfernen der Reinigungsflüssigkeit von der Bauteiloberfläche (Heißluft)
2	Be-/Entladen	Be-/Entladen von Bauteilen in die bzw. aus der Behandlungskammer
3	Sonstiges	Nicht spezifizizierte Ereignisse

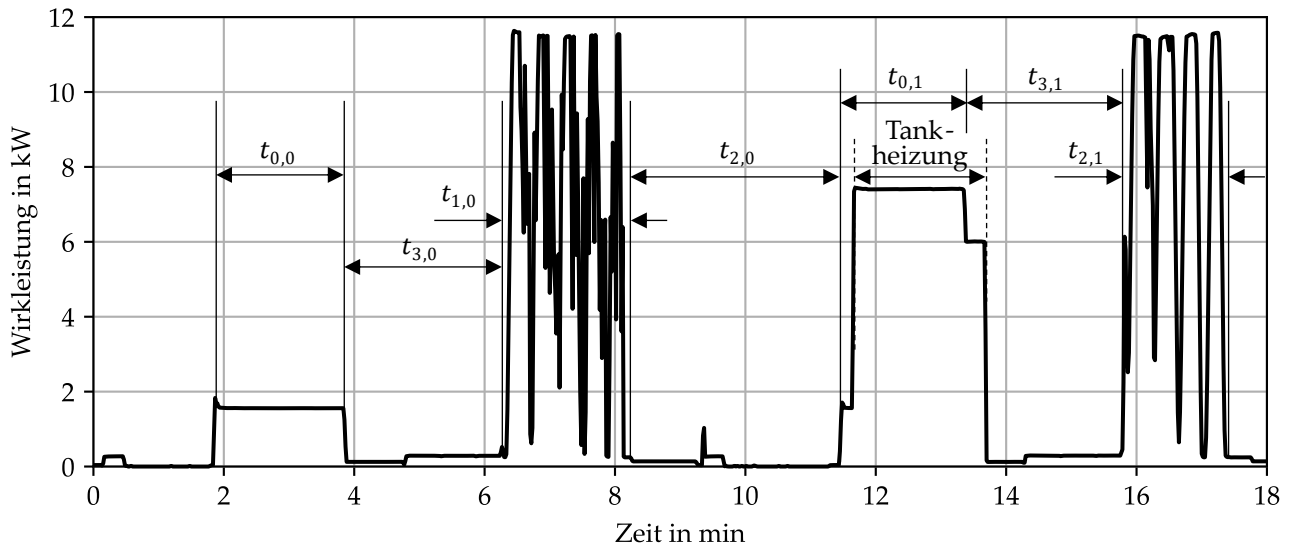


Abbildung 7.6: Repräsentatives elektrisches Lastprofil einer Einkammerreinigungsanlage mit gekennzeichneten Prozessschritten [Iosh23b, S. 5].

verhindern oder nachgelagerte Produktionsprozesse zu ermöglichen. Bei den betrachteten Maschinen erfolgt dieser Prozess konvektiv durch Abblasen mit Heißluft. Da Kammerreinigungsmaschinen batchweise betrieben werden, müssen sie vor dem Reinigungsprozess mit verschmutzten Teilen beladen und anschließend entladen werden. Andere, nicht spezifizierte Vorgänge, wie beispielsweise Pausen zwischen den drei Hauptschritten, werden unter dem Begriff „Sonstiges“ zusammengefasst. Bei den betrachteten Kammerreinigungsanlagen erfolgt die Beheizung der Reinigungsflüssigkeiten dezentral über die Tankheizungen (4) durch einen Zweipunktregler mit Hysterese. Die Tankheizung taktet entsprechend in Abhängigkeit der Reinigungsflüssigkeitstemperatur und unabhängig vom restlichen Prozess. Die Prozessschritte sind in [Tabelle 7.3](#) aufgeführt und in [Abbildung 7.6](#) mit den Prozesszeiten $t_{i,j}$ visualisiert, wobei der Index i für die einzelnen Prozessschritte und der Index j für deren Iterationen steht. Iterationen sind demnach Wiederholungen gleicher Prozessschritte in aufeinanderfolgenden Batches.

Energieleistungskennzahlen und Regelbasis

Die grundlegenden EnPIs dieses Anwendungsfalls umfassen die Summe der Dauern $t_{\text{total},i}$ für jeden Prozess i sowie die zugehörigen Gesamtenergiebedarfe $E_{\text{total},i}$. Weiterhin werden die potenziellen relativen Zeiteinsparungen τ_i und potenziellen relativen Energieeinsparungen ε_i definiert. τ_i spiegelt die möglichen Zeiteinsparungen wider, wenn anstelle der identifizierten Zeitdauern, nur die minimale Zeitdauer des Beobachtungszeitraums $t_{\text{min},i}$ auf alle Iterationen k_i jedes Prozesses i angewendet wird [Iosh23b, S. 6]. Ähnlich spiegelt ε_i die möglichen Energieeinsparungen wider, wenn anstelle der identifizierten Energie, nur der minimale Energiebedarf des Beobachtungszeitraums $E_{\text{min},i}$ auf alle Iterationen k_i jedes Prozesses i entfällt [Iosh23b, S. 6]. Die potenziellen relativen Einsparungen τ_i und ε_i werden demnach gemäß folgenden Gleichungen berechnet [Iosh23b, S. 7]:

$$\tau_i = \frac{t_{\text{total},i} - k_i \cdot t_{\text{min},i}}{t_{\text{total},i}} \cdot 100\% \quad \text{mit} \quad t_{\text{min},i} = \min_k \{t_{i,k}\}, \quad (7.7)$$

$$\varepsilon_i = \frac{E_{\text{total},i} - k_i \cdot E_{\text{min},i}}{E_{\text{total},i}} \cdot 100\% \quad \text{mit} \quad E_{\text{min},i} = \min_k \{E_{i,k}\}. \quad (7.8)$$

Zudem wird der normierte Energiebedarf eines Prozesses $\tilde{E}_i$ nach [Gleichung 7.9](#) wie folgt berechnet:

$$\tilde{E}_i = \frac{E_{\text{total},i}}{E_{\text{total,max}}} \cdot 100\% \quad \text{mit} \quad E_{\text{total,max}} = \max_i \{E_{\text{total},i}\}. \quad (7.9)$$

Die Regelbasis gemäß [Tabelle 7.4](#) wird auf Basis der drei EnPIs erstellt. Dabei dominieren der normierte Energiebedarf eines Prozesses $\tilde{E}_i$ sowie die potenzielle relative Energieeinsparung ε_i die Bewertung des energetischen Optimierungspotenzials, das durch ζ_i quantifiziert wird.

Kombinationen hoher Werte dieser beiden Größen führen zu einer höheren Priorisierung, während geringe Werte entsprechend niedrigere Bewertungsgrößen bedeuten. Der Einfluss der potenziellen relativen Zeiteinsparung τ_i wird hingegen lediglich zur Feinabstimmung herangezogen: Ein hoher Wert von τ_i kann die Bewertung um eine Stufe anheben, während ein niedriger Wert zu einer Abstufung führen kann. Auf diese Weise werden insbesondere Energieeffizienzpotenziale bevorzugt, die durch Anpassungen der Prozessschritt-dauer erschlossen werden können. Im Gegensatz dazu erhalten Prozessschritte, bei denen primär

Tabelle 7.4: Regelbasis für das ES der ETA-Einkammerreinigungsanlagen unter Berücksichtigung von τ_i , ε_i und $\tilde{E}_i$.

	Prämisse (WENN)	Konsequenz (DANN)
1	ε_i ist hoch $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist hoch $\wedge$ τ_i ist hoch	ζ_i ist sehr hoch
2	ε_i ist hoch $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist hoch $\wedge$ τ_i ist mittel	ζ_i ist sehr hoch
3	ε_i ist hoch $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist hoch $\wedge$ τ_i ist niedrig	ζ_i ist hoch
4	ε_i ist hoch $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist mittel $\wedge$ τ_i ist hoch	ζ_i ist hoch
5	ε_i ist hoch $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist mittel $\wedge$ τ_i ist mittel	ζ_i ist hoch
6	ε_i ist hoch $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist mittel $\wedge$ τ_i ist niedrig	ζ_i ist mittel
	$\vdots$	
25	ε_i ist niedrig $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist niedrig $\wedge$ τ_i ist hoch	ζ_i ist sehr niedrig
26	ε_i ist niedrig $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist niedrig $\wedge$ τ_i ist mittel	ζ_i ist sehr niedrig
27	ε_i ist niedrig $\wedge$ $\tilde{E}_i$ ist niedrig $\wedge$ τ_i ist niedrig	ζ_i ist sehr niedrig

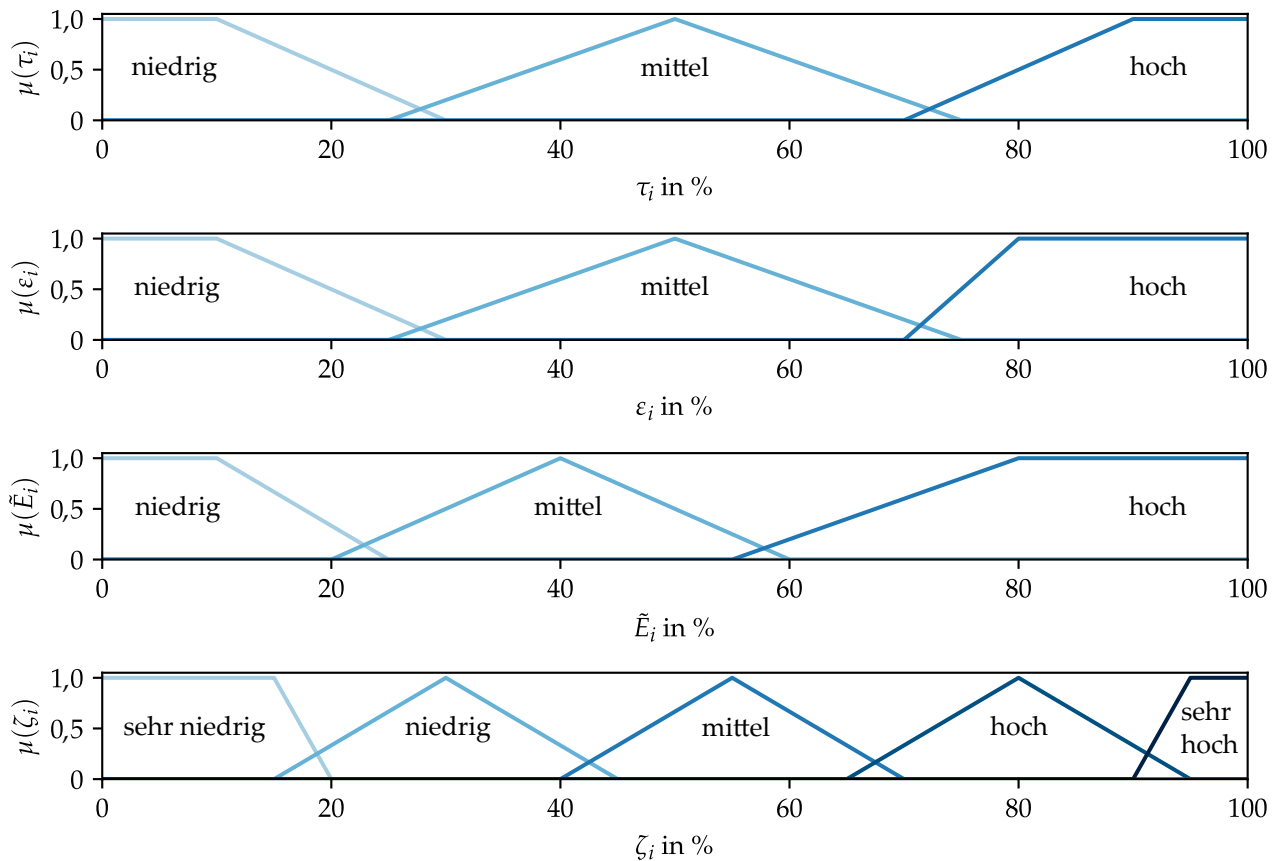


Abbildung 7.7: Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen (ε_i , $\tilde{E}_i$, τ_i) und der Ausgangsvariable (ζ_i).

Zeiteinsparungen ohne signifikante Energieeinsparungen möglich sind, eine geringere Priorität. Die Regelbasis gewährleistet somit eine stärkere Priorisierung höherer potenzieller absoluter Energieeinsparungen gegenüber reinen Zeiteinsparungen.

Die Auswahl der Zugehörigkeitsfunktionen für die vier Variablen in [Abbildung 7.7](#) sowie die iterative Anpassung ihrer Grenzwerte ist auf Grundlage empirischer Untersuchungen und Erfahrungswerten erfolgt. In Verbindung mit der in [Tabelle 7.4](#) definierten Regelbasis ergibt sich daraus der in [Abbildung 7.8](#) dargestellte Ergebnisraum. Dort ist die Ausgangsgröße ζ_i in Abhängigkeit unterschiedlicher Kombinationen der Eingangsgrößen ε_i , $\tilde{E}_i$ und τ_i farblich codiert visualisiert.

Datenerfassung und Modellentwicklung

Die Wirkleistungen an den Hauptanschlüssen beider Anlagen werden über einen Zeitraum von 3,5 Stunden mit einer Abtastrate von 1 Hz erfasst. Dieser Zeitraum umfasst mindestens zehn vollständige Prozesszyklen, wobei ein Zyklus aus den Schritten Be- und Entladung, Reinigung sowie Trocknung besteht. Die gewählte Messdauer gewährleistet zudem, dass auch Taktvorgänge der Tankheizung erfasst werden [[Iosh23b](#), S. 7].

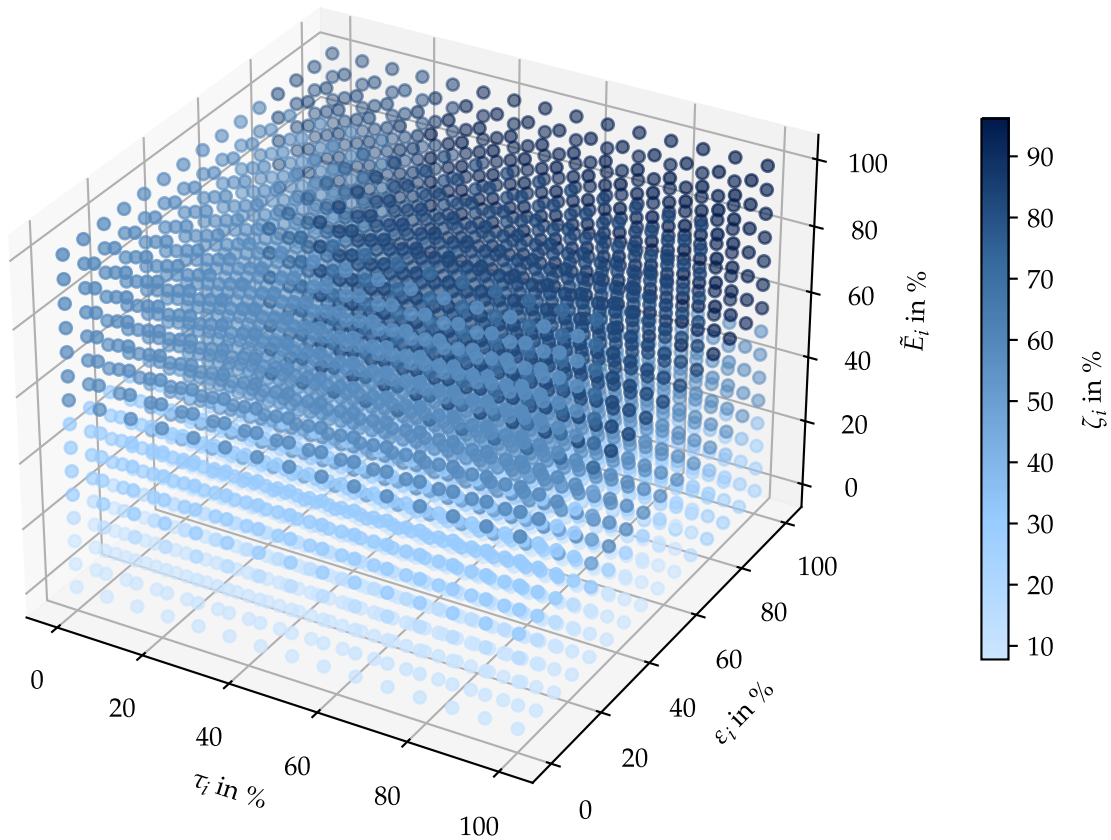


Abbildung 7.8: Ausgangswerte (ζ_i) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten (ε_i , $\tilde{E}_i$, τ_i).

Parallel zur Messung an dem Hauptanschluss werden bei der *BvL OceanRC 750* zusätzlich die elektrischen Leistungsaufnahmen der Spritzpumpe, der Tankheizung sowie der Trocknungsluftheizung inklusive des Trocknungsgebläses gemessen. Bei der *MAFAC KEA* erfolgt gleichzeitig zur Messung der Hauptanschlussleistung die Aufnahme von Signalen aus der Anlagen-SPS. Diese liefern Informationen über den Betriebszustand einzelner Komponenten: Ein Signalwert von 0 kennzeichnet eine nicht angesteuerte Komponente, während ein Wert von 1 einen aktiven Einschaltzustand anzeigt.

Für die automatisierte Identifikation der vier Prozessschritte in [Tabelle 7.3](#) aus dem elektrischen Lastprofil kommt ein überwachtes ML-Modell zum Einsatz, dessen Entwicklung sich an *CRISP-ML(Q)* orientiert [[Stud21](#), S. 395; [Iosh23b](#), S. 5]. Innerhalb der Datenvorbereitung können zunächst mithilfe der Daten, die parallel zu den Hauptanschlussleistungen erfasst werden, die Prozessschritte zu jedem Zeitpunkt eindeutig identifiziert und in den Datensätzen mit entsprechenden Klassenlabel gekennzeichnet werden. Diese Klassifizierung dient als Grundwahrheit, gegen die die Genauigkeit der trainierten Modelle geprüft werden.

Ähnlich wie in [Petr21](#) [S. 5064] werden die Leistungsdaten der Hauptanschlüsse in feste, nicht überlappende Fenster mit definierter Zeitschrittweite segmentiert. Der einem Fenster zugeordnete Prozessschritt ergibt sich aus dem jeweils dominanten Klassenlabel. Anschlie-

ßend wird der Trainingsdatensatz ausbalanciert: Überrepräsentierte Klassen werden durch *Undersampling* reduziert, unterrepräsentierte Klassen mittels *Oversampling* ergänzt.

Für jedes Zeitfenster werden nachfolgend statistische Kenngrößen berechnet. Zudem werden unterschiedliche Kombinationen von Zeitschrittweiten, Imputationsstrategien und Modellen getestet als auch Modellhyperparameter mittels Rastersuche optimiert [Iosh23b, S. 5]. Die abschließende Modellevaluierung erfolgt dabei mit mithilfe einer fünffachen *Stratified Cross Validation* auf dem balancierten Trainingsdatensatz der *BvL OceanRC 750* [Iosh23b, S. 5]. Dadurch wird sichergestellt, dass der Anteil der Klassen jeweils dem der Gesamtverteilung entspricht, was zu einer realistischeren und robusteren Beurteilung der Modellleistung führt.

Algorithmus 2: Zustandserkennung in Zeitreihen mittels Pipeline bestehend aus Datenvorverarbeitungsschritten und vortrainiertem ML-Modell.

Eingabe: df_{in} — Leistungsmessdaten (Zeitreihe mit der Spalte Hauptanschluss)

$\mathcal{P}$ — ML-Pipeline bestehend aus:

(i) Behandlung fehlender Werte (SimpleImputer, Strategie=Mittelwert)

(ii) Skalierung der Merkmale (PowerTransformer, Methode=Yeo-Johnson)

(iii) Klassifikationsmodell (GradientBoostingClassifier)

w — Fensterbreite zur Merkmalsextraktion

Ausgabe: df_{out} — Zeitreihe mit einer zusätzlichen Spalte `predicted_state`

Lade Pipeline $\mathcal{P}$;

Initialisiere Merkmalsliste F ;

for $k = 0$ **bis** $|df_{in}| - w$ **in Schritten von** w **do**

 Extrahiere Fenster $s := df_{in}[\text{Hauptanschluss}][k : k + w]$;

 Transformiere s zu einem Vektor;

 Berechne folgende Merkmale aus s :

 Mittelwert, Standardabweichung, Median, Spannweite,

 Summe der absoluten Differenzen aufeinanderfolgender Werte;

 Speichere Merkmalsvektor f in F ;

end

Erzeuge Merkmalsmatrix X aus F mit Spaltennamen `[mean, std, median, ptp, abs_diff_sum]`;

Wende Pipeline $\mathcal{P}$ an, um Vorhersagen zu berechnen:

$\hat{y} := \mathcal{P}.\text{predict}(X)$;

Wiederhole jede Vorhersage w -mal, um die ursprüngliche Signallänge zu erreichen:

$\hat{y}_{full} := \text{repeat}(\hat{y}, w)[: |df_{in}|]$;

Kopiere df_{in} nach df_{out} ;

Füge df_{out} eine neue Spalte `predicted_state` mit den Werten aus $\hat{y}_{full}$ hinzu;

return df_{out}

Im Rahmen des iterativen Auswahlprozesses werden fünf statistische Merkmale als besonders relevant identifiziert: Mittelwert, Standardabweichung, Median, Spannweite sowie die Summe der absoluten Differenzen. Darüber hinaus wird eine Zeitschrittweite von 30 Sekunden festgelegt. Als Klassifikationsmodell kommt ein *Gradient Boosting Classifier* zum Einsatz, der in eine Verarbeitungspipeline eingebettet ist. Diese umfasst eine Mittelwertimputation fehlender Werte sowie eine *Yeo-Johnson*-Transformation zur Verbesserung der Verteilungsstruktur der Eingabedaten [Yeo00, S. 954]. Weiterführende Informationen, et-

wa zu den eingesetzten Python-Bibliotheken und den gewählten Modellhyperparametern, können der Implementierung entnommen werden (siehe [Abschnitt A.1](#)). Die finale Modellkonfiguration erreicht eine durchschnittliche Klassifikationsgenauigkeit von 94,27 % für den Datensatz der *MAFAC KEA* und 92,22 % für den Datensatz der *BvL OceanRC 750*. Dies belegt die anlagenübergreifende Übertragbarkeit des entwickelten Modells. Das Modell wird mitsamt der Datenvorverarbeitungsschritte (*Yeo-Johnson*-Transformation und Mittelwertimputation) schließlich als .pkl-Datei exportiert, sodass es zu einem späteren Zeitpunkt ohne erneutes Training geladen und verwendet werden kann.

Für die Anwendung des exportierten Modells auf neue Daten wird die zuvor definierte und in [Algorithmus 2](#) zusammengefasste Verarbeitungslogik erneut durchlaufen. Das Ergebnis ist ein Datensatz, der sowohl die elektrischen Leistungswerte des Hauptanschlusses als auch die erkannten Prozessschritte enthält und als Grundlage für die Berechnung der EnPIs dient.

Um sicherzustellen, dass überlappende Ereignisse, wie das temporäre Zuschalten der Tankheizung, die Berechnung der EnPIs nicht verfälschen, erfolgt eine segmentbasierte Filterung. Hierzu werden für jeden Prozessschritt i sämtliche berechneten Segmentenergien extrahiert und deren Medianwert bestimmt. Auf dessen Basis wird ein Toleranzintervall definiert: Nur die innerhalb dieses Intervalls liegenden Segmente werden weiterverwendet, während energetische Ausreißer ausgeschlossen werden. [Algorithmus 3](#) zeigt die Zusammenfassung der erläuterten Verarbeitungsschritte.

Algorithmus 3: Berechnung von EnPIs auf Basis erkannter Zustände.

Eingabe: d_{fout} — Leistungsmessdaten (Zeitreihe mit Spalten Hauptanschluss und predicted_state)
 s — Fenstergröße zur Zustandsglättung
 d_{min} — Minimale Segmentdauer

Ausgabe: enpi_result — Berechnete EnPIs für Zustände 0–3

Glätte Zustände durch Filter mit Fenstergröße $s \rightarrow \text{smoothed_states}$;
 Initialisiere leere Segmentlisten für alle Zustände $i \in \{0, 1, 2, 3\}$;

foreach *zusammenhängendes Intervall mit konstantem Zustand z* in *smoothed_states* **do**
 | Berechne Segmentdauer und -energie (basierend auf Hauptanschluss);
 | **if** $\text{Dauer} \geq d_{\text{min}}$ **then**
 | | Füge Segment (Dauer, Energie, Startzeit) zu Liste von Zustand z hinzu;
 | **end**
end

foreach Zustand $i \in \{0, \dots, 3\}$ **do**
 | Berechne Median der Segmentenergien;
 | Definiere Toleranzintervall von $\pm 20\%$ um Median;
 | Entferne energetische Ausreißer außerhalb des Intervalls;
end

foreach Zustand i **do**
 | Berechne $k, t_{\text{total}}, t_{\text{min}}, E_{\text{total}}, E_{\text{min}}, \tilde{E}_{\text{total}}, \tau, \varepsilon$;
end

return enpi_result

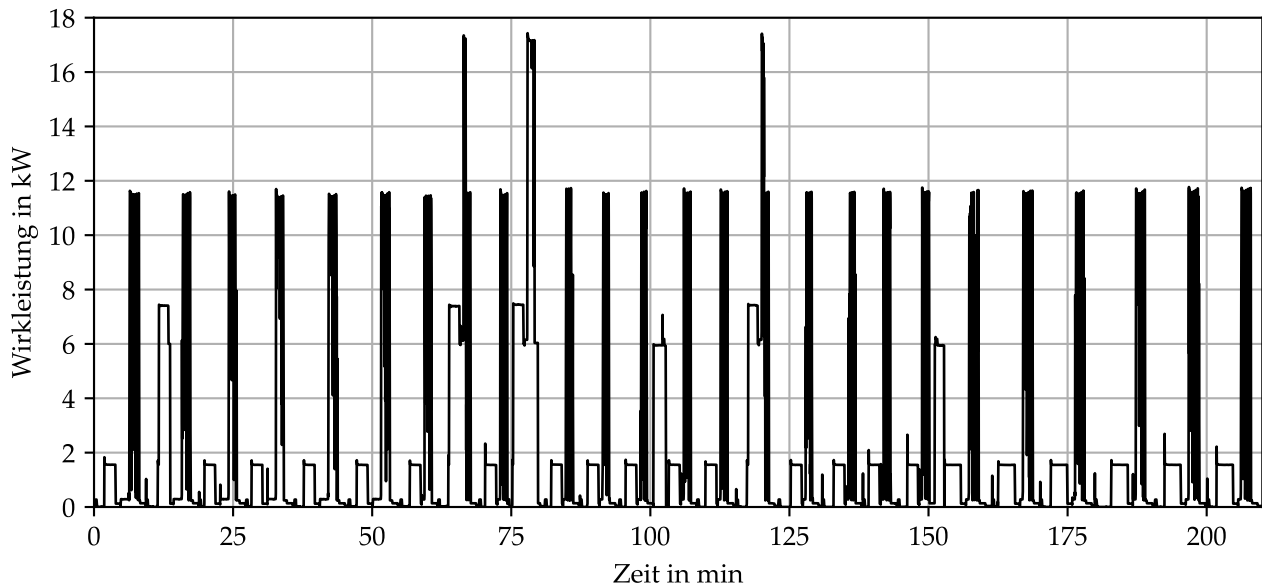


Abbildung 7.9: Messdaten der *BvL OceanRC 750* für das Training des ML-Modells [Iosh23b, S. 8].

Integration und Validierung

Die zusammengeführten Artefakte werden abschließend als vollständiges ES angewendet und validiert. Wie zuvor erläutert, wurde das ML-Modell auf dem Datensatz der *BvL OceanRC 750* (vgl. [Abbildung 7.9](#)) trainiert. Die Validierung des ES erfolgt anhand der *MAFAC KEA*. Nach der Anwendung des ML-Modells auf den entsprechenden Datensatz werden die identifizierten Prozessschritte, wie in [Abbildung 7.10](#) dargestellt, visualisiert. Ein Vergleich von [Abbildung 7.9](#) und [Abbildung 7.10](#) zeigt grafisch, dass sich die Lastprofile der Einkammerreinigungsanlagen quantitativ deutlich unterscheiden, die einzelnen Prozessschritte jedoch qualitative Ähnlichkeiten aufweisen.

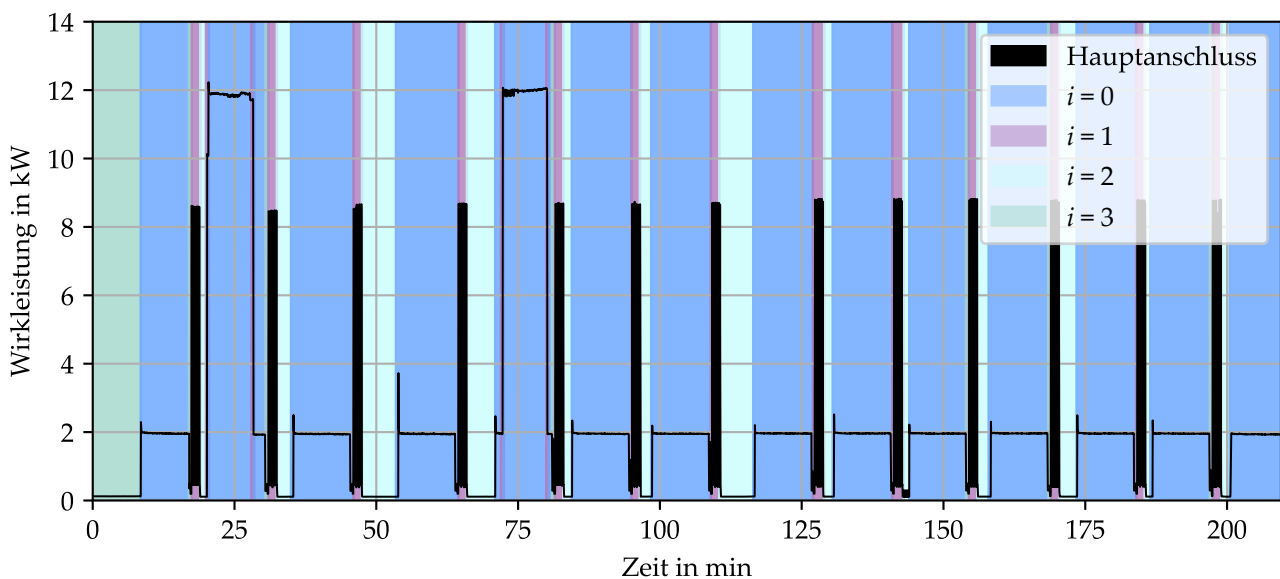


Abbildung 7.10: Messdaten der *MAFAC KEA* für die exemplarische Anwendung des ES [Iosh23b, S. 8].

Tabelle 7.5: Berechnete EnPIs für den Anwendungsfall der ETA-Einkammerreinigungsanlagen in Anlehnung an [Iosh23b, S. 8].

Prozessschritt	Iterationen	t_{total}	t_{min}	E_{total}	E_{min}	$\tilde{E}_{\text{total}}$	τ	ε	ζ
i	k	in min	in min	in Wh	in Wh	in %	in %	in %	in %
0	12	124,5	8,5	3896,68	278,43	100	18,07	14,25	60,0
1	14	22,0	1,5	1198,52	75,78	30,76	4,55	11,48	31,91
2	13	34,0	1,0	92,03	62,27	2,36	61,76	73,97	28,81
3	7	11,5	0,5	62,27	2,65	1,60	69,57	70,18	10,85

Basierend auf den in [Abbildung 7.10](#) dargestellten Klassifizierungsergebnissen werden anschließend die EnPIs berechnet, deren Werte in [Tabelle 7.5](#) aufgeführt sind. Demnach identifiziert das ES den Prozessschritt Spülen ($i = 0$) als vorrangig für Maßnahmen zur Steigerung der Energieeffizienz. Ausschlaggebend für diese Bewertung ist der deutlich höhere Gesamtenergiebedarf $E_{\text{total},0}$ im Vergleich zu den anderen Prozessschritten. An zweiter und dritter Stelle werden die beiden Prozessschritte Trocknen ($i = 1$) und Be-/Entladen ($i = 2$) priorisiert, die vergleichbare Werte für ζ aufweisen. Hierbei ist zu beobachten, dass das Trocknen zwar einen höheren Gesamtenergiebedarf besitzt, das Be-/Entladen jedoch sowohl hinsichtlich der potenziellen relativen energetischen als auch zeitlichen Einsparungen ein höheres Optimierungspotenzial aufweist. Die letzte Priorität entfällt auf die sonstigen, nicht spezifizierten Ereignisse ($i = 3$). Die kumulierten, durch das ES identifizierten, potenziellen Einsparungen berechnen sich nach folgenden Gleichungen

$$\Delta t = \sum_{i=0}^3 t_{\text{total},i} \cdot \tau_i \quad (7.10)$$

$$\Delta E = \sum_{i=0}^3 E_{\text{total},i} \cdot \varepsilon_i \quad (7.11)$$

und belaufen sich auf eine Reduktion des Energiebedarfs um 15,33 % sowie ein Zeitreduktion um 27,34 %. Bei der Interpretation der Ergebnisse des ES ist zu berücksichtigen, dass sich das maximal ermittelte Optimierungspotenzial auf den Betrachtungszeitraum beschränkt, für den Messdaten vorliegen. Folglich kann das tatsächliche Potenzial unterschätzt sein [Iosh23b, S. 9]. Die ausgewiesenen Einsparpotenziale sind aus technologischer Sicht nur dann vollständig realisierbar, wenn die Reinigung und Trocknung von Bauteilen mit vergleichbarer Verschmutzung und Geometrie erfolgt. Bei abweichenden Bauteilen oder stark variierenden Verschmutzungsgraden müssen die erforderlichen Prozessparameter überprüft und gegebenenfalls angepasst werden [Iosh23b, S. 9]. Eine Ausnahme bildet hierbei die Optimierung innerhalb der Be- und Entladeprozesse: Solange die Anzahl der zu

bearbeitenden Bauteile konstant bleibt, ist hier keine weitere Prüfung erforderlich [Iosh23b, S. 9].

7.1.3 Anwendungsfall 3: ETA-Durchlaufreinigungsanlage

Der Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage knüpft an die im vorangegangenen Abschnitt dargestellte Relevanz der wässrigen Bauteilreinigung in der metallverarbeitenden Industrie an. Im Unterschied zu den Kammerreinigungsanlagen liegt der Fokus hier jedoch auf einer einzelnen Maschine, die im kontinuierlichen Betrieb fertigt und deren Komponenten detailliert analysiert werden.

Um neben der Anwendung auch die Erweiterbarkeit der Methodik zu demonstrieren, wird in diesem Beispiel ein physikalisches Simulationsmodell integriert, das die Auswirkungen von Energieeffizienzmaßnahmen auf den Bearbeitungsprozess abbildet.

Energierrelevante Maschinen und Informationen

Im betrachteten Anwendungsfall werden metallische Führungsscheiben für Automobilgetriebe, die mit Schneidöl kontaminiert sind durch die Durchlaufreinigungsanlage der Firma *BvL Oberflächentechnik GmbH* behandelt. Die Anlage ist in [Abbildung 7.11](#) schematisch dargestellt.

Zu Beginn werden die Bauteile am Einlass auf ein Förderband aufgelegt und anschließend nacheinander durch die Reinigungs-, Spül- und Vortrocknungszone transportiert. Anschließend gelangen sie über ein weiteres Förderband in die Trocknungszone, bevor sie den Auslass der Anlage erreichen. Für den Reinigungs- und Spülprozess wird ein wässriges Reinigungsmittel in Behältern mit einem Fassungsvermögen von 500 Litern vorgehalten, durch

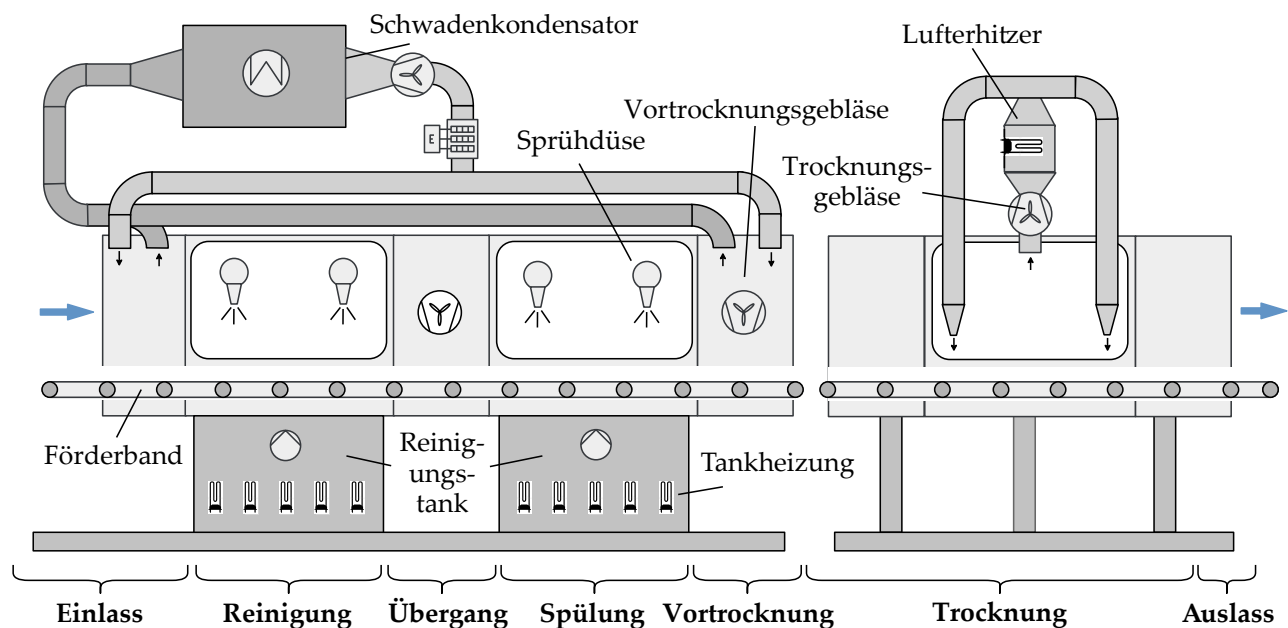


Abbildung 7.11: Schematische Darstellung der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b, S. 7].

elektrische Heizelemente auf die erforderliche Temperatur erwärmt und mittels Pumpen durch Sprühdüsen unter hohem Druck auf die Bauteiloberflächen aufgebracht. Die nachgelagerte Trocknung erfolgt in zwei Stufen: In der Vortrocknungszone wird die feuchte Luft über einen Schwadenkondensator abgesaugt und entfeuchtet, wodurch der Verdunstungsprozess auf den Bauteilen unterstützt wird. In der Trocknungskammer wird ein Luftstrom zirkuliert, erwärmt und gezielt auf die Bauteile gerichtet, um die verbleibende Feuchtigkeit konvektiv zu entfernen [Iosh24b, S. 6].

Für die Anlage liegen historische Energiedaten auf Komponentenebene über einen repräsentativen Zeitraum von 2 h vor. Die Messergebnisse sind in einem Pareto-Diagramm in [Abbildung 7.12](#) dargestellt. Den Ergebnissen zufolge entfallen über 90 % des kumulativen elektrischen Energiebedarfs auf die Heizungen und Pumpen der Spül- und Reinigungstanks, den Lufterhitzer und das Gebläse für die Trocknung sowie den Schwadenkondensator. Folglich werden die verbleibenden Komponenten im weiteren Verlauf nicht berücksichtigt.

Als energierelevante Informationen werden kontrollierbare Parameter der weiterverfolgten Komponenten ausgewählt. Diese lassen sich einschließlich ihrer technologischen Grenzen aus technischen Unterlagen oder durch Konsultation der Maschinenbedienerin ermitteln [Iosh24b, S. 4]. Dabei zeigt sich, dass während der Reinigungs- und Spülphasen die Temperatur- und Druckeinstellungen (Relativdrücke) des Fluids angepasst werden können. In der Trocknungsphase sind zudem die Temperatur und die Ventilator Drehzahl variabel. Der Schwadenkondensator weist hingegen keine einstellbaren Parameter auf [Iosh24b, S. 7]. [Tabelle 7.6](#) gibt eine Übersicht über die kontrollierbaren Prozessparameter (KPPs).

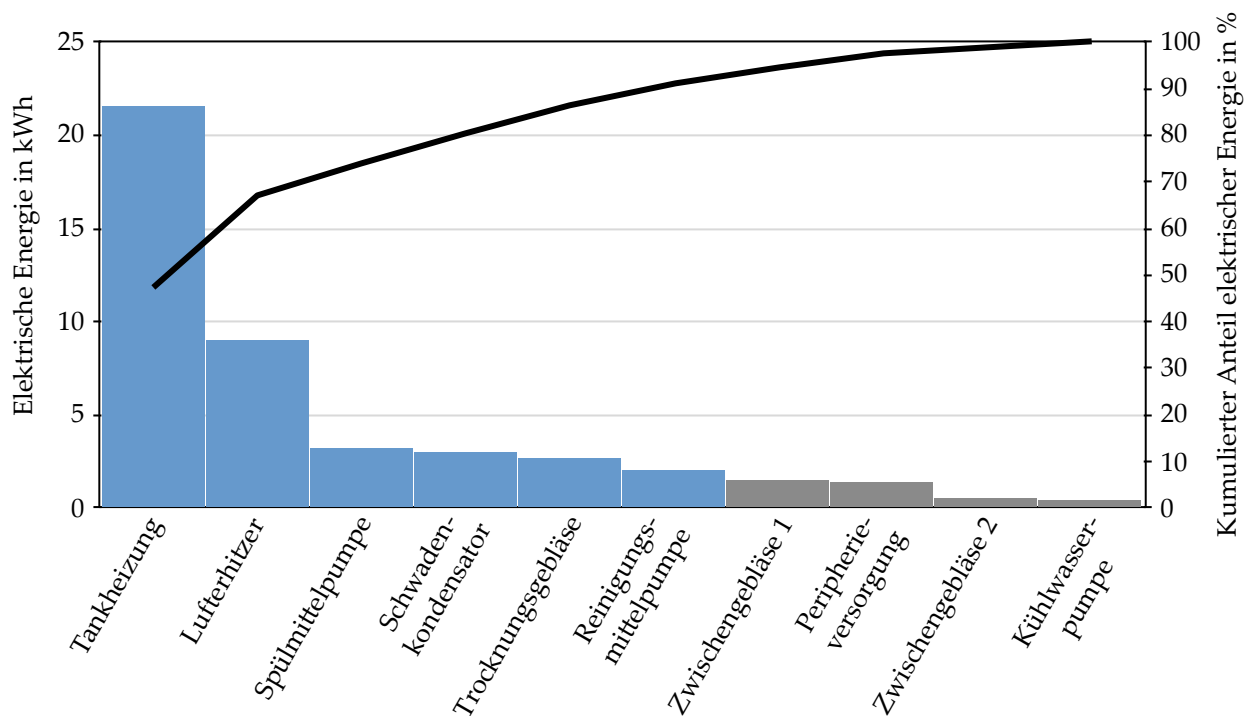


Abbildung 7.12: Pareto-Analyse zur Priorisierung von Komponenten auf der Grundlage historischer Energiedaten der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b, S. 7].

Tabelle 7.6: Identifizierte KPPs für die ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b, S. 8].

Komponente	Parameter	Bereich
Tankheizung	Fluidtemperatur T_{Fluid}	(40–70) °C
Reinigungsmittelpumpe	Reinigungsdruck p_{Reinigen}	(0,5–2,3) bar
Spülmittelpumpe	Spüldruck $p_{\text{Spülen}}$	(0,05–2,3) bar
Trocknungsgebläse	Trocknungslufttemperatur T_{Trocknen}	(45–120) °C
Trocknungsgebläse	Ventilator Drehzahl n_{Trocknen}	(860–3300) 1/min

Energieleistungskennzahlen und Regelbasis

Für die energetische Bewertung wird die mittlere Wirkleistung $\bar{P}$, die während des stationären Betriebs der einzelnen Komponenten erreicht wird, als grundlegende EnPI definiert. Das Einsparpotenzial wird gemäß Gleichung 7.12 für jede Komponente i als Differenz zwischen der mittleren Wirkleistung bei den aktuellen Einstellungen eines KPP $\bar{P}_i(V_{KPP})$ und den energetisch optimalen Parametereinstellungen $\bar{P}_i(V_{\text{opt},KPP})$ berechnet [Iosh24b, S. 10]:

$$\Delta\bar{P}_i = \bar{P}_i(V_{KPP}) - \bar{P}_i(V_{\text{opt},KPP}). \quad (7.12)$$

Die energetisch optimalen Parametereinstellungen ergeben sich aus der im nächsten Schritt der Methodik durchgeführten Datenerfassung und Modellentwicklung.

Um eine Vergleichbarkeit zu gewährleisten, wird das absolute Einsparpotenzial durch das minimale ($\Delta\bar{P}_{\min}$) und maximale Einsparpotenzial ($\Delta\bar{P}_{\max}$) normalisiert [Iosh24b, S. 10]:

$$\widetilde{\Delta\bar{P}_i} = \frac{\Delta\bar{P}_i}{\Delta\bar{P}_{\max} - \Delta\bar{P}_{\min}}. \quad (7.13)$$

Das Optimierungspotenzial je KPP Θ_{KPP} wird als weitere EnPI definiert. Es wird gemäß Gleichung 7.14 als die normalisierte Differenz zwischen dem aktuellen und dem optimalen Wert eines KPP bestimmt [Iosh24d, S. 924; Iosh24b, S. 10]:

$$\Theta_{KPP} = \left| \frac{V_{KPP} - V_{\text{opt},KPP}}{V_{\max,KPP} - V_{\min,KPP}} \right|. \quad (7.14)$$

Infolgedessen lässt sich die Prioritätszahl ζ_{KPP} unter Verwendung von $\widetilde{\Delta\bar{P}_i}$ und Θ_{KPP} bestimmen. Ein höherer Wert von ζ_{KPP} weist auf eine größere Dringlichkeit zur Durchführung von Handlungen hin. Die Bestimmung von ζ_{KPP} erfolgt unter Anwendung der Mamdani-Inferenz auf die neun Fuzzy-Regeln in Tabelle 7.7 [Mamd75, S. 5].

Tabelle 7.7: Regelbasis für das ES der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b, S. 11].

	Prämisse (WENN)	Konsequenz (DANN)
1	$\Delta\tilde{P}_i$ ist hoch $\wedge$ Θ_{KPP} ist niedrig	ζ_{KPP} ist hoch
2	$\Delta\tilde{P}_i$ ist mittel $\wedge$ Θ_{KPP} ist niedrig	ζ_{KPP} ist mittel
3	$\Delta\tilde{P}_i$ ist niedrig $\wedge$ Θ_{KPP} ist niedrig	ζ_{KPP} ist mittel
4	$\Delta\tilde{P}_i$ ist hoch $\wedge$ Θ_{KPP} ist mittel	ζ_{KPP} ist mittel
5	$\Delta\tilde{P}_i$ ist mittel $\wedge$ Θ_{KPP} ist mittel	ζ_{KPP} ist mittel
6	$\Delta\tilde{P}_i$ ist niedrig $\wedge$ Θ_{KPP} ist mittel	ζ_{KPP} ist mittel
7	$\Delta\tilde{P}_i$ ist hoch $\wedge$ Θ_{KPP} ist hoch	ζ_{KPP} ist mittel
8	$\Delta\tilde{P}_i$ ist mittel $\wedge$ Θ_{KPP} ist hoch	ζ_{KPP} ist mittel
9	$\Delta\tilde{P}_i$ ist niedrig $\wedge$ Θ_{KPP} ist hoch	ζ_{KPP} ist niedrig

Die Grundüberlegung der Regelbasis in [Tabelle 7.7](#) ist es, Handlungen höher zu priorisieren, wenn kleine relative Parameteränderungen (quantifiziert durch Θ_{KPP}) zu großen absoluten Reduktionen der durchschnittlichen Wirkleistung (quantifiziert durch $\Delta\tilde{P}_i$) führen [Iosh24b, S. 11]. Für die drei Variablen werden trapezförmige und dreieckige Zugehörigkeitsfunktionen (siehe [Abbildung 7.13 \(a\)](#)) mit den linguistischen Werten *niedrig*, *mittel* und *hoch* verknüpft. Die Prioritätszahl ζ_{KPP} für verschiedene Kombinationen aus normiertem Einsparpotenzial $\Delta\tilde{P}_i$ und Optimierungspotenzial Θ_{KPP} ist in [Abbildung 7.13 \(b\)](#) dargestellt [Iosh24b, S. 10].

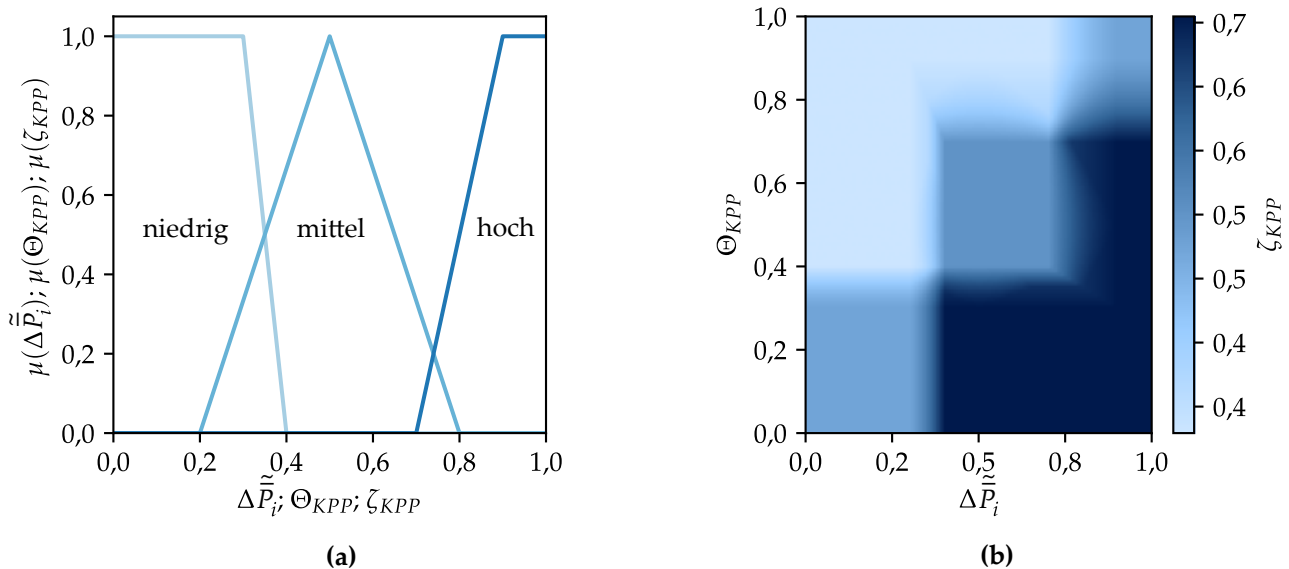


Abbildung 7.13: (a) Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen ($\Delta\tilde{P}_i$, Θ_{KPP}) und der Ausgangsvariable (ζ_{KPP}). (b) Ausgangswerte (ζ_{KPP}) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten ($\Delta\tilde{P}_i$, Θ_{KPP}) [Iosh24b, S. 11].

Datenerfassung und Modellentwicklung

Die KPPs können unter Berücksichtigung einer Korrelationsanalyse als voneinander unabhängig betrachtet werden [Iosh24b, S. 8]. Wie in Iosh24d [S. 924] dargelegt, ist es möglich, dass Komponenten mehrere KPPs aufweisen, wodurch multivariate Regressionsanalysen erforderlich werden. Im Falle der Durchlaufreinigungsanlage besitzt jedoch jede Komponente nur einen KPP, wie in Tabelle 7.6 aufgeführt. Daher können die elektrischen Leistungen durch univariate Regressionsmodelle als Funktionen der jeweiligen Parametereinstellung modelliert werden [Iosh24b, S. 8].

Für die Datenerfassung werden die Parameter systematisch variiert, um sicherzustellen, dass sich für jede eingestellte Parametervariation ein stationäres Lastprofil einstellt. Dadurch kann für jede Parametereinstellung eine mittlere Wirkleistung $\bar{P}$ bestimmt werden. Da Ausreißer keinen relevanten Einfluss auf die mittlere Wirkleistung haben, sind weder Datenbereinigungen noch -transformationen erforderlich. Die elektrische Leistung wird mit den Messgeräten Janitza UMG 604 [Jani25b] und Janitza 20CM [Jani25a] bei einer Abtastrate von 1 Hz erfasst und über Modbus TCP übertragen. Über eine Verbindung zur SPS mittels OPC UA können die Parameterwerte ausgelesen und verändert werden [Iosh24b, S. 8].

Folglich kann für jede Komponente ein Regressionsmodell erstellt werden, um bei bekannten Parametereinstellungen die sich einstellende mittlere Wirkleistung vorherzusagen [Iosh24b, S. 5]. Um eine Überanpassung der Daten zu vermeiden, werden Modelle mit geringer Komplexität und wenigen Modellparametern gewählt, was zugleich den Vorteil einer besseren Verständlichkeit bietet. Zur Bewertung der Modelle werden das Bestimmtheitsmaß (R^2) sowie das mittlere Abweichungsquadrat (RMSE) herangezogen [Iosh24b, S. 8]. Das Bestimmtheitsmaß gibt das Verhältnis der Varianz der abhängigen Variable ($\bar{P}$) an, die durch die unabhängigen kontrollierbaren Variablen vorhergesagt werden kann und nimmt Werte zwischen 0 und 1 an [Guil54, S. 68; Iosh24b, S. 8]. Ein höherer Wert weist dabei auf eine größere Erklärungskraft des Modells hin und ist entsprechend anzustreben. Das RMSE hingegen quantifiziert die Anpassungsgüte einer Funktion an die vorhandenen Daten und wird in derselben Einheit wie die abhängige Variable ausgedrückt – in diesem Fall in Watt [Hods22, S. 5481; Iosh24b, S. 8]. Ein niedriger RMSE-Wert deutet auf eine hohe Übereinstimmung zwischen Modell und Daten hin.

Lineare Regressionen eignen sich zur datengetriebenen Modellierung der Fluidtemperatur (T_{Fluid}) sowie der Trocknungslufttemperatur (T_{Trocknen}). Bei den verbleibenden Komponenten zeigen sich erkennbare nichtlineare Zusammenhänge. Daher werden für die Modellierung der beiden Pumpendrucke (p_{Reinigen} und $p_{\text{Spülen}}$) Polynomregressionen zweiten Grades und für die Modellierung der Ventilatorumdrehzahl (n_{Trocknen}) eine Polynomregression dritten Grades verwendet. Die aus der Datenerfassung resultierende mittlere Wirkleistung $\bar{P}$ ist zusammen mit den Regressionsmodellen und deren Bewertungsmetriken in Abbildung 7.14 dargestellt [Iosh24b, S. 8].

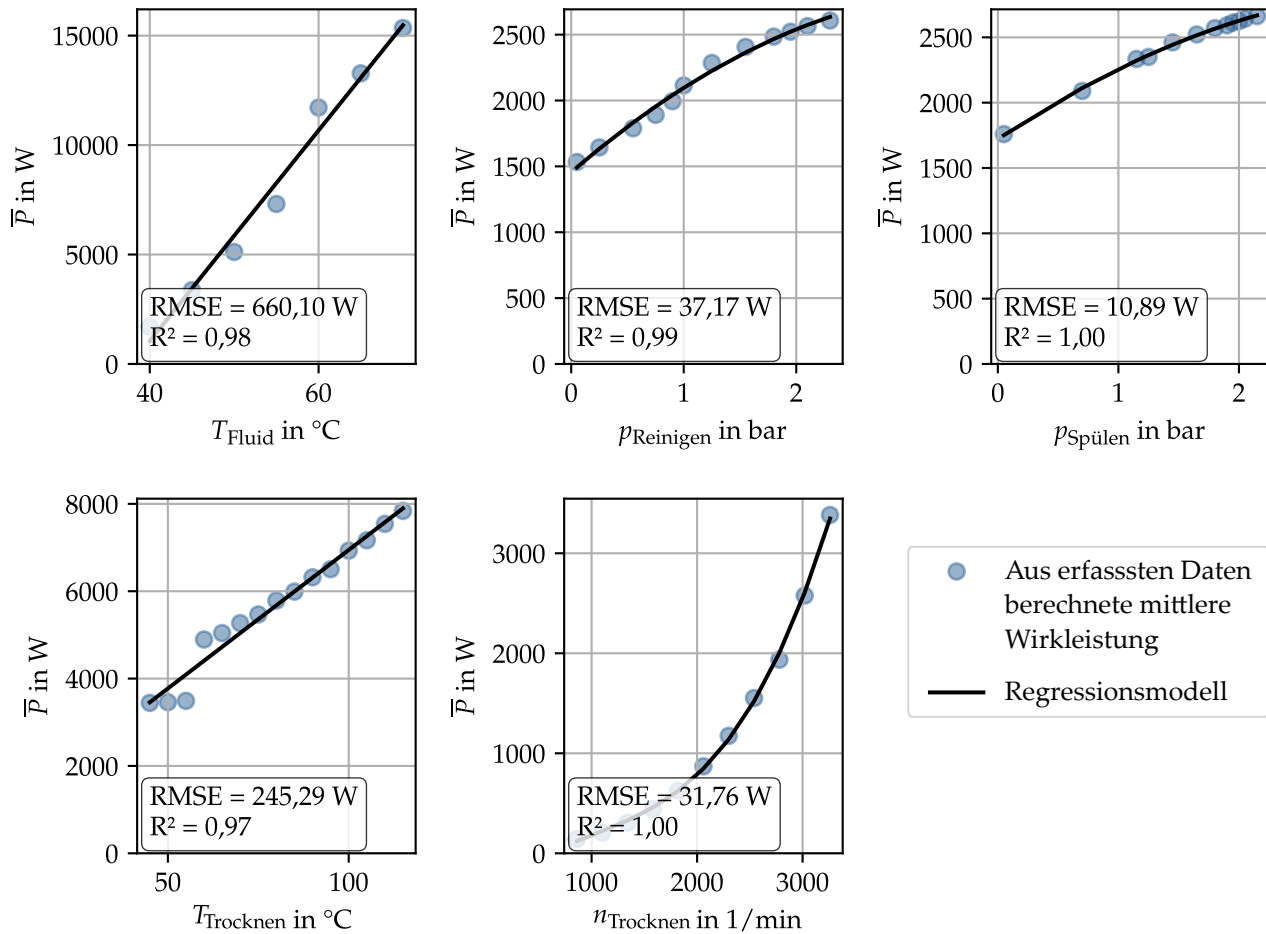


Abbildung 7.14: Regressionsmodelle und Bewertungsmetriken zur Abbildung der mittleren elektrischen Leistung in Abhängigkeit der KPPs [Iosh24b, S. 9].

Zusätzlich zur datengetriebenen Modellierung, die zur Vorhersage des Zusammenhangs zwischen Parametereinstellungen und elektrischer Leistung dient, werden in diesem Anwendungsfall weitere relevante physikalische Zusammenhänge der Maschine in einem Simulationsmodell erfasst. Die datengetriebene Modellierung elektrischer Zusammenhänge ist, wie in den übrigen Anwendungsfällen, einerseits durch den vergleichsweise geringen Messaufwand begründet [Poss16, S. 169]. Andererseits wird dadurch eine funktionale Trennung ermöglicht: Während datengetriebene Modelle zur Quantifizierung von Energieeinsparpotenzialen eingesetzt werden, dienen Simulationsmodelle der Überprüfung von Handlungsempfehlungen [Iosh24b, S. 5].

Die physikalische Modellierung erfolgt in der Modellierungssprache *Modelica*, implementiert in der Software *Dymola* [Mode00]. Als Ziel der Simulation wird definiert, die Auswirkungen der vorgeschlagenen Parameteranpassungen auf die Reinigungs-, Spül- und Trocknungszone zu analysieren [Iosh24b, S. 9]. Daher umfassen die Hauptkomponenten des Modells die Reinigungs- und Spülzone mitsamt Reinigungstank sowie die Trocknungszone mit Schwadenkondensator und gesamter Lüftungseinheit. Diese Komponenten werden als Submodelle auf Basis der *Modelica*-Standardbibliothek v4.0.0 implementiert, die durch die Kopplung des

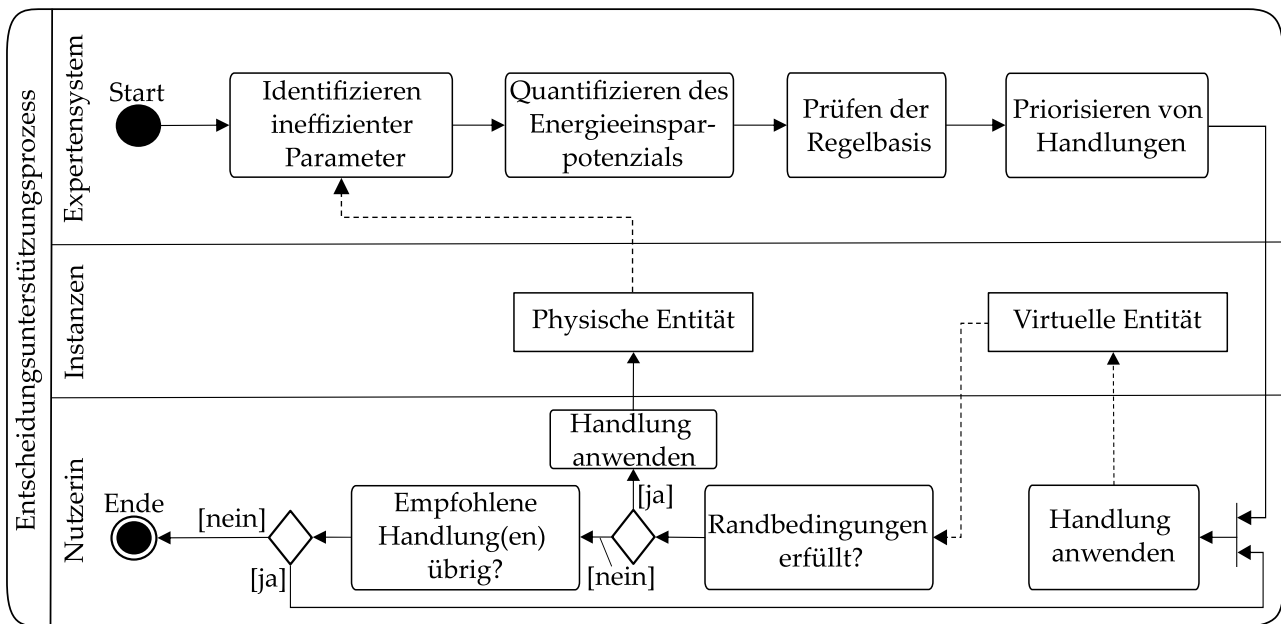


Abbildung 7.15: Aktivitätsdiagramm des Entscheidungsunterstützungsprozesses im Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b, S. 6].

feuchten Luftmassenstroms zu einem Gesamtmodell der Durchlaufreinigungsanlage kombiniert werden. Für eine umfassende Beschreibung der physikalischen Modellierung der einzelnen Submodelle sei auf Iosh24b [S. 9-10] verwiesen.

Integration und Validierung

Abschließend erfolgt die Integration aller Artefakte zu einem umfassenden ES gemäß dem Schema in Abbildung 6.2. Neben der Einbindung physikalischer Modelle stellt die Anbindung an die SPS der Durchlaufreinigungsanlage eine besondere Eigenschaft dieses ES dar. Dadurch kann das *UserInterface* sowohl im Online- als auch im Offline-Modus betrieben werden. Im Online-Modus werden die aktuellen Parameterwerte automatisch von der SPS abgerufen, EnPIs berechnet und priorisierte Handlungsempfehlungen zurückgegeben. Der Offline-Modus ermöglicht den Betrieb des ES auch ohne Verbindung zur SPS (zum Beispiel im ausgeschalteten Zustand der Maschine) oder das Testen alternativer Parameterwerte [Iosh24b, S. 11].

Der Entscheidungsunterstützungsprozess des integrierten ES ist in Abbildung 7.15 veranschaulicht [Iosh24b, S. 6]. Zu Beginn identifiziert das ES ineffiziente Parametereinstellungen im aktuellen Zustand. Im nächsten Schritt prognostizieren die datengetriebenen Modelle den Energiebedarf für die gegebenen Parameter. Anschließend wird die Differenz, d. h. das potenzielle Einsparpotenzial, im Vergleich zu den optimalen Parametern berechnet. Die möglichen Handlungen werden daraufhin anhand der Regelbasis priorisiert. Die vom ES vorgeschlagenen Handlungen können zunächst an der virtuellen Instanz der Maschine (Simulationsmodell) getestet werden, sodass die Nutzerin überprüfen kann, ob die für die spezifische Fertigungsaufgabe erforderlichen Randbedingungen erfüllt sind. Falls dies

der Fall ist, wird die Handlung an der physischen Maschine umgesetzt. Andernfalls wird diese verworfen und verbleibende Handlungen werden weiter geprüft und gegebenenfalls angewendet.

Während des Entwicklungsprozesses werden die Artefakte sukzessive anhand von Rückmeldungen angepasst. Im Folgenden liegt der Fokus auf der quantitativen Validierung, wobei die Ergebnisse eines exemplarischen Durchlaufs präsentiert werden.

Bei der Anwendung des ES in der Fallstudie werden die Parametereinstellungen während des Betriebs der Durchlaufreinigungsanlage über OPC UA von der SPS ausgelesen. Die Berechnung des Einsparpotenzials $\Delta \bar{P}_i$ sowie des Optimierungspotenzials Θ_{KPP} erfolgt gemäß [Gleichung 7.13](#) und [Gleichung 7.14](#). Mittels dieser beiden Werte wird die Prioritätszahl ζ_{KPP} ermittelt. Die Visualisierung für die aktuellen und optimalen Betriebspunkte, die Regressionsmodelle und das durch die farbige Fläche gekennzeichnete Energieeinsparpotenzial sind in [Abbildung 7.16](#) dargestellt [[Iosh24b](#), S. 12]. Dies schafft Transparenz im Lösungsfindungsprozess des ES.

Darüber hinaus werden für Nutzerinnen die charakteristischen Kennlinien sowie jene Bereiche ersichtlich, in denen bereits geringe Parameterveränderungen überproportional hohe Energieeinsparungen bewirken. Die entsprechenden Ergebnisse der berechneten EnPIs sind

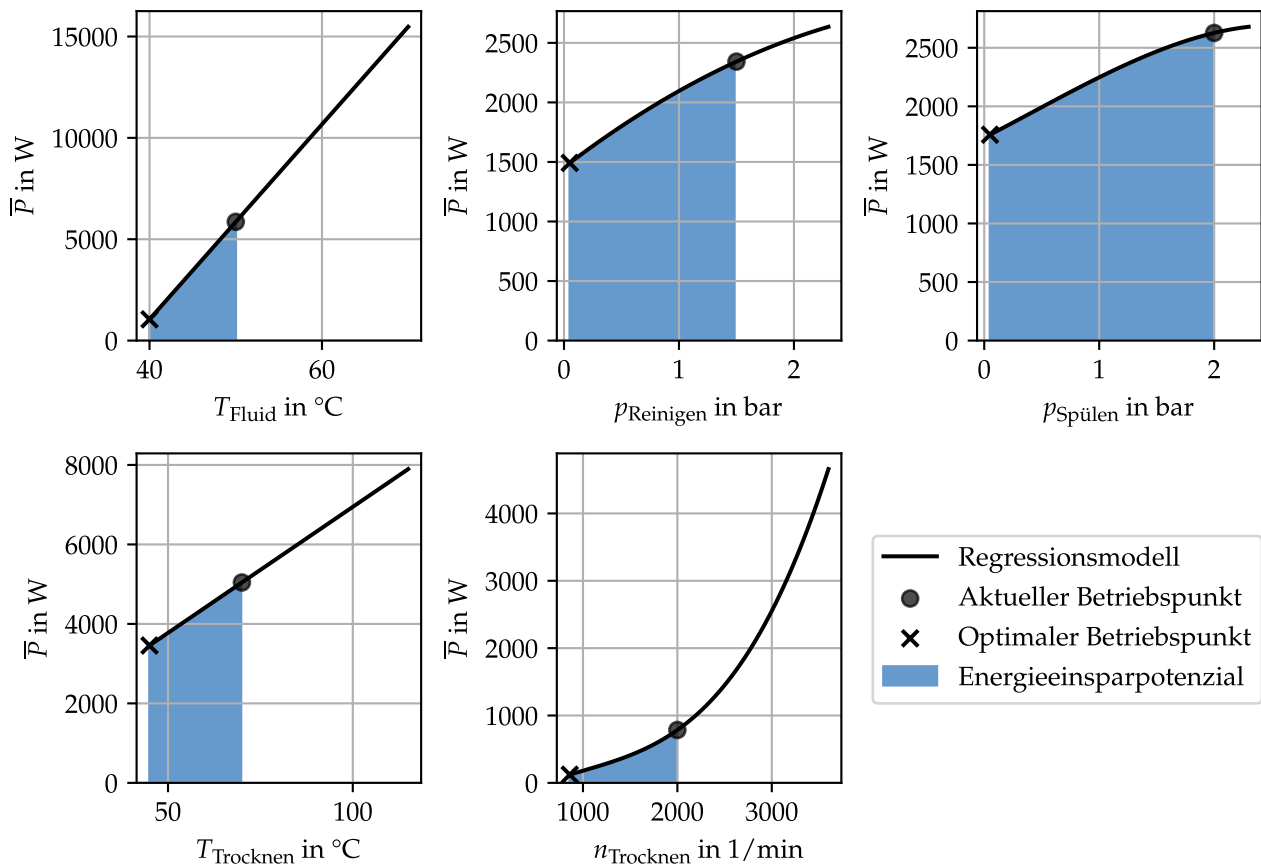


Abbildung 7.16: Visualisierung des Energieeinsparpotenzials im Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [[Iosh24b](#), S. 12].

in [Tabelle 7.8](#) aufgeführt. Demnach hat die Optimierung der Fluidtemperatur T_{Fluid} die höchste Priorität, gefolgt von der Anpassung der Ventilator Drehzahl n_{Trocknen} , der Trocknungslufttemperatur T_{Trocknen} und den beiden Pumpendrücken $p_{\text{Spülen}}$ und p_{Reinigen} .

Schließlich kann geprüft werden, ob die im ES definierten energetisch optimalen Betriebspunkte die für die Reinigungs- und Trocknungsaufgabe erforderlichen Randbedingungen erfüllen, indem die empfohlenen Maßnahmen im Simulationsmodell angewendet werden. In diesem Anwendungsfall müssen gemäß Maschinenbedienerin im stationären Zustand mindestens 30 °C in der Reinigungs- und Spülzone sowie mindestens 26 °C in der Trocknungszone sichergestellt sein. [Abbildung 7.17](#) zeigt die sich im Simulationsmodell ergebenden Temperaturen in der Reinigungs-, Spül- und Trocknungszone während der Prozessanlaufphase. Dementsprechend werden die Prozessrandbedingungen erfüllt [[Iosh24b](#), S. 13].

Gemäß [Tabelle 7.8](#) kann allein durch die Umsetzung der Maßnahme mit der höchsten Priorität - die Absenkung von T_{Fluid} von 50 °C auf 40 °C - eine Einsparung von 4,81 kW erzielt werden. Dies führt zu einer absoluten Einsparung von 9,62 kWh sowie einer relativen Einsparung von 19,95 % über den zweistündigen Referenzzeitraum. Bei der Annahme, dass

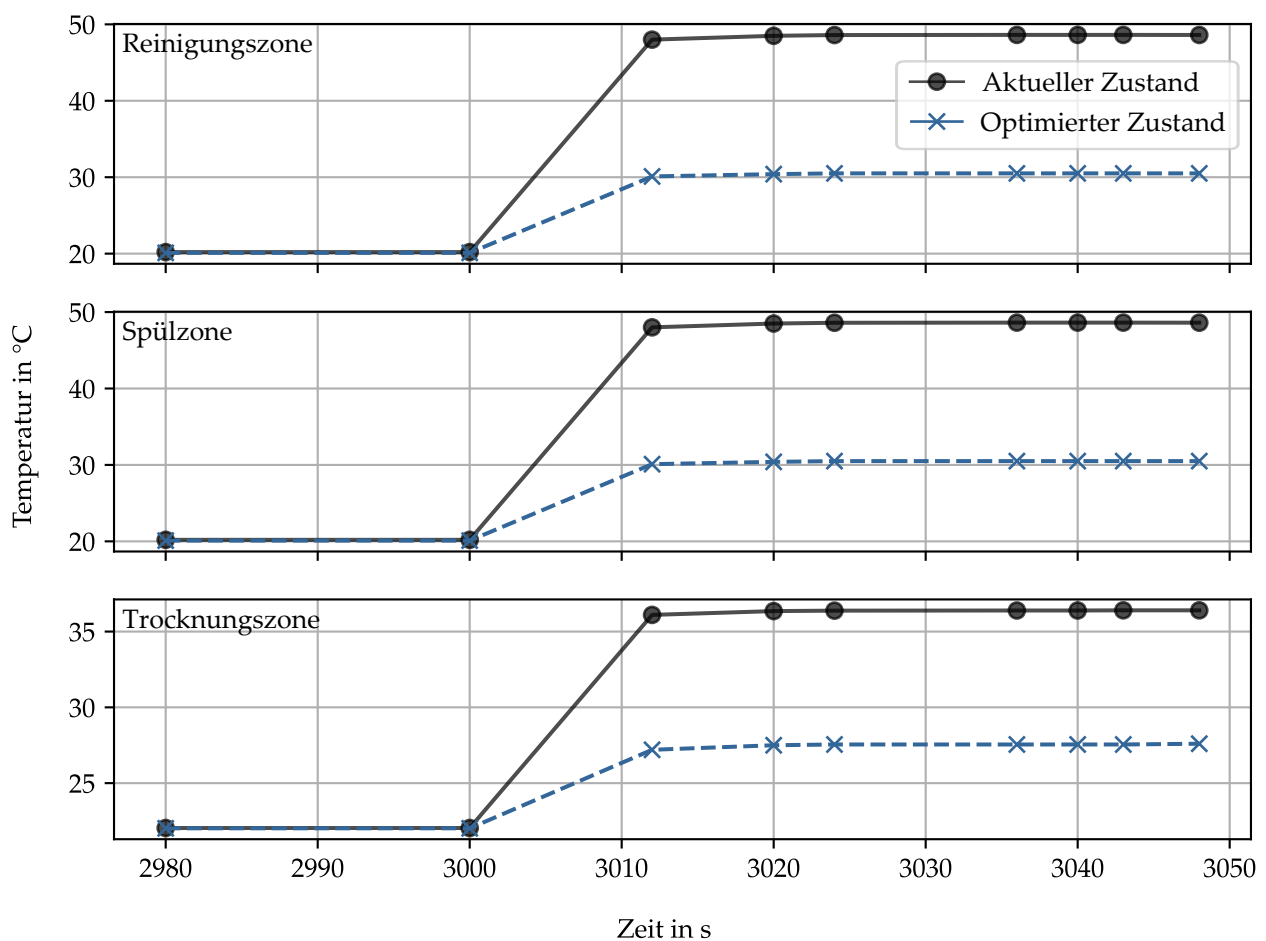


Abbildung 7.17: Visualisierung der Simulationsergebnisse zur Temperaturentwicklung in der Reinigungs-, Spül- und Trocknungszone der Durchlaufreinigungsanlage [[Iosh24b](#), S. 13].

Tabelle 7.8: Berechnete EnPIs für den Anwendungsfall der ETA-Durchlaufreinigungsanlage [Iosh24b, S. 13].

KPP	$\Delta \bar{P}_i$	$\tilde{\Delta \bar{P}_i}$	Θ_{KPP}	ζ_{KPP}
T_{Fluid}	4810,4	1,0	0,33	0,66
p_{Reinigen}	1012,66	0,07	0,82	0,33
$p_{\text{Spülen}}$	748,37	0,0	0,69	0,38
T_{Trocknen}	2853,59	0,52	0,64	0,44
n_{Trocknen}	1509,11	0,19	0,64	0,60

sich alle Komponenten unabhängig voneinander optimieren lassen, beträgt die Summe aller vom ES identifizierten Einsparungen 10,93 kW. Für den Referenzzeitraum entspricht dies einer absoluten Einsparung von 21,87 kWh und einer relativen Einsparung von 45,35 %.

7.1.4 Anwendungsfall 4: Industrie-Schäumofen

Der vierte Anwendungsfall umfasst einen Schäumofen in der chemischen Industrie. Die Auswahl dieses Anwendungsfalls ist darin begründet, dass der Schäumofen am untersuchten Unternehmensstandort den höchsten elektrischen Energiebedarf aufweist und dort mehrere solcher Anlagen betrieben werden.⁸

Der Schäumofen ist Teil einer übergeordneten Prozesskette, in der Polymerisate durch Wärmeeinwirkung aufgeschäumt werden, um als Schaumstoffkern unter anderem in der Luftfahrt eingesetzt zu werden. Während des Schäumprozesses durchlaufen die Polymerplatten vier aufeinanderfolgende Zonen. Zunächst werden sie an einem an der Decke befestigten Schienensystem aufgehängt und in einen Vorwärmschrank geführt. In der Vorwärmzone sowie in den beiden nachfolgenden Zonen erwärmen Widerstandsheizungen die Kammerluft, während Lüfter für deren Umwälzung sorgen. Die eigentliche Schäumung erfolgt im anschließenden Schäumschrank, in dem die Polymerplatten ihr Volumen ungefähr verzehnfachen. Dabei entstehen Eigenspannungen, die zu Verformungen (S-Schlagprofilen) führen. Im darauffolgenden Richtkanal lassen sich die Eigenspannungen durch gezieltes Zuschalten von Infrarotstrahlern abbauen und die Verformungen reduzieren. Die Entscheidung basiert dabei auf einer individuellen Sichtprüfung. Abschließend werden die Platten in einer hydraulischen Presse begradigt. Die Anlage wird, sofern ausreichend Personal verfügbar ist, im Dreischichtbetrieb betrieben. Der gesamte Materialfluss des Prozesses ist in [Abbildung 7.18](#) dargestellt.

⁸ Aus Gründen der Vertraulichkeit werden in diesem Anwendungsfall keine detaillierten Informationen zum untersuchten Standort, zur Anzahl der Anlagen, zum Anlagenlayout, zu den Prozessparametern oder zur übergeordneten Prozesskette offengelegt. Darüber hinaus werden die elektrischen (Anschluss-)Leistungen einzelner Komponenten nur in aggregierter Form angegeben, sofern dies die inhaltliche Aussage nicht beeinträchtigt.

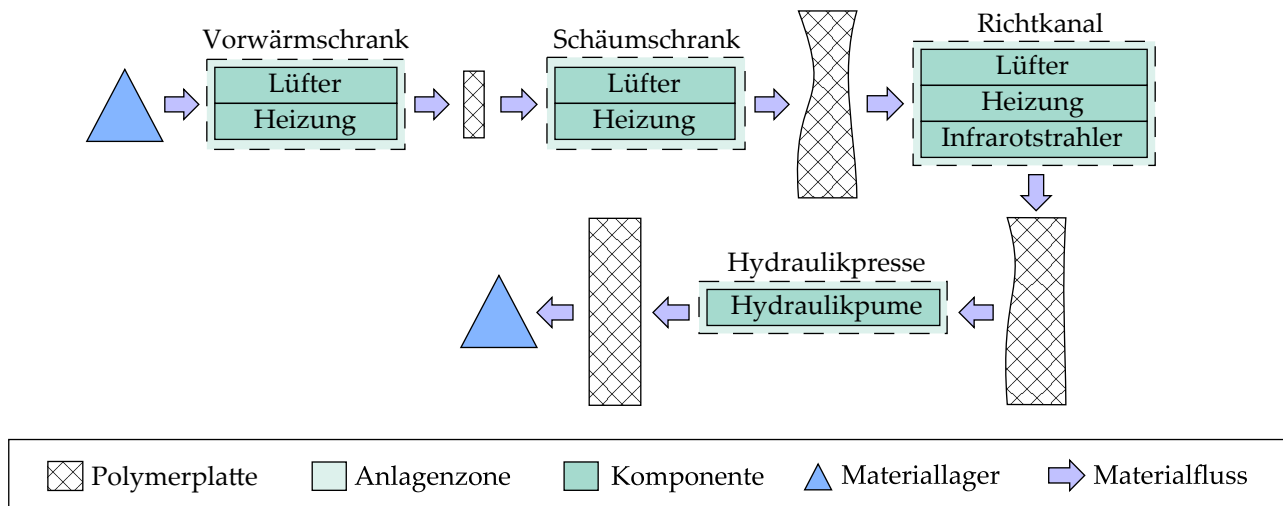


Abbildung 7.18: Materialfluss innerhalb des Industrie-Schäumofens. Darstellung in Anlehnung an Erla09 [S. 48-49].

Energierrelevante Maschinen und Informationen

Den Ausgangspunkt zur Identifikation energetisch relevanter Komponenten stellt der Stromlaufplan der Anlage dar. Dieser ermöglicht die Erfassung aller elektrischen Komponenten inklusive ihrer Anschlussleistungen, womit sich die Pareto-Analyse in [Abbildung 7.19](#) durchführen lässt. Die Analyse identifiziert Lüfter, Heizungen, Infrarotstrahler und die Hydraulikpumpe als die energetisch dominanten Komponenten. Dagegen weisen Frequenzumrichter und Schiebetüren nur einen geringen Anteil an der kumulierten Anschlussleistung auf und werden daher im Folgenden nicht weiter berücksichtigt.

Als energierelevante Information wird in diesem Anwendungsfall der unproduktive Zustand, d. h. der Zustand, in dem die Anlage keine Wertschöpfung erzielt, definiert. Durch das prozessspezifische Expertenwissen der Maschinenbedienerin ist bekannt, dass jede Polymerplatte mittels Hydraulikpresse begradigt wird. Dieses wiederkehrende Prozessmerkmal kann zur Identifikation des komplementären unproduktiven Zustands herangezogen werden. Dabei ist zu berücksichtigen, dass während des produktiven Betriebs aufgrund der Durchlaufzeit der Polymerplatten ein maximaler Zeitraum von 1,5 h auftreten kann, in dem die Hydraulikpresse inaktiv ist.

Energieleistungskennzahlen und Regelbasis

Zur Quantifizierung des Anteils nichtwertschöpfender Zeit auf Anlagenebene kann der *NPTF* gemäß [Gleichung 7.1](#) herangezogen werden. Zudem lässt sich der unproduktive Energieanteil $NPEF_i$ einer Komponente i analog zu [Gleichung 7.2](#) bestimmen. Zusätzlich wird für eine differenzierte Priorisierung der spezifische unproduktive Energieanteil $npef_i$ wie folgt definiert:

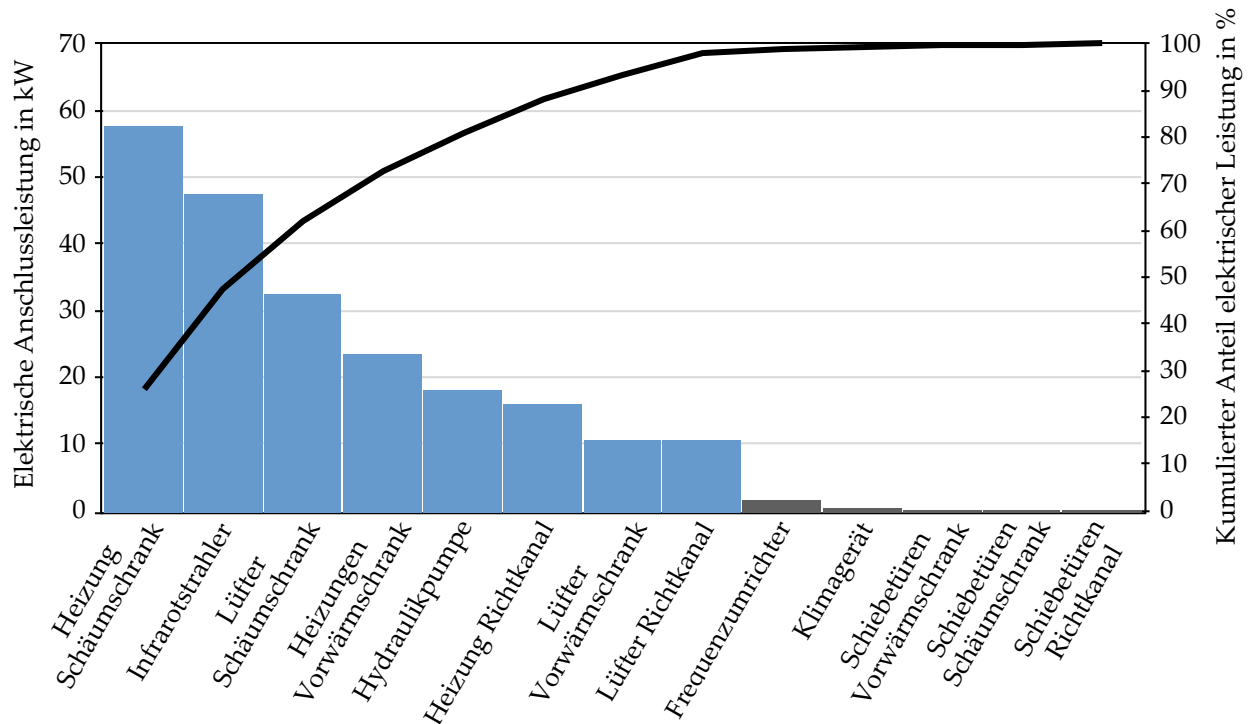


Abbildung 7.19: Pareto-Analyse zur Priorisierung von Komponenten auf der Grundlage von Anschlussleistungen aus Stromlaufplänen für den Industrie-Schäumofen.

$$npef_i = \frac{NPEF_i}{NPEF_{\max}} \cdot 100\% \quad \text{mit} \quad NPEF_{\max} = \max_i \{NPEF_i\}. \quad (7.15)$$

Mit den Eingangsgrößen $NPTF$ und $npef_i$ und der in [Tabelle 7.9](#) definierten Regelbasis erfolgt die Berechnung der Prioritätszahl ζ_i auf Komponentenebene mittels Mamdani-Inferenz. Die Prioritätszahl kann Werte im Intervall $[0,1]$ annehmen, wobei ein Wert nahe 1 auf ein höheres Energieeffizienzpotenzial hinweist.

Tabelle 7.9: Regelbasis für das ES des Industrie-Schäumofens.

	Prämisse (WENN)	Konsequenz (DANN)
1	$NPTF$ ist hoch $\wedge$ $npef_i$ ist hoch	ζ_i ist hoch
2	$NPTF$ ist mittel $\wedge$ $npef_i$ ist hoch	ζ_i ist hoch
3	$NPTF$ ist niedrig $\wedge$ $npef_i$ ist hoch	ζ_i ist hoch
4	$NPTF$ ist hoch $\wedge$ $npef_i$ ist mittel	ζ_i ist hoch
5	$NPTF$ ist mittel $\wedge$ $npef_i$ ist mittel	ζ_i ist hoch
6	$NPTF$ ist niedrig $\wedge$ $npef_i$ ist mittel	ζ_i ist mittel
7	$NPTF$ ist hoch $\wedge$ $npef_i$ ist niedrig	ζ_i ist niedrig
8	$NPTF$ ist mittel $\wedge$ $npef_i$ ist niedrig	ζ_i ist niedrig
9	$NPTF$ ist niedrig $\wedge$ $npef_i$ ist niedrig	ζ_i ist niedrig

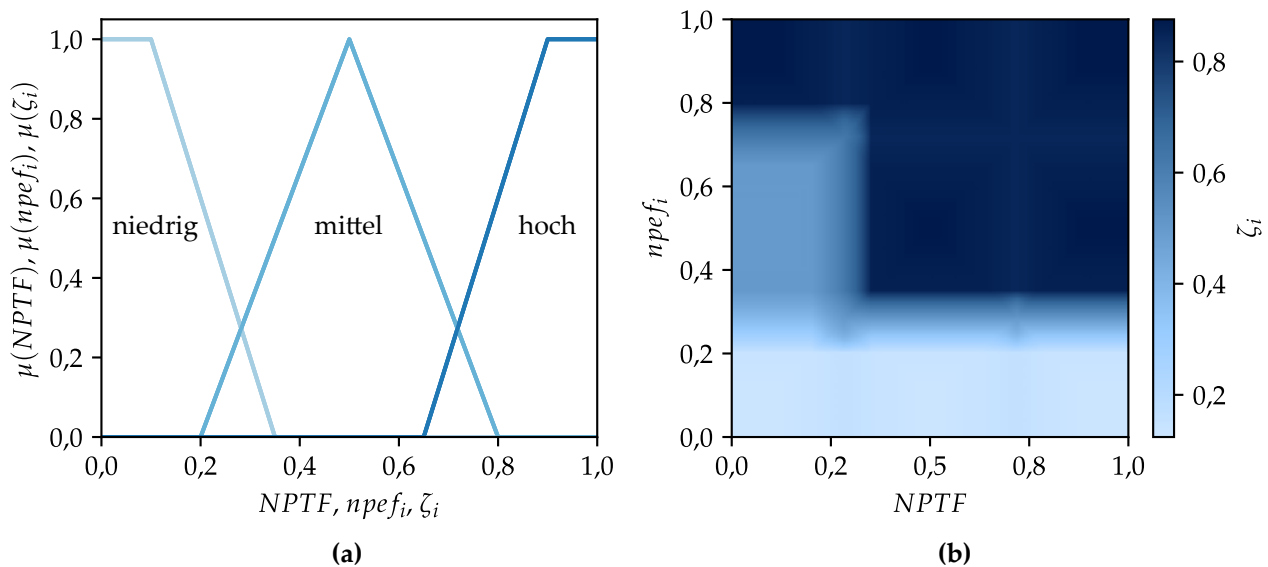


Abbildung 7.20: (a) Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen ($NPTF, npefi$) und der Ausgangsvariable (ζ_i). (b) Ausgangswerte (ζ_i) in Abhängigkeit verschiedener Kombinationen von Eingangswerten ($NPTF, npefi$).

Durch die Logik der Regelbasis wirkt der unproduktive Energieanteil der Komponenten $npefi$ als dominierende Eingangsgröße. Dadurch weisen Komponenten, die in unproduktiven Zeitintervallen bereits bedarfsgerecht geregelt sind, ein geringeres Optimierungspotenzial auf. Zudem erfolgt die Priorisierung bei Betrachtung einer Anlage (wie in diesem Anwendungsfall) alleine auf Basis der $npefi$ -Werte, da sich der $NPTF$ -Wert auf nur diese Anlage bezieht. Dies ist bei Berücksichtigung mehrerer Anlagen nicht der Fall. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Ein- und Ausgangsgrößen sowie der sich aus ihnen ergebende Zusammenhang ist in [Abbildung 7.20](#) dargestellt.

Datenerfassung und Algorithmenentwicklung

Die elektrische Datenerfassung erfolgt im Zuge dieses Anwendungsfalls mittels mehrerer temporär installierter mobiler Leistungsmessgeräte *Emonio P3* des Herstellers *Emonio GmbH*. Jedes dieser Geräte ist für eine noninvasive Messung von bis zu dreiphasigen Maschinen bzw. Komponenten geeignet [[Emon25](#)]. Die Messungen erstrecken sich über einen Zeitraum von einer Woche, wobei eine Speicherfrequenz von 1 Hz eingestellt ist. Nach Abschluss der Messungen werden die Daten über die SD-Karten der Geräte ausgelesen. Alternativ besteht die Möglichkeit eines kontinuierlichen drahtlosen Datenzugriffs während der Messung, beispielsweise über das *Message Queuing Telemetry Transport (MQTT)*-Protokoll.

Zur automatisierten Identifikation unproduktiver Zustände wird prozessspezifisches Expertenwissen der Maschinenbedienerin herangezogen. Demnach ist bekannt, dass jede Polymerplatte im Produktionsprozess mittels der Hydraulikpresse begradigt werden muss und zwischen zwei aufeinanderfolgenden Begradigungsvorgängen ein maximaler Zeitabstand von 1,5 h liegen kann. Entsprechend erfolgt die Ermittlung unproduktiver Zeitintervalle

Algorithmus 4: Identifikation unproduktiver Zustände des Industrie-Schäumofens.**Input:** df — Leistungsmessdaten $\delta P_{\text{Hydraulikpumpe}}$ — Schwellenwert für $P_{\text{Hydraulikpumpe}}$ $\Delta t_{\min}$ — Mindestdauer unproduktiver Intervalle**Output:** I — Unproduktive IntervalleEntferne alle Zeilen, in denen Werte für $P_{\text{Hydraulikpumpe}}$ fehlen;Erzeuge Maske M , die Zeitpunkte identifiziert, an denen $P_{\text{Hydraulikpumpe}} < \delta P_{\text{Hydraulikpumpe}}$;Fasse aufeinanderfolgende True-Werte in M zu zusammenhängenden Segmenten U zusammen;Filtere U , sodass nur Segmente $U' \subseteq U$ mit einer Dauer $\geq \Delta t_{\min}$ erhalten bleiben;Erzeuge ein DataFrame I mit Startzeit, Endzeit, Dauer und Energien für jedes $u \in U'$;**return** I

nach dem Pseudocode von [Algorithmus 4](#). Dabei werden in den aufgezeichneten Messdaten jene Zeitintervalle identifiziert, in denen die Leistungsaufnahme der Hydraulikpumpe durchgängig unterhalb eines definierten Schwellenwerts von $\delta P_{\text{Hydraulikpumpe}} = 500$ W liegt und gleichzeitig eine Mindestdauer von $\Delta t_{\min} = 1,5$ h überschritten wird. Der Schwellenwert von 500 W leitet sich aus dem Betriebsverhalten der hydraulischen Presse ab, welche im Taktbetrieb zyklisch ein- und ausgeschaltet wird. Während der aktiven Phasen überschreitet die Leistungsaufnahme der Pumpe diesen Wert signifikant. Gleichzeitig gewährleistet die Wahl dieses Grenzwerts, dass Messrauschen zuverlässig von tatsächlichem Anlagenbetrieb unterschieden werden kann und somit keine Fehlklassifikationen entstehen.

Integration und Validierung

Nach der Implementierung der Artefakte und ihrer Zusammenführung zu einem vollständigen ES erfolgt die quantitative Validierung anhand des einwöchigen Messzeitraums. Die erfassten Lastgänge, einschließlich der farblich hervorgehobenen identifizierten unproduktiven Zeitintervalle, sind in [Abbildung 7.21](#) dargestellt. Die Auswertung ergibt neun unproduktive Zeitintervalle, deren Dauer von 2 Stunden und 12 Minuten bis 8 Stunden und 36 Minuten variiert. Basierend auf diesen Ergebnissen werden die in [Tabelle 7.10](#) gezeigten Werte berechnet.

In diesem Anwendungsfall beläuft sich die unproduktive Energie im repräsentativen Analysezeitraum auf 2138,85 kWh, was einem Anteil von 23,46 % am Gesamtenergiebedarf der Anlage entspricht. Die höchste Priorität zur Effizienzsteigerung wird den Lüftern des Schäumschrankes sowie den Heizungen des Richtkanals zugewiesen. Die unproduktiven Zeitintervalle resultieren vorwiegend aus mehreren manuellen Arbeitsschritten, die aufgrund personeller Engpässe teilweise verzögert ausgeführt werden. Dies führt dazu, dass die Temperatur im Richtkanal auch während Phasen ohne Wertschöpfung konstant gehalten wird. Selbst unter Berücksichtigung notwendiger Aufheizvorgänge könnte eine verbesserte Prozessplanung diesen Energieverlusten entgegenwirken. Zudem legen die Ergebnisse nahe, dass eine bedarfsgerechte Regelung der Luftumwälzung im Schäumschrank erhebliches Einsparpotenzial bietet. Weitere Potenziale zur Effizienzsteigerung bestehen bei den Heizun-

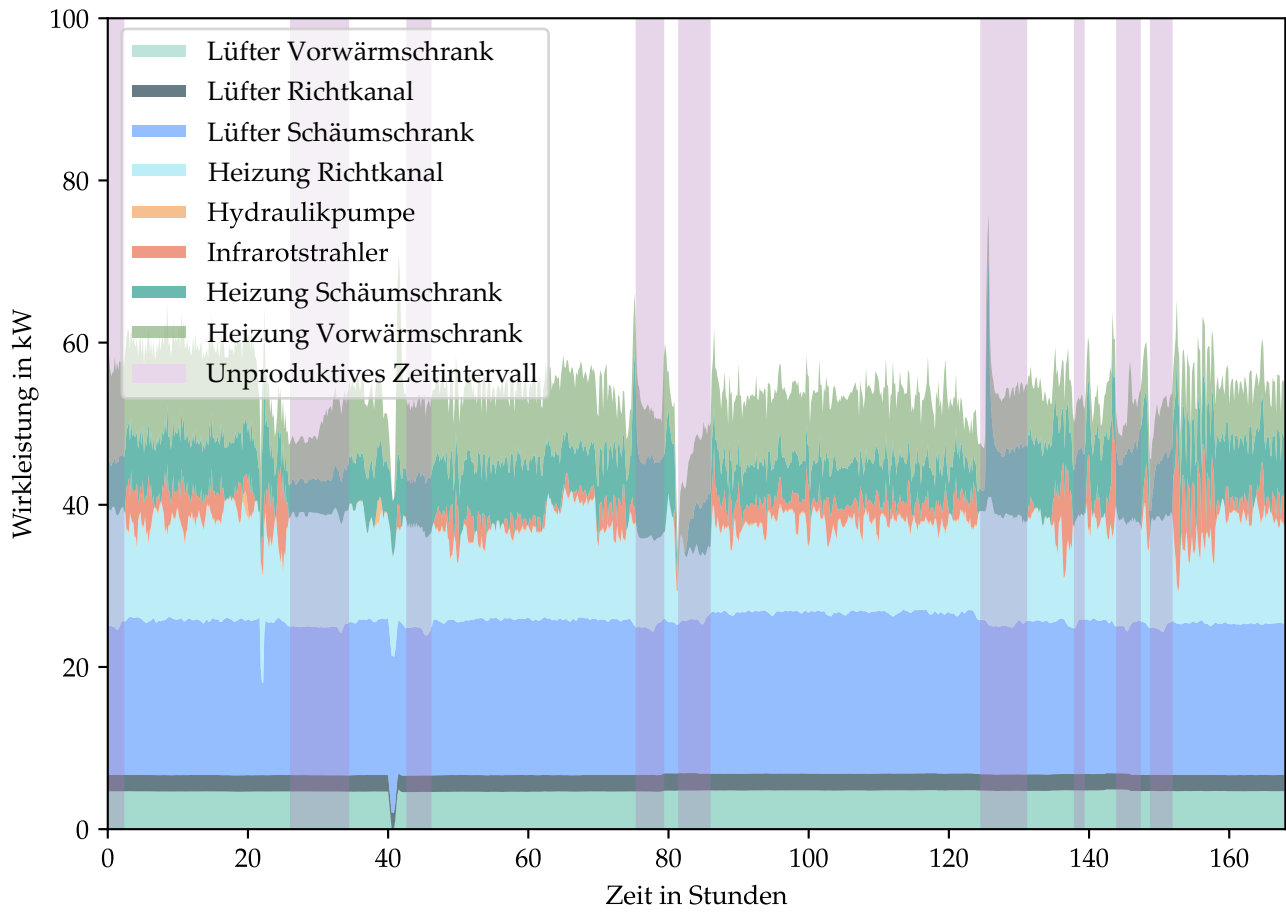


Abbildung 7.21: Visualisierung der Messdaten und identifizierten unproduktiven Zeitintervallen im Anwendungsfall des Industrie-Schäumofens.

gen des Vorwärm- und Schäumschranks. Geringere Relevanz für unmittelbare Maßnahmen zur Energieoptimierung zeigen die Lüfter im Vorwärmschrank und Richtkanal sowie die Infrarotstrahler.

Tabelle 7.10: Berechnete EnPIs für den Anwendungsfall des Industrie-Schäumofens.

Komponente <i>i</i>	t_{total} in h	t_{np} in h	E_{total} in kWh	E_{np} in kWh	$NPTF$ in %	$NPEF$ in %	$npef$ in %	ζ in 1
	168,00	40,99	9116,35		0,24			
Lüfter Vorwärmschrank				192,25		2,11	25,45	0,40
Lüfter Richtkanal				83,87		0,92	11,10	0,15
Lüfter Schäumschrank				755,58		8,29	100	0,85
Heizung Richtkanal				516,94		5,67	68,40	0,56
Infrarotstrahler				12,30		0,13	1,57	0,15
Heizung Schäumschrank				280,76		3,08	37,15	0,55
Heizung Vorwärmschrank				297,14		3,26	39,32	0,55

7.2 Evaluierung

Die vorangegangenen Abschnitte zeigen, dass die in [Kapitel 5](#) beschriebene Methodik geeignet ist, ESs zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung zu entwickeln. Damit wird **Hypothese 1**, welche die Möglichkeit beschreibt, die Entwicklung von ESs durch eine anwendungsfallunabhängige Vorgehensweise zu systematisieren, empirisch gestützt. Auch der zentrale Mehrwert, nämlich die Nutzung menschlichen Expertenwissens durch ESs zur Unterstützung energetischer Verbesserungen (**Hypothese 2**) kann belegt werden. Die aus den Anwendungsfällen gewonnenen Erkenntnisse bilden zugleich die Grundlage für die folgende Diskussion des Erfüllungsgrads der in [Abschnitt 4.2](#) definierten Anforderungen. Die Analyse beginnt mit den Anforderungen an die Methodik:

- AM-1 Simplizität:** Die Methodik ermöglicht es, grundlegende Zusammenhänge, wie etwa im Anwendungsfall 4 in [Abschnitt 7.1.4](#) zur Reduzierung des unproduktiven Energieanteils, durch eine einfache Regelbasis mit lediglich neun Regeln vollständig abzubilden. Zur Minimierung des Implementierungsaufwands und der Einstiegshürde stellt die in [Abschnitt 6.2](#) vorgestellte *ESS4EE* eine vordefinierte modulare Struktur mit Komponenten bereit, sodass bereits mit wenigen Anpassungen ein funktionsfähiges ES erstellt werden kann. Gleichzeitig bietet die Methodik die Möglichkeit, durch eine erweiterte Regelbasis und die Integration weiterer EnPIs auch komplexere Zusammenhänge zu erfassen und abzubilden.
- AM-2 Beitrag zur Energieeffizienzsteigerung:** Die Methodik ist so konzipiert, dass sie mehrere in [DIN50001](#) definierte Schritte aufgreift. Dazu zählen die Identifikation relevanter Maschinen, die Ermittlung energierelevanter Informationen, die Festlegung von EnPIs sowie die Erfassung von Messdaten. Die Formulierung der Regelbasis und die Entwicklung datengetriebener Modelle und Algorithmen zur automatisierten Analyse können hingegen als eine Externalisierung des Expertenwissens verstanden werden. Insgesamt lässt sich die Methodik daher als mit bestehenden Normen kompatibel einstufen. Es ist jedoch zu beachten, dass sie lediglich Teilaspekte abdeckt und vor- sowie nachgelagerte Prozesse gemäß [DIN50001](#) unberücksichtigt bleiben. Hierzu gehören unter anderem die Analyse des organisatorischen Kontexts, die Festlegung einer Energiepolitik, die Formulierung von Aktionsplänen sowie die konkrete Umsetzung von Maßnahmen.
- AM-3 Individuelle Zielgrößenpräferenz:** Durch die Auswahl anwendungsspezifischer EnPIs oder die Formulierung unterschiedlicher Regeln auf Basis identischer EnPIs kann eine individuelle Priorisierung von Zielgrößen vorgenommen werden. Dies wird exemplarisch im Anwendungsfall 2 in [Abschnitt 7.1.2](#) verdeutlicht. Dort ist die Regelbasis so gestaltet, dass potenzielle absolute Energieeinsparungen gegenüber reinen Zeiteinsparungen stärker priorisiert werden. Eine Anpassung der Regelbasis könnte jedoch ebenso eine stärkere Gewichtung möglicher

Zeiteinsparungen bewirken, wodurch der Fokus auf einer optimierten Maschinenauslastung läge.

Darüber hinaus lässt sich auch der Umgang mit Zielgrößen flexibel gestalten, indem anstelle numerischer Werte linguistische Ausprägungen für die Priorität verwendet werden. Demzufolge könnte bei niedriger Priorität die Handlungsempfehlung *keine Handlung erforderlich*, bei mittlerer Priorität *weitere Überwachung erforderlich* und bei hoher Priorität *sofortige Maßnahmen erforderlich* ausgegeben werden.

AM-4 Übertragbarkeit: Die vier Anwendungsfälle unterscheiden sich sowohl hinsichtlich ihrer Systemgrenzen auf Maschinen-, Komponenten- und Prozessebene als auch im Hinblick auf die zugrunde liegende Fertigungsweise. Dabei werden kontinuierliche und diskontinuierliche Prozesse, einschließlich Batchprozesse, berücksichtigt. Durch diese Vielfalt adressiert die Methodik ein breites Anwendungsspektrum, sodass ihre Übertragbarkeit als gegeben angesehen werden kann.

Unterschiedliche Rahmenbedingungen zeigen sich unter anderem auch in der technischen Infrastruktur. Während im industriellen Anwendungsfall zu Beginn weder Messtechnik verfügbar war noch Datenschnittstellen zu den Maschinen bestanden, konnten in der ETA-Fabrik Energiedatenpunkte über eine zentrale Energiemanagementsoftware sowie Prozessparameter über OPC UA direkt aus der SPS ausgelesen werden. In der Folge war eine echtzeitnahe Datenauswertung durch das ES, wie etwa bei der ETA-Durchlaufreinigungsanlage in [Abschnitt 7.1.3](#), möglich. Im Gegensatz dazu erfolgt die Auswertung im Fall des industriellen Schäumofens in [Abschnitt 7.1.4](#) nach Abschluss des jeweiligen Messzeitraums. Dabei wurden unterschiedliche Messdatenformate verarbeitet.

Darüber hinaus unterscheiden sich die Anwendungsfälle auch hinsichtlich organisatorischer Rahmenbedingungen, insbesondere mit Blick auf die verfügbaren personellen Ressourcen. Während in den Anwendungsfällen der ETA-Fabrik sämtliche Personas durch internes wissenschaftliches Mitarbeitenden ausgefüllt wurden, erfolgte die Umsetzung im industriellen Anwendungsfall in Kooperation zwischen externen wissenschaftlichen Mitarbeitenden und betriebsangehörigen Maschinenbedienerinnen.

AM-5 Prüfbarkeit von Partialsystemen: Die Methodik führt schrittweise zur Erstellung verschiedener Artefakte, darunter die Regelbasis, Algorithmen, datenbasierte Modelle sowie schließlich das integrierte Gesamtsystem in Form eines vollständigen ES. Gemäß der Methodik werden alle Artefakte zunächst einzeln und anschließend als integrierte Gesamtlösung validiert. Die Validierungsmethoden umfassen, wie in [Abschnitt 5.2.8](#) beschrieben, qualitative Nutzerinterviews sowie quantitative Fallstudien.

Tabelle 7.11: Übersicht über die Ausführungszeiten und Rechnerauslastung für die entwickelten ESs. Darstellung in Anlehnung an [Walt22](#) [S. 172]

Anwendungsfall	Ausführungszeit in s	RAM in MB		CPU in %	
		mittel	max	mittel	max
1: ETA-Fertigungslinie	3,55	286,24	294,09	28,95	43,44
2: ETA-Einkammerreinigungsanlagen	1,76	241,35	244,88	12,15	12,60
3: ETA-Durchlaufreinigungsanlage	1,86	207,93	213,04	11,64	12,60
4: Industrie-Schäumofen	16,41	840,40	938,73	12,34	14,49

Der Erfüllungsgrad der Anforderungen an die auf Basis der Methodik entwickelten ESs ist im Folgenden erläutert:

AE-1 Robustheit: Da bereits während der Entwicklungsphase sinnvolle Wertebereiche definiert werden können und die Methodik an mehreren Stellen Validierungen durch Nutzerinterviews und Feldtests vorsieht, lässt sich das ES robust ausgestalten. Darüber hinaus trägt der Einsatz von Fuzzy-Logik zur Robustheit bei, da sie auch bei unvollständiger oder unscharfer Informationslage zu gültigen Aussagen gelangen kann.

Trotz dieser Vorteile fehlt der Methodik sowie den auf ihrer Grundlage entwickelten ESs eine explizite Phase zur Überwachung und Wartung, wie sie im Rahmen von *CRISP-ML(Q)* nach [Stud21](#) [S. 405-406] vorgesehen ist. Das Fehlen einer systematischen Pflege birgt das Risiko eines Leistungsabfalls im Zeitverlauf, was zu fehlerhaften Vorhersagen führen und in der Folge Fehler in nachgelagerten Systemen verursachen kann. Die Ursache für diesen Leistungsabfall ist das Phänomen des *Concepts Drifts*, das auf der Verletzung der Annahme beruht, dass die Trainings- und Eingabedaten für die Inferenz aus derselben Verteilung stammen. Zu den Auslösern zählen instationäre Datenverteilungen, der Verschleiß von Hardware und Sensorik sowie Systemaktualisierungen [[Stud21](#), S. 405]. Eine weitere inhärente Limitation besteht darin, dass die Plausibilität der Ergebnisse maßgeblich von der Güte der erfahrungsbasierten Systemmodellierung abhängt.

AE-2 Ressourcenbedarf: Die Ausführung der vier ESs für die dargestellten Anwendungsfälle erfolgte auf einem Computer mit einem *Intel(R) Core(TM) i7-10510U* Prozessor (Basistaktfrequenz 1.80 GHz, vier Kerne) sowie 16 GB RAM. Die Implementierung wurde in der kostenfreien integrierten Entwicklungsumgebung *Visual Studio Code* in der Version 1.100.2 ausgeführt. [Tabelle 7.11](#) gibt einen Überblick über die Systemauslastung während eines vollständigen Nutzungsdurchlaufs der vier ESs.

Darin sind für jeden Anwendungsfall die Ausführungszeit sowie die mittlere und maximale Auslastung des Arbeitsspeichers (RAM) und des Prozessors (CPU) auf-

geführt. Aus den Ergebnissen geht hervor, dass eine Ausführung mit geringem Ressourcenbedarf erfolgt. Besonders bei längeren Analysezeiträumen von mehreren Tagen, wie in Anwendungsfall 4, wird deutlich, dass die manuelle Identifikation energierelevanter Informationen mit einem erheblich höheren Zeitaufwand verbunden wäre.

- AE-3 Adaptierbarkeit:** Die in den Anwendungsfällen betrachteten ESs lassen sich aufgrund ihrer modularen Struktur mit geringem Aufwand aktualisieren und um zusätzliche Funktionen erweitern. Dabei können sowohl einzelne Module als auch deren Zusammenspiel gezielt angepasst werden. Die softwaretechnische Struktur der *ESS4EE* in [Abschnitt 6.2](#) dient als unterstützendes Werkzeug zur Implementierung, ist jedoch nicht zwingend für die Anwendung der Methodik erforderlich. Die modulare Architektur der *ESS4EE* ermöglicht zudem eine bedarfsgerechte Reduktion von Systemkomponenten ohne die Gesamtfunktionalität des ES zu beeinträchtigen. So kann beispielsweise in Anwendungsfall 4, das die Analyse von Messdaten aus einem abgeschlossenen Zeitraum umfasst, auf die Komponente *ProcessInterface* zur Anbindung an die Produktionsumgebung verzichtet werden.
- AE-4 Nachvollziehbarkeit und Vermittelbarkeit:** In den Anwendungsfällen werden sowohl die grafische Aufbereitung der Daten als auch Zwischen- und Endergebnisse ausgegeben, um die Interpretierbarkeit des Lösungswegs zu unterstützen. Gemäß der Definition der Erklärungskomponente sollen die resultierenden Lösungen dadurch nachvollziehbar und überprüfbar sein, was die Akzeptanz des Systems erhöht [[Pupp91](#), S. 12]. Darüber hinaus bietet diese Transparenz einen wesentlichen Mehrwert für die Wissens(ver)teilung im Rahmen des Wissensmanagements. Auch die modulare Architektur mit klar abgegrenzten funktionalen Komponenten trägt maßgeblich zur Erfüllung dieser Anforderung bei, da sie eine strukturierte Rückverfolgung des Lösungswegs sowie die gezielte Lokalisierung möglicher Fehler im System ermöglicht.
- AE-5 Interaktionsfähigkeit:** Eingaben lassen sich ohne Programmierkenntnisse über das *UserInterface* durch Nutzerinnen anpassen. Ausgaben stehen aufgrund des geringen Ressourcenbedarfs der ESs in kurzer Zeit zur Verfügung. Durch den Einsatz von Fuzzy-Logik müssen Eingaben nicht ausschließlich in quantitativer Form erfolgen, sondern können auch anhand gebräuchlicher qualitativer Eigenschaften getätigt werden, wie sie im Sprachgebrauch von Nutzerinnen verwendet werden.
- AE-6 Beherrschbarkeit:** Um eine hohe Beherrschbarkeit sicherzustellen, wird durch die *ESS4EE* eine klar strukturierte Softwarearchitektur vorgeschlagen, die eine transparente Zuordnung von Funktionen erlaubt. Änderungen durch Nutzerin-

Tabelle 7.12: Erfüllungsgrad der Anforderungen an die Methodik und die aus ihr resultierenden ESs.

Art	Nummer	Kriterien	Erfüllungsgrad
Anforderungen an die Methodik	AM-1	Simplizität	●
	AM-2	Beitrag zur Energieeffizienzsteigerung	●
	AM-3	Individuelle Zielgrößenpräferenz	●
	AM-4	Übertragbarkeit	●
	AM-5	Prüfbarkeit von Partialsystemen	●
Anforderungen an das ES	AE-1	Robustheit	◐
	AE-2	Beherrschbarkeit	●
	AE-3	Interaktionsfähigkeit	●
	AE-4	Nachvollziehbarkeit und Vermittelbarkeit	●
	AE-5	Adaptierbarkeit	●
	AE-6	Ressourcenbedarf	●
	AE-7	Expertenunterstützung	●

● Vollständig erfüllt ◐ Teilweise erfüllt

nen führen zu erwartbarem Systemverhalten, da sowohl Eingaben als auch deren Wirkungsweise innerhalb der modularen Architektur nachvollziehbar abgebildet sind. Somit wird sichergestellt, dass sich das Verhalten des Systems mit den Erwartungen der Nutzerinnen deckt und diese gezielte Anpassungen mit kontrollierbaren Effekten vornehmen können.

AE-7 Expertenunterstützung: Die in dieser Arbeit implementierten ESs erfüllen folgende expertenunterstützende Funktionen im Sinne von [Lutz89](#) [S. 13]:

- Verbesserung der Entscheidungsqualität durch erhöhte Verfügbarkeit an Informationen,
- Steigerung der Verlässlichkeit, Reproduzierbarkeit und Konsistenz von Entscheidungen,
- Beschleunigung von Informationsflüssen und Entscheidungsprozessen,
- Entlastung von Expertinnen bei Routinetätigkeiten.

Funktionen wie die Reduktion des Qualifizierungsaufwands durch technische Wissensvermittlung, die jederzeitige und breit zugängliche Bereitstellung von Expertenwissen sowie die Bewahrung von Expertenwissen bzw. der Schutz vor organisationalen Vergessen werden in den Anwendungsfällen nicht explizit adressiert. Sie sind jedoch bei einer längerfristigen Nutzung der ESs ebenfalls erfüllt.

[Tabelle 7.12](#) fasst den Erfüllungsgrad der Anforderungen an die Methodik und die aus ihr resultierenden ESs zusammen.

7.3 Zwischenfazit

Dieses Kapitel demonstriert in [Abschnitt 7.1](#) die praktische Anwendbarkeit der in [Kapitel 5](#) beschriebenen Methodik anhand der Entwicklung von vier ESs und evaluiert in [Abschnitt 7.2](#) den Erfüllungsgrad der in [Abschnitt 4.2](#) definierten Anforderungen.

Die ersten drei Anwendungsfälle wurden in der ETA-Fabrik - einer Modellfabrik im Realmaßstab auf dem Campus Lichtwiese der Technischen Universität Darmstadt - umgesetzt. Das vierte ES verfolgt eine Steigerung der Energieeffizienz in einer industriellen Umgebung für die Herstellung von Schaumstoffkernen. Die vier Anwendungsfälle adressieren Effizienzpotenziale, die durch prozessbezogene Maßnahmen zur Reduzierung des Energieeinsatzes erschlossen werden können. Zugleich decken sie ein breites Anwendungsspektrum ab. Dieses umfasst ESs auf Maschinen-, Komponenten- und Prozessebene sowie kontinuierliche als auch diskontinuierliche Fertigungsprozesse, einschließlich Batchprozessen.

Bezogen auf den Gesamtenergiebedarf auf Maschinenebene identifizieren die entwickelten ESs in den jeweiligen Anwendungsfällen folgende Einsparpotenziale: 37,15 % bei der ETA-Fertigungslinie ([Abschnitt 7.1.1](#)), 15,33 % bei den ETA-Einkammerreinigungsanlagen ([Abschnitt 7.1.2](#)), 45,35 % bei der ETA-Durchlaufreinigungsanlage ([Abschnitt 7.1.3](#)) sowie 23,46 % beim Industrie-Schäumofen ([Abschnitt 7.1.4](#)). Hierdurch belegen die Anwendungsfälle, dass die in [Kapitel 5](#) beschriebene Methodik geeignet ist, ESs zu entwickeln, die zur Verbesserung der Energieeffizienz in der Fertigung beitragen. Damit wird **Hypothese 1**, welche die Systematisierung der Entwicklung von ESs durch eine anwendungsfallunabhängige Vorgehensweise beschreibt, empirisch gestützt. Ebenso bestätigt sich der zentrale Mehrwert, nämlich die Nutzung menschlichen Expertenwissens durch ESs zur energetischen Optimierung (**Hypothese 2**).

Die Evaluation zeigt eine Erfüllung sämtlicher Anforderungen an die Methodik. In der Auseinandersetzung mit diesen Anforderungen werden jedoch auch weiterführende Aspekte diskutiert, die über den formulierten Rahmen hinausgehen und im aktuellen Ansatz nicht adressiert werden. Dazu zählt insbesondere, dass der Beitrag zur Energieeffizienzsteigerung sich auf ausgewählte Teilaspekte der DIN EN ISO 50001 beschränkt und keine umfassende Unterstützung beim Aufbau oder der Aufrechterhaltung eines vollständigen Energiemanagementsystems bietet. Die Anforderungen an die ESs werden bis auf die Robustheit ebenfalls als vollständig erfüllt bewertet. Die Robustheit gilt aufgrund einer fehlenden integrierten Erkennung von *Concepts Drifts*, die bei langzeitiger Nutzung der Systeme zu Leistungsabfällen führen können, als teilweise erfüllt. Eine weitere inhärente Limitation besteht darin, dass die Plausibilität der Ergebnisse maßgeblich von der Güte der erfahrungsbasierten Systemmodellierung abhängt.

8 Fazit

Dieses Kapitel fasst in [Abschnitt 8.1](#) die zentralen Ergebnisse der vorliegenden Forschungsarbeit zusammen, diskutiert in [Abschnitt 8.2](#) deren Limitationen und benennt in [Abschnitt 8.3](#) Perspektiven für weiterführende Forschung.

8.1 Zusammenfassung

Zur Erreichung der nationalen Klimaziele kommt dem Industriesektor als zweitgrößtem Emittenten energiebedingter Treibhausgase und als größtem Netto-Stromabnehmer eine zentrale Rolle zu [[BMWK](#), S. 53; [Umwe24](#)]. Gleichzeitig steht der Industriestandort Deutschland vor der Herausforderung, seine globale Wettbewerbsfähigkeit zu sichern. In diesem Spannungsfeld wird der Energieeffizienz eine Schlüsselrolle zugeschrieben, da sie nicht nur einen wesentlichen Beitrag zur Erreichung der Klimaziele leisten kann, sondern auch durch Kosteneinsparungen die wirtschaftliche Wettbewerbsposition stärkt [[Euro23](#), S. 4; [Bund23](#), § 1 Abs. 1]. Allerdings behindern verschiedene Hemmnisse eine umfassendere Ausschöpfung von Energieeffizienzpotenzialen in produzierenden Unternehmen. Laut Umfragen zählen zu den häufigsten Barrieren fehlendes Wissen über geeignete Maßnahmen, unzureichende digitale Kompetenzen in der Belegschaft sowie ein Mangel an verfügbaren Beratungsressourcen [[ABB 22](#), S. 8]. Diese Herausforderungen werden zusätzlich durch den zunehmenden Fachkräftemangel verschärft, dessen Intensivierung infolge des demografischen Wandels absehbar ist [[Bund20](#), S. 15].

ESs stellen eine vielversprechende Möglichkeit dar, sowohl den Klimaschutzzielen näherzukommen als auch die Wettbewerbsfähigkeit produzierender Unternehmen zu stärken. Durch die Integration domänenspezifischen Wissens und die automatisierte Analyse von Messdaten sind sie in der Lage, Energieeffizienzpotenziale systematisch zu identifizieren. Auf diese Weise können sie personalintensive und kostenaufwendige Prozesse zur energetischen Verbesserung wirksam unterstützen [[Iosh23a](#), S. 3]. Die systematische Literaturstudie in [Kapitel 3](#) zeigt, dass in der industriellen Fertigung bereits Umsetzungen von ESs zur Steigerung der Energieeffizienz für spezifische Anwendungsfälle existieren, deren Entwicklungen bislang jedoch überwiegend unsystematisch erfolgen [[Iosh24c](#), S. 7–10]. Es fehlt an einer generalisierten Methodik, die als strukturierte Orientierung für die Entwicklung von ESs in unterschiedlichen Anwendungskontexten dient. Diese Lücke führt zu erhöhten Initialkosten und kann die Implementierung entsprechender Systeme erheblich erschweren oder sogar verhindern [[Iosh24c](#), 16–17]. Vor diesem Hintergrund verfolgt die vorliegende Arbeit das folgende Forschungsziel:

Forschungsziel

Synthese, Entwicklung und Erprobung einer Methodik zur Erstellung von ESs, die Energieeffizienzpotenziale an elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen identifizieren und bewerten.

Der Fokus liegt dabei auf elektrisch betriebenen Fertigungsmaschinen, da diese ein breites Anwendungsspektrum abdecken und der elektrische Energiebedarf sowohl aus ökologischer als auch aus ökonomischer Perspektive von hoher Relevanz ist (vgl. [Abbildung 2.1](#)). In [Kapitel 4](#) werden zudem zwei Hypothesen formuliert, welche im Sinne der **Design Research Methodology** sowohl die Erreichbarkeit des Forschungsziels postulieren, als auch dessen praktische Relevanz betonen [[Bles09](#), S. 12]:

Hypothese 1: Anwendungsfallunabhängige Entwicklung von ESs zur Energieeffizienzsteigerung

Die Erstellung von ESs mit dem Ziel der Energieeffizienzsteigerung elektrisch betriebener Fertigungsmaschinen lässt sich durch eine anwendungsfallunabhängige Vorgehensweise erreichen.

Hypothese 2: Unterstützung von Expertinnen durch ESs

ESs können das Wissen menschlicher Expertinnen nutzen, um den personalintensiven und kostenaufwendigen Prozess der kontinuierlichen energetischen Verbesserung zu unterstützen.

Im Ergebnis wird in [Abschnitt 5](#) ein systematisches Vorgehen zur Entwicklung entsprechender ESs erarbeitet. Die Methodik basiert auf dem **Design Science Research**-Paradigma und folgt einem mehrphasigen Ansatz, der ein **Konzeptdesign**, eine **Umsetzung** und eine **Validierung** umfasst [[Iosh25e](#), S. 7–8]. Die ersten beiden Phasen verlaufen parallel. Das **Konzeptdesign** konzentriert sich auf die Definition der grundlegenden Schritte zur Erstellung des ES, die Festlegung seiner Struktur sowie die Identifikation zentraler Zielsetzungen. Simultan dazu werden in der **Implementierung** diese konzeptionellen Elemente in die Praxis überführt, indem die für ihre Realisierung erforderlichen Verfahren, Werkzeuge und Methoden beschrieben werden. Schließlich werden innerhalb der **Validierung** die praktischen Anforderungen an das ES geprüft.

Zusätzlich wird in [Kapitel 6](#) eine eigene Softwarelösung, die *ESS4EE*, vorgestellt. Die *ESS4EE* bietet durch ihre vordefinierten Komponenten und ihrer modulare Softwarearchitektur einen strukturierten Rahmen, um die Methodik aus [Abschnitt 5](#) zu unterstützen. Dadurch lässt sich der Entwicklungsprozess vereinfachen und beschleunigen.

In [Kapitel 7](#) wird die praktische Anwendbarkeit der in dieser Arbeit entwickelten Lösungen anhand von vier Anwendungsfällen demonstriert und evaluiert. Die ersten drei Anwendungsfälle wurden in der Umgebung der ETA-Fabrik umgesetzt, während der vierte eine

industrielle Anwendung darstellt. Die Anwendungsfälle decken ein breites Spektrum ab, welches ESs auf Maschinen-, Komponenten- und Prozessebene sowie kontinuierliche als auch diskontinuierliche Fertigungsprozesse, einschließlich Batchprozesse, umfasst. Die entwickelten ESs zeigen Potenziale durch prozessbezogene Maßnahmen zur Reduzierung des Energieeinsatzes auf. Bezogen auf den Gesamtenergiebedarf auf Maschinenebene werden dabei in der ETA-Fabrik Energieeffizienzpotenziale von bis zu 45,35 % und im industriellen Anwendungsfall von 23,46 % erreicht.

Durch die Anwendungsfälle wird **Hypothese 1**, welche die Systematisierung der Entwicklung von ESs durch eine anwendungsfallunabhängige Vorgehensweise beschreibt, empirisch gestützt. Ebenso bestätigt sich der zentrale Mehrwert, nämlich die Nutzung menschlichen Expertenwissens durch ESs zur energetischen Optimierung (**Hypothese 2**). Das übergeordnete Forschungsziel kann auf dieser Grundlage als erfüllt bewertet werden.

8.2 Kritische Würdigung

Einschränkungen in der Zielerreichung ergeben sich im Hinblick auf die geforderte Robustheit der entwickelten ESs. Zwar lassen sich bereits in der Entwicklungsphase sinnvolle Wertebereiche definieren und die Methodik sieht an mehreren Stellen Validierungen durch Nutzerinterviews und Feldtests vor, wodurch eine partielle Robustheit erreicht werden kann. Darüber hinaus erhöht der Einsatz von Fuzzy-Logik die Systemrobustheit, da auch bei unvollständigen oder unscharfen Informationen plausible Aussagen möglich sind. Dennoch fehlt der Methodik sowie den darauf basierenden ESs eine explizite Phase zur Überwachung und Wartung. Dieses Defizit birgt das Risiko eines Leistungsabfalls im Zeitverlauf, was zu fehlerhaften Vorhersagen führen und in der Folge Fehler in nachgelagerten Systemen verursachen kann.

Auch die Interpretation der in den Anwendungsfällen identifizierten Energieeinsparpotenziale erfordert eine differenzierte Betrachtung. Bei den ausgewiesenen Werten handelt es sich um theoretische Potenziale, die weitgehend ohne Berücksichtigung von technologischen Rahmenbedingungen sowie wirtschaftlichen oder administrativen Einschränkungen ermittelt wurden. Zusätzlich wurde zwar in den universitären Anwendungsfällen versucht, unter industrienahen Bedingungen zu fertigen, jedoch stellt lediglich Anwendungsfall 4 in [Abschnitt 7.1.4](#) eine Umsetzung innerhalb einer realen industriellen Umgebung dar.

Neben den zuvor beschriebenen Einschränkungen hinsichtlich der Robustheit sowie der auf idealisierten Annahmen basierenden Energieeinsparpotenzialen zeigen sich weitere Begrenzungen im Hinblick auf die Rolle der entwickelten ESs im energetischen Verbesserungsprozess. Zwar erfüllen die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten ESs verschiedene expertenunterstützende Funktionen, indem sie die Verfügbarkeit relevanter Informationen erhöhen, Informationsflüsse und Entscheidungsprozesse beschleunigen sowie zur Entlastung von Expertinnen beitragen. Die finale Auswahl und Umsetzung von Energieeffizienzmaßnahmen

verbleibt jedoch bei den Expertinnen selbst. Dazu gehört auch die Einschätzung technischer, wirtschaftlicher und organisatorischer Implikationen, die mit Ausnahme von Anwendungsfall 3 in [Abschnitt 7.1.3](#) außerhalb des Betrachtungsgegenstands dieser Arbeit liegen. In der Veröffentlichung zu Anwendungsfall 3 kamen die Autorinnen allerdings zu dem Schluss, dass der Aufwand für eine analytische Modellierung der physikalischen Auswirkungen ergriffener Energieeffizienzmaßnahmen an einem digitalen Abbild der Fertigungsmaschine in keinem angemessenen Verhältnis zum erwartbaren Nutzen steht [[Iosh24b](#), S. 14]. Eine weitere Limitation ergibt sich aus der vereinfachten Systemgrenze der Methodik, durch die Energieeffizienzpotenziale durch Energierückgewinnung infolge thermischer Vernetzung benachbarter Systeme nicht berücksichtigt werden.

8.3 Ausblick

Aus der Gegenüberstellung der Ergebnisse mit den vorab definierten Anforderungen lassen sich die bestehenden Unzulänglichkeiten hinsichtlich der Robustheit der durch die Methodik entwickelten ESs als erster potenzieller Anknüpfungspunkt für weiterführende Arbeiten identifizieren. Eine integrierte Erkennung von *Concepts Drifts*, wie sie in [Zink24](#) [S. 121] für industrielle Lastprognosen untersucht wurde, könnte zur Erhöhung der Robustheit beitragen. In Anlehnung an das Vorgehensmodell *CRISP-ML(Q)* nach [Stud21](#) [S. 405–406] wäre darüber hinaus die Ergänzung einer expliziten Phase zur kontinuierlichen Überwachung und Wartung der ESs denkbar.

Zusätzlich bietet das in [Kapitel 6](#) vorgestellte Softwarewerkzeug *ESS4EE* neben einer modularen Architektur und vordefinierten Komponenten auch eine Sammlung der in dieser Arbeit eingesetzten ML-Modelle und Algorithmen zur Messdatenanalyse. Diese ließ sich einerseits um weitere Verfahren zur automatisierten Datenanalyse für häufige Anwendungsfälle erweitern [[Iosh25e](#), S. 16]. Andererseits wäre auch die Integration von Verfahren des automatisierten maschinellen Lernens (*AutoML*) sinnvoll, um eine niedrigschwellige Erstellung individueller ML-Modelle zu ermöglichen [[Iosh25e](#), S. 16]. Eine weitere nützliche Erweiterung bestünde in der Bereitstellung vordefinierter, häufig verwendeter EnPIs [[Iosh25e](#), S. 16].

Vor dem Hintergrund der nationalen Klimaschutzziele sowie wirtschaftlicher Zielsetzungen fokussiert sich die vorliegende Arbeit auf Maßnahmen zur Steigerung der Energieeffizienz in der Fertigung. Mit dem zunehmenden Anteil erneuerbarer Energien im Stromnetz steigen jedoch auch die Anforderungen an die Flexibilität des Energieeinsatzes [[Bach21](#), S. 14]. Insofern ergibt sich eine weitere aussichtsreiche wissenschaftliche Anschlussmöglichkeit in der Entwicklung von ESs mit dem Anwendungsschwerpunkt der Energieflexibilität [[Iosh25e](#), S. 16].

Ein weiterer vielversprechender Forschungsansatz liegt in der Integration generativer, vor-trainierter neuronaler Netze mit Transformer-Architektur in Form großer Sprachmodelle

(engl. *Large Language Models (LLMs)*) [Wulf25, S. 254]. Diese könnten die Arbeit der Wissensingenieurinnen unterstützen, indem sie Domänenwissen extrahieren, strukturieren und zur Erweiterung der Wissensbasis formalisieren [Iosh25e, S. 16]. Darüber hinaus wären *LLMs* in der Lage, auf Basis identifizierter Energieeinsparpotenziale konkrete Maßnahmenvorschläge zu generieren und mittels Verarbeitung natürlicher Sprache gezielt auf Benutzeranfragen zu reagieren [Wulf25, S. 119]. Trotz des hohen Potenzials von *LLMs* ist eine vollständige Substitution klassischer ESs nicht zielführend. ESs zeichnen sich durch transparente, nachvollziehbare und deterministische Entscheidungslogiken aus. Sie basieren auf explizit formalisiertem Domänenwissen, das sich klar validieren und bei Bedarf gezielt anpassen lässt [Pupp91, S. 4]. *LLMs* hingegen operieren probabilistisch und erzeugen Antworten auf Grundlage statistischer Wahrscheinlichkeiten ohne intrinsische Erklärbarkeit oder garantierte Konsistenz [Groß24, S. 66; Wulf25, S. 9]. Aufgrund dessen erscheint ein hybrider Ansatz besonders vielversprechend. Die wissenschaftliche Untersuchung des Einsatzes von *LLMs* innerhalb von ESs zur Analyse und Optimierung von Energiesystemen wird derzeit im Rahmen des Verbundprojekts *etaGPT* (Förderkennzeichen: 03EN4107) weiterverfolgt. Das Projekt verdeutlicht die fortwährende Relevanz des Forschungsfelds im Kontext klimapolitischer Zielsetzungen und eröffnet Perspektiven, die bewährten Stärken klassischer ESs mit den innovativen Möglichkeiten großer Sprachmodelle zu verbinden.

Literaturverzeichnis

- [Aamo95] A. Aamodt und M. Nygård. „Different roles and mutual dependencies of data, information, and knowledge — An AI perspective on their integration“. In: *Data & Knowledge Engineering* 16.3 (1995), S. 191–222. ISSN: 0169-023X. DOI: [10.1016/0169-023X\(95\)00017-M](https://doi.org/10.1016/0169-023X(95)00017-M).
- [ABB 22] ABB Ltd, Hrsg. *Accelerating Ambition: How global industry is speeding up investment in energy efficiency*. Helsinki, 2022. URL: <https://www.energyefficiencymovement.com/wp-content/uploads/2022/04/ABB-Energy-Efficiency-Survey-Report-2022.pdf> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Abel13] E. Abele, M. Dittrich, C. Eisele, O. Kessing, W. Klöblen, M. Rudolph und W. Rummel. *Energieeffiziente Produktionsmaschinen durch Simulation in der Produktentwicklung: Ergebnisbericht des BMBF Verbundprojektes eSimPro*. Hrsg. von Technische Informationsbibliothek u. Universitätsbibliothek. Darmstadt, 2013. DOI: [10.2314/GBV:77184249X](https://doi.org/10.2314/GBV:77184249X).
- [Abel18] E. Abele, J. Schneider, M. Beck und A. Maier. *ETA - die Modell-Fabrik: Energieeffizienz weiter gedacht*. Hrsg. von E. Abele und J. Schneider. Darmstadt, 2018. URL: <http://tubiblio.ulb.tu-darmstadt.de/105750/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Bach21] A. Bachmann u. a. *Energieflexibel in die Zukunft – Wie Fabriken zum Gelingen der Energiewende beitragen können: VDI-Handlungsempfehlung, Oktober 2021*. Hrsg. von VDI Verlag. Düsseldorf, 2021. DOI: [10.24406/FIT-N-638765](https://doi.org/10.24406/FIT-N-638765).
- [Baeh09] H. D. Baehr und S. Kabelac. *Thermodynamik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009. ISBN: 978-3-642-00555-8. DOI: [10.1007/978-3-642-00555-8](https://doi.org/10.1007/978-3-642-00555-8).
- [Bagh15] N. Bagheri, N. Tarabi und H. Javadikia. „Development and evaluation of an adaptive neuro-fuzzy interface models to predict performance of a solar dryer“. In: *Agricultural Engineering International : The CIGR e-journal* 17 (2015), S. 112–121.
- [Bana23] M. R. Z. Banadkouki. „Selection of strategies to improve energy efficiency in industry: A hybrid approach using entropy weight method and fuzzy TOPSIS“. In: *Energy* 279 (2023), S. 128070. ISSN: 03605442. DOI: [10.1016/j.energy.2023.128070](https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.128070).
- [Beck12] A. Beck und P. Göhner. „An approach for model-based energy cost analysis of industrial automation systems“. In: *Energy Efficiency* 5.3 (2012), S. 303–319. ISSN: 1570-646X. DOI: [10.1007/s12053-012-9145-y](https://doi.org/10.1007/s12053-012-9145-y).

- [Biel16] K. Biel und C. H. Glock. „Systematic literature review of decision support models for energy-efficient production planning“. In: *Computers & Industrial Engineering* 101 (2016), S. 243–259. ISSN: 03608352. DOI: [10.1016/j.cie.2016.08.021](https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.08.021).
- [Bles09] L. T. M. Blessing und A. Chakrabarti. *DRM, a design research methodology*. Dordrecht und London: Springer, 2009. ISBN: 978-1-84882-586-4.
- [Bles17] M. Blesl und A. Kessler. *Energieeffizienz in der Industrie*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2017. ISBN: 978-3-662-55998-7. DOI: [10.1007/978-3-662-55999-4](https://doi.org/10.1007/978-3-662-55999-4).
- [BMWK] BMWK. *Energieeffizienz in Zahlen: Entwicklungen und Trends in Deutschland 2022*. Hrsg. von Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz. Berlin. URL: https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/energieeffizienz-in-zahlen-2022.pdf?__blob=publicationFile&v=7 (besucht am 9. Juni 2025).
- [Böke19] A. Böker, H. Paerschke und E. Boggasch. *Elektrotechnik für Gebäudetechnik und Maschinenbau*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019. ISBN: 978-3-658-20970-4. DOI: [10.1007/978-3-658-20971-1](https://doi.org/10.1007/978-3-658-20971-1).
- [Box15] G. E. P. Box. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th ed. Wiley Series in Probability and Statistics. Hoboken: Wiley, 2015. ISBN: 978-1-118-67502-1.
- [Brän19] J. Bränzel, D. Engelmann, M. Geilhausen und O. Schulze. *Energiemanagement: Praxisbuch für Fachkräfte, Berater und Manager*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019. ISBN: 978-3-658-26918-0. DOI: [10.1007/978-3-658-26919-7](https://doi.org/10.1007/978-3-658-26919-7).
- [Bucc20] G. P. Buccieri, J. A. P. Balestieri und J. A. Matelli. „Energy efficiency in Brazilian industrial plants: knowledge management and applications through an expert system“. In: *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering* 42.11 (2020). ISSN: 1678-5878. DOI: [10.1007/s40430-020-02667-x](https://doi.org/10.1007/s40430-020-02667-x).
- [Bund] Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle, Hrsg. *Merkblatt für das Energieeffizienzgesetz (EnEfG) nach den gesetzlichen Bestimmungen der §§ 8 - 10 und 19 des EnEfG*. Eschborn. URL: https://www.bafa.de/SharedDocs/Downloads/DE/Energie/ea_merkblatt_energieeffizienzgesetz.html (besucht am 9. Juni 2025).
- [Bund18] Bundesregierung. *Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung*. 2018. URL: https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Technologie/strategie-kuenstliche-intelligenz-der-bundesregierung.pdf?__blob=publicationFile&v=1 (besucht am 9. Juni 2025).

- [Bund19] Bundestag. *Bundes-Klimaschutzgesetz: KSG*. 2019. URL: <https://www.gesetze-im-internet.de/ksg/KSG.pdf> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Bund20] Bundesagentur für Arbeit, Statistik/Arbeitsmarktberichterstattung, Hrsg. *Auswirkungen des demografischen Wandels auf den Arbeitsmarkt*. Nürnberg, 2020. URL: https://statistik.arbeitsagentur.de/DE/Statischer-Content/Statistiken/Themen-im-Fokus/Demografie/Generische-Publikationen/Bericht-Demografie.pdf?__blob=publicationFile (besucht am 9. Juni 2025).
- [Bund23] Bundesministerium der Justiz. *Gesetz zur Steigerung der Energieeffizienz in Deutschland: (Energieeffizienzgesetz - EnEfG)*. 2023. URL: <https://www.gesetze-im-internet.de/enefg/BJNR1350B0023.html> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Bund24a] Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle. *Informationsblatt CO₂-Faktoren: Bundesförderung für Energie- und Ressourceneffizienz in der Wirtschaft*. 2024. URL: https://www.bafa.de/SharedDocs/Downloads/DE/Energie/eew_infoblatt_co2_faktoren_2024 (besucht am 5. Aug. 2025).
- [Bund24b] Bundesnetzagentur und Bundeskartellamt. *Gaspreise für Gewerbe- und Industriekunden in Deutschland in den Jahren 2008 bis 2024*. 2024. URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/168528/umfrage/gaspreise-fuer-gewerbe-und-industriekunden-seit-2006/> (besucht am 5. Aug. 2025).
- [Buro19] K. Burow, M. Franke, Q. Deng, K. Hribernik und K.-D. Thoben. „Sustainable Data Management for Manufacturing“. In: *2019 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)*. IEEE, 2019, S. 1–5. ISBN: 978-1-7281-3401-7. DOI: [10.1109/ICE.2019.8792808](https://doi.org/10.1109/ICE.2019.8792808).
- [Butz21] M. V. Butz. „Towards Strong AI“. In: *KI - Künstliche Intelligenz* 35.1 (2021), S. 91–101. ISSN: 0933-1875. DOI: [10.1007/s13218-021-00705-x](https://doi.org/10.1007/s13218-021-00705-x).
- [Cai17] Y. Cai und H. Shao. „Energy Efficiency State Identification in Milling Processing Based on Improved HMM“. In: *Volume 2: Additive Manufacturing; Materials*. American Society of Mechanical Engineers, 2017. ISBN: 978-0-7918-5073-2. DOI: [10.1115/MSEC2017-2735](https://doi.org/10.1115/MSEC2017-2735).
- [Chen18] C.-C. Cheng und K.-W. Liu. „Optimizing energy savings of the injection molding process by using a cloud energy management system“. In: *Energy Efficiency* 11.2 (2018), S. 415–426. ISSN: 1570-646X. DOI: [10.1007/s12053-017-9574-8](https://doi.org/10.1007/s12053-017-9574-8).

- [Chou23] B. Choudhury und M. Chandrasekaran. „Electron Beam Welding Investigation of Inconel 825 and Optimize Energy Consumption Using Integrated Fuzzy Logic-Particle Swarm Optimization Approach“. In: *International Journal of Fuzzy Systems* 25.4 (2023), S. 1377–1399. ISSN: 1562-2479. DOI: [10.1007/s40815-022-01431-8](https://doi.org/10.1007/s40815-022-01431-8).
- [Clar25] Clarivate. *Web of Science*. 2025. URL: <https://www.webofscience.com> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Crea25] Creative Commons Corporation Deed. *CC BY 4.0 Attribution 4.0 International*. 2025. URL: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Davy22] L. Davydenko, N. Davydenko, A. Bosak, A. Bosak, A. Deja und T. Dzhuguryan. „Smart Sustainable Freight Transport for a City Multi-Floor Manufacturing Cluster: A Framework of the Energy Efficiency Monitoring of Electric Vehicle Fleet Charging“. In: *Energies* 15.10 (2022), S. 3780. DOI: [10.3390/en15103780](https://doi.org/10.3390/en15103780).
- [Debn19] S. Debnath, J. Reddy, Jagadish und B. Das. „An expert system-based modeling and optimization of corrugated plate solar air collector for North Eastern India“. In: *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering* 41.7 (2019). ISSN: 1678-5878. DOI: [10.1007/s40430-019-1782-z](https://doi.org/10.1007/s40430-019-1782-z).
- [Dehn19] P. Dehning, S. Blume, A. Dér, D. Flick, C. Herrmann und S. Thiede. „Load profile analysis for reducing energy demands of production systems in non-production times“. In: *Applied Energy* 237 (2019), S. 117–130. ISSN: 03062619. DOI: [10.1016/j.apenergy.2019.01.047](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.047).
- [Dela23] J. Delanote und F. Novais e Silva. *Investitionsumfrage der EIB 2022: Europäische Union: Überblick*. Europäische Union Überblick. Luxembourg: European Investment Bank, 2023. URL: <https://openresearchlibrary.org/content/eea36441-e92c-4219-93b0-25cd6c58827a> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Deng18] Z. Deng, H. Zhang, Y. Fu, L. Wan und L. Lv. „Research on intelligent expert system of green cutting process and its application“. In: *Journal of Cleaner Production* 185 (2018), S. 904–911. ISSN: 09596526. DOI: [10.1016/j.jclepro.2018.02.246](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.02.246).
- [DeTo89] A. W. DeTore. „An introduction to expert systems“. In: *Journal of insurance Medicine* 21.4 (1989), S. 233–236.
- [Deut24] Deutsches Pelletinstitut GmbH. *Pelletpreis/Wirtschaftlichkeit*. 2024. URL: <https://depi.de/pelletpreis-wirtschaftlichkeit#rrrg> (besucht am 5. Aug. 2025).
- [DIN40110-1] DIN 40110-1:1994-03. *Wechselstromgrößen; Zweileiter-Stromkreise*.
- [DIN40110-2] DIN 40110-2:2002-11. *Wechselstromgrößen - Teil 2: Mehrleiter-Stromkreise*.

-
- [DIN50001] DIN EN ISO 50001:2018-12. *Energiemanagementsysteme - Anforderungen mit Anleitung zur Anwendung (ISO 50001:2018); Deutsche Fassung EN ISO 50001:2018.*
- [DIN50006] DIN ISO 50006:2025-02. *Energiemanagementsysteme - Bewertung der energiebezogenen Leistung anhand von Energieleistungskennzahlen und energetischen Ausgangsbasen (ISO 50006:2023).*
- [DIN8592] DIN 8592:2003-09. *Fertigungsverfahren Reinigen - Einordnung, Unterteilung, Begriffe.*
- [Djat14] D. Djatkov, M. Effenberger und M. Martinov. „Method for assessing and improving the efficiency of agricultural biogas plants based on fuzzy logic and expert systems“. In: *Applied Energy* 134 (2014), S. 163–175. ISSN: 03062619. DOI: [10.1016/j.apenergy.2014.08.021](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.08.021).
- [Do14] T.-T.-H. Do, H. Schnitzer und T.-H. Le. „A decision support framework considering sustainability for the selection of thermal food processes“. In: *Journal of Cleaner Production* 78 (2014), S. 112–120. ISSN: 09596526. DOI: [10.1016/j.jclepro.2014.04.044](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.04.044).
- [dos 23] S. A. B. dos Santos, J. M. Soares, G. C. Barroso und B. de Athayde Prata. „Demand response application in industrial scenarios: A systematic mapping of practical implementation“. In: *Expert Systems with Applications* 215 (2023), S. 119393. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2022.119393](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119393).
- [Droo23] Drools. *Drools*. 2023. URL: <https://www.drools.org> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Dufl12] J. R. Duflou, J. W. Sutherland, D. Dornfeld, C. Herrmann, J. Jeswiet, S. Kara, M. Hauschild und K. Kellens. „Towards energy and resource efficient manufacturing: A processes and systems approach“. In: *CIRP Annals* 61.2 (2012), S. 587–609. ISSN: 00078506. DOI: [10.1016/j.cirp.2012.05.002](https://doi.org/10.1016/j.cirp.2012.05.002).
- [Duma23] E. Duman und D. Seckin. „Enhancing the efficiency of cabin heaters in emergency shelters after earthquakes through an optimized fuzzy controller“. In: *Building Simulation* 16.9 (2023), S. 1759–1776. ISSN: 1996-3599. DOI: [10.1007/s12273-023-1062-9](https://doi.org/10.1007/s12273-023-1062-9).
- [Dunn99] S. Dunning, B. Segee und V. Allen. „A Self-Assessment Software Application for Industrial Manufacturers“. In: *Energy Engineering* 96.1 (1999), S. 70–77. ISSN: 0199-8595. DOI: [10.1080/01998595.1999.10530450](https://doi.org/10.1080/01998595.1999.10530450).
- [Durk06] J. Durkee. *Management of Industrial Cleaning Technology and Processes*. Elsevier, 2006. ISBN: 978-0-08-044888-6. DOI: [10.1016/B978-0-08-044888-6.X5012-1](https://doi.org/10.1016/B978-0-08-044888-6.X5012-1).

- [Else23] G. Elserafi, B. Ioshchikhes, J. Magin und M. Weigold. „Process monitoring for energy assessment of parts drying processes“. In: *Procedia CIRP* 120 (2023), S. 392–397. ISSN: 22128271. DOI: [10.1016/j.procir.2023.09.008](https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.008).
- [Else25] Elsevier B.V. *ScienceDirect*. 2025. URL: <https://www.sciencedirect.com/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Emon25] Emonio GmbH. *Emonio P3*. Berlin, 2025. URL: <https://www.emonio.de/de/3-emonio-p3> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Erla09] K. Erlach und E. Westkämper, Hrsg. *Energiewertstrom: Der Weg zur energieeffizienten Fabrik*. Stuttgart: Fraunhofer Verl., 2009. ISBN: 978-3-8396-0010-8.
- [Euro21] Europäisches Parlament, Rat der Europäischen Union. *Verordnung (EU) 2021/1119 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 30. Juni 2021 zur Schaffung des Rahmens für die Verwirklichung der Klimaneutralität und zur Änderung der Verordnungen (EG) Nr. 401/2009 und (EU) 2018/1999 („Europäisches Klimagesetz“)*. 30.06.2021.
- [Euro23] Europäisches Parlament, Rat der Europäischen Union. *Richtlinie (EU) 2023/1791 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. September 2023 zur Energieeffizienz und zur Änderung der Verordnung (EU) 2023/955 (Neufassung) (Text von Bedeutung für den EWR): PE/15/2023/INIT*. 2023. URL: <http://data.europa.eu/eli/dir/2023/1791/oj> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Feak09] C. Feak und J. Swales. *Telling a Research Story: Writing a Literature Review*. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press/ELT, 2009. ISBN: 978-0-472-03336-2. DOI: [10.3998/mpub.309338](https://doi.org/10.3998/mpub.309338).
- [Fern18] D. Fernández-Cerero, A. Fernández-Montes und J. A. Ortega. „Energy policies for data-center monolithic schedulers“. In: *Expert Systems with Applications* 110 (2018), S. 170–181. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2018.06.007](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.007).
- [Ferr18] B. Ferreira, W. Silva, S. D. Barbosa und T. Conte. „Technique for representing requirements using personas: a controlled experiment“. In: *IET Software* 12.3 (2018), S. 280–290. ISSN: 1751-8806. DOI: [10.1049/iet-sen.2017.0313](https://doi.org/10.1049/iet-sen.2017.0313).
- [Flum19] D. Flum, J. Sossenheimer, C. Stück und E. Abele. „Towards Energy-Efficient Machine Tools Through the Development of the Twin-Control Energy Efficiency Module“. In: *Twin-Control: A Digital Twin Approach to Improve Machine Tools Lifecycle*. Hrsg. von M. Armendia, M. Ghassempouri, E. Ozturk und F. Peysson. Cham: Springer International Publishing, 2019, S. 95–110. ISBN: 978-3-030-02203-7. DOI: [10.1007/978-3-030-02203-7_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-02203-7_5).

-
- [Fred08] B. Frederiksen. *Applying Expert System Technology to Code Reuse with Pyke*. Chicago, 2008. URL: <https://pyke.sourceforge.net> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Frie97] E. J. Friedman-Hill. *Jess, the Java expert system shell*. 1997. DOI: [10.2172/565603](https://doi.org/10.2172/565603). URL: <https://www.osti.gov/biblio/565603> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Garc12] R. F. Garcia. „Improving heat exchanger supervision using neural networks and rule based techniques“. In: *Expert Systems with Applications* 39.3 (2012), S. 3012–3021. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2011.08.163](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.08.163).
- [Garo18] P. Garofalo, P. Campi, A. V. Vonella und M. Mastrorilli. „Application of multi-metric analysis for the evaluation of energy performance and energy use efficiency of sweet sorghum in the bioethanol supply-chain: A fuzzy-based expert system approach“. In: *Applied Energy* 220 (2018), S. 313–324. ISSN: 03062619. DOI: [10.1016/j.apenergy.2018.03.065](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.065).
- [Gloc11] C. H. Glock und S. Hochrein. „Purchasing Organization and Design: A Literature Review“. In: *Business Research* 4.2 (2011), S. 149–191. ISSN: 2198-3402. DOI: [10.1007/BF03342754](https://doi.org/10.1007/BF03342754).
- [Grig20] G. Grigoras und B.-C. Neagu. „An Advanced Decision Support Platform in Energy Management to Increase Energy Efficiency for Small and Medium Enterprises“. In: *Applied Sciences* 10.10 (2020). DOI: [10.3390/app10103505](https://doi.org/10.3390/app10103505).
- [Groß24] R. Groß. „Probabilistische Wirklichkeitsmodelle und soziologische Intelligenz“. In: *Soziologie* 53.1 (2024), S. 60–75. URL: <https://publikationen.sozioologie.de/index.php/soziologie/article/view/1798> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Guil54] J. P. Guilford. *Psychometric Methods*. 2. Aufl. New York: McGraw-Hill Book Company, 1954. ISBN: 0-07-025129-0.
- [Heri24] E. Hering, R. Martin, J. Kempkes und J. Gutekunst. *Elektrotechnik und Elektronik in Maschinenbau und Mechatronik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2024. ISBN: 978-3-662-67537-3. DOI: [10.1007/978-3-662-67538-0](https://doi.org/10.1007/978-3-662-67538-0).
- [Hevn04] A. Hevner, A. R. S. March, S. T. Park, J. Park, Ram und Sudha. „Design Science in Information Systems Research“. In: *Management Information Systems Quarterly* 28 (2004), S. 75–105.
- [Hevn07] A. Hevner. „A Three Cycle View of Design Science Research“. In: *Scandinavian Journal of Information Systems* 19 (2007).
- [Hild15] K. Hildebrand, M. Gebauer, H. Hinrichs und M. Mielke. *Daten- und Informationsqualität*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015. ISBN: 978-3-658-09213-9. DOI: [10.1007/978-3-658-09214-6](https://doi.org/10.1007/978-3-658-09214-6).

- [Hods22] T. O. Hodson. „Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not“. In: *Geoscientific Model Development* 15.14 (2022), S. 5481–5487. DOI: [10.5194/gmd-15-5481-2022](https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022).
- [Icha24] P. Icha und T. Lauf. *Entwicklung der spezifischen Treibhausgas-Emissionen des deutschen Strommix in den Jahren 1990–2023*. 2024. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/publikationen/entwicklung-der-spezifischen-treibhausgas-10> (besucht am 5. Aug. 2025).
- [IEEE25] IEEE. *IEEE Xplore*. 2025. URL: <https://ieeexplore.ieee.org> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Ilić23] D. Ilić und M. Žarković. „Machine learning for power generator condition assessment“. In: *Electrical Engineering* 106.3 (2023), S. 2691–2703. ISSN: 0948-7921. DOI: [10.1007/s00202-023-02109-6](https://doi.org/10.1007/s00202-023-02109-6).
- [Inte22] International Energy Agency. *Energy Efficiency 2022*. Paris, 2022. URL: <https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2022> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Iosh22] B. Ioshchikhes, F. Borst und M. Weigold. „Assessing Energy Efficiency Measures for Hydraulic Systems using a Digital Twin“. In: *Procedia CIRP* 107 (2022), S. 1232–1237. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2022.05.137](https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.137).
- [Iosh23a] B. Ioshchikhes, G. Elserafi und M. Weigold. „An Expert System-Based Approach For Improving Energy Efficiency Of Chamber Cleaning Machines“. In: *Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics (CPSL 2023)*. Offenburg: publish-Ing., 2023. DOI: [10.15488/13419](https://doi.org/10.15488/13419).
- [Iosh23b] B. Ioshchikhes, G. Elserafi und M. Weigold. „An Expert System-Based Approach For Improving Energy Efficiency Of Chamber Cleaning Machines“. In: *Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics: CPSL 2023 - 1*. Hrsg. von D. Herberger, M. Hübner und V. Stich. Hannover: publish-Ing., 2023, S. 1–11. DOI: [10.15488/13419](https://doi.org/10.15488/13419).
- [Iosh24a] B. Ioshchikhes. *Supplementary Material | A holistic framework for developing expert systems to improve energy efficiency in manufacturing*. 2024. URL: <https://tudatalib.ulb.tu-darmstadt.de/handle/tudatalib/4396.2> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Iosh24b] B. Ioshchikhes, M. Frank, G. Elserafi, J. Magin und M. Weigold. „Developing Expert Systems for Improving Energy Efficiency in Manufacturing: A Case Study on Parts Cleaning“. In: *Energies* 17.14 (2024), S. 3417. DOI: [10.3390/en17143417](https://doi.org/10.3390/en17143417).
- [Iosh24c] B. Ioshchikhes, M. Frank und M. Weigold. „A Systematic Review of Expert Systems for Improving Energy Efficiency in the Manufacturing Industry“. In: *Energies* 17.19 (2024), S. 4780. DOI: [10.3390/en17194780](https://doi.org/10.3390/en17194780).

-
- [Iosh24d] B. Ioshchikhes und M. Weigold. „Development of stationary expert systems for improving energy efficiency in manufacturing“. In: *Procedia CIRP* 126 (2024), S. 921–926. ISSN: 22128271. DOI: [10.1016/j.procir.2024.08.351](https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.08.351).
- [Iosh25a] B. Ioshchikhes. *Ergänzendes Material: Expertensysteme zur Identifikation und Bewertung von Energieeffizienzpotenzialen in der Fertigung*. 2025. DOI: [10.48328/tudatalib-1427](https://tudatalib.ulb.tu-darmstadt.de/handle/tudatalib/4224.4). URL: <https://tudatalib.ulb.tu-darmstadt.de/handle/tudatalib/4224.4> (besucht am 12. Mai 2025).
- [Iosh25b] B. Ioshchikhes, M. Frank, T. M. Joseph und M. Weigold. „Improving Energy Efficiency in Manufacturing: A Novel Expert System Shell“. In: *Procedia CIRP* 134 (2025), S. 615–620. ISSN: 22128271. DOI: [10.1016/j.procir.2025.02.218](https://doi.org/10.1016/j.procir.2025.02.218).
- [Iosh25c] B. Ioshchikhes, P. Heller und M. Weigold. „Machining Cycle Detection Based Expert System for Improving Energy Efficiency in Manufacturing“. In: *Sustainable Manufacturing as a Driver for Growth*. Hrsg. von H. Kohl, G. Seliger, F. Dietrich und S. Mur. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Cham: Springer Nature Switzerland, 2025, S. 659–667. ISBN: 978-3-031-77428-7. DOI: [10.1007/978-3-031-77429-4_73](https://doi.org/10.1007/978-3-031-77429-4_73).
- [Iosh25d] B. Ioshchikhes, C. Yoldas, L. Horn, N. A. Asl, L. Zimmer und A. Wigandt. *Expert System Shell for Energy Efficiency (ESS4EE)*. Version 1.0.0. Jan. 2025. URL: <https://git.ptw.maschinenbau.tu-darmstadt.de/eta-fabrik/public/ESS4EE> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Iosh25e] B. Ioshchikhes, R. Zink, O. Ozen und M. Weigold. „A Holistic Framework for Developing Expert Systems to Improve Energy Efficiency in Manufacturing“. In: *Energies* 18.6 (2025), S. 1406. DOI: [10.3390/en18061406](https://doi.org/10.3390/en18061406).
- [Iosh25f] B. Ioshchikhes u. a. *Künstliche Intelligenz für Energietechnologien und Anwendungen in der Produktion (KI4ETA): Schlussbericht*. 2025. DOI: [10.34657/20466](https://doi.org/10.34657/20466).
- [Iqba15] A. Iqbal, H.-C. Zhang, L. L. Kong und G. Hussain. „A rule-based system for trade-off among energy consumption, tool life, and productivity in machining process“. In: *Journal of Intelligent Manufacturing* 26.6 (2015), S. 1217–1232. ISSN: 0956-5515. DOI: [10.1007/s10845-013-0851-x](https://doi.org/10.1007/s10845-013-0851-x).
- [ISO14955-1] ISO 14955-1:2017. *Machine tools - Environmental evaluation of machine tools: Part 1: Design methodology for energy-efficient machine tools (ISO 14955-1:2017)*.
- [Jani25a] Janitza electronics GmbH. *20 channel branch circuit monitoring device with RCM*. 2025. URL: <https://www.janitza.com/products/umg-20cm.html> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Jani25b] Janitza electronics GmbH. *Power analyzer UMG 604-PRO*. 2025. URL: <https://www.janitza.com/us/umg-604-pro.html> (besucht am 9. Juni 2025).

- [Jörl19] K. Jörling und T. Sach. *Klimaschutz in Zahlen - Fakten, Trends und Impulse deutscher Klimapolitik, Ausgabe 2019*. Hrsg. von Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit. Frankfurt am Main, 2019. URL: https://www.staedteverband-sh.de/wp-content/uploads/klimaschutz_zahlen_2019_broschuere_BMU.pdf (besucht am 9. Juni 2025).
- [Kala22] O. Kalayci, I. Pehlivan und S. Coskun. „Improving the performance of industrial mixers that are used in agricultural technologies via chaotic systems and artificial intelligence techniques“. In: *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences* 30.6 (2022), S. 2418–2432. ISSN: 1300-0632. DOI: [10.55730/1300-0632.3947](https://doi.org/10.55730/1300-0632.3947).
- [Kara11] S. Kara, G. Bogdanski und W. Li. „Electricity Metering and Monitoring in Manufacturing Systems“. In: *Glocalized Solutions for Sustainability in Manufacturing: Proceedings of the 18th CIRP International Conference on Life Cycle Engineering, Technische Universität Braunschweig, Braunschweig, Germany, May 2nd - 4th, 2011*. Hrsg. von J. Hesselbach und C. Herrmann. Berlin: Springer, 2011, S. 1–10. ISBN: 978-3-642-19691-1. DOI: [10.1007/978-3-642-19692-8_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-19692-8_1).
- [Kevi87] L. Keviczky, C. Bányász, R. Haber und M. Hilger. „Cemexpert: An Expert System for the Cement Grinding Process“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 20.5 (1987), S. 157–162. ISSN: 14746670. DOI: [10.1016/S1474-6670\(17\)55433-6](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)55433-6).
- [Khay20] N. Khayum, A. Rout, B. B. V. L. Deepak, S. Anbarasu und S. Murugan. „Application of Fuzzy Regression Analysis in Predicting the Performance of the Anaerobic Reactor Co-digesting Spent Tea Waste with Cow Manure“. In: *Waste and Biomass Valorization* 11.11 (2020), S. 5665–5678. ISSN: 1877-2641. DOI: [10.1007/s12649-019-00874-9](https://doi.org/10.1007/s12649-019-00874-9).
- [Kian10] H. Kiank und W. Fruth. *Planungsleitfaden für Energieverteilungsanlagen: Konzeption, Umsetzung und Betrieb von Industrienetzen*. Erlangen: Publicis Publishing, 2010. ISBN: 978-3-89578-359-3.
- [Kim20] S. H. Kim und J. Nam. „Can Both the Economic Value and Energy Performance of Small- and Mid-Sized Buildings Be Satisfied? Development of a Design Expert System in the Context of Korea“. In: *Sustainability* 12.12 (2020), S. 4946. DOI: [10.3390/su12124946](https://doi.org/10.3390/su12124946).
- [Klei12] G.-M. Klein, T. Schrooten und T. Neuhaus. „Reduction of Energy Demand for Industrial Dedusting Plants“. In: *Chemie Ingenieur Technik* 84.7 (2012), S. 1121–1129. ISSN: 0009-286X. DOI: [10.1002/cite.201100251](https://doi.org/10.1002/cite.201100251).
- [Kluy16] T. Kluyver u. a. „Jupyter Notebooks – a publishing format for reproducible computational workflows“. In: *Positioning and Power in Academic Publishing: Players, Agents and Agendas*. IOS Press, 2016, S. 87–90. DOI: [10.3233/978-1-61499-649-1-87](https://doi.org/10.3233/978-1-61499-649-1-87).

- [Kont97] A. Kontopoulos, K. Krallis, E. Koukourakis, N. Denaxas, N. Kostis, A. Broussaud und O. Guyot. „A hybrid, knowledge-based system as a process control ‘tool’ for improved energy efficiency in alumina calcining furnaces“. In: *Applied Thermal Engineering* 17.8-10 (1997), S. 935–945. ISSN: 13594311. DOI: [10.1016/S1359-4311\(96\)00078-6](https://doi.org/10.1016/S1359-4311(96)00078-6).
- [Kost18] C. Kost, S. Shammugam, V. Jülch, H.-T. Nguyen und T. Schlegl. *Stromgestehungskosten Erneuerbare Energien: März 2018*. 2018. URL: https://www.ise.fraunhofer.de/content/dam/ise/de/documents/publications/studies/DE2018_ISE_Studie_Stromgestehungskosten_Erneuerbare_Energien.pdf (besucht am 5. Aug. 2025).
- [Krus11] R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn, C. Moewes, G. Ruß und M. Steinbrecher. „Fuzzy-Regelsysteme“. In: *Computational Intelligence*. Hrsg. von R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn, C. Moewes, G. Ruß und M. Steinbrecher. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, 2011, S. 315–333. ISBN: 978-3-8348-1275-9. DOI: [10.1007/978-3-8348-8299-8_19](https://doi.org/10.1007/978-3-8348-8299-8_19).
- [Kuhr11] B. Kuhrke. *Methode zur Energie- und Medienbedarfsbewertung spanender Werkzeugmaschinen: Zugl.: Darmstadt, Techn. Univ., Diss., 2011*. Schriftenreihe des PTW. Berlin: epubli GmbH, 2011. ISBN: 9783844214611.
- [Kuma19] L. S. P. Kumar. „Knowledge-based expert system in manufacturing planning: state-of-the-art review“. In: *International Journal of Production Research* 57.15-16 (2019), S. 4766–4790. ISSN: 0020-7543. DOI: [10.1080/00207543.2018.1424372](https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1424372).
- [Lau08] H. Lau, E. Cheng, C. Lee und G. Ho. „A fuzzy logic approach to forecast energy consumption change in a manufacturing system“. In: *Expert Systems with Applications* 34.3 (2008), S. 1813–1824. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2007.02.015](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.02.015).
- [Lerc16] R. Lerch. *Elektrische Messtechnik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016. ISBN: 978-3-662-46940-8. DOI: [10.1007/978-3-662-46941-5](https://doi.org/10.1007/978-3-662-46941-5).
- [Li22] P. Li, Y. Lu, Y. Qian, Y. Wang und W. Liang. „An explanatory parametric model to predict comprehensive post-commissioning building performances“. In: *Building and Environment* 213 (2022), S. 108897. ISSN: 03601323. DOI: [10.1016/j.buildenv.2022.108897](https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108897).
- [Liao05] S.-H. Liao. „Expert system methodologies and applications—a decade review from 1995 to 2004“. In: *Expert Systems with Applications* 28.1 (2005), S. 93–103. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2004.08.003](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.08.003).

- [Lin08] C.-H. Lin, C.-S. Chen, H.-J. Chuang, M.-Y. Huang und C.-W. Huang. „An Expert System for Three-Phase Balancing of Distribution Feeders“. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 23.3 (2008), S. 1488–1496. ISSN: 0885-8950. DOI: [10.1109/TPWRS.2008.926472](https://doi.org/10.1109/TPWRS.2008.926472).
- [Litt04] J. D. C. Little. „Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus“. In: *Management Science* 50.12_supplement (2004), S. 1841–1853. ISSN: 0025-1909. DOI: [10.1287/mnsc.1040.0267](https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0267).
- [Lour24] G. Lourenço, G. T. de Arruda, V. E. La Correia de Rosa, M. F. Castoldi, A. Goedtel und W. A. de Souza. „Three-Phase Induction Motor Electrical Parameter Estimation Using Artificial Neural Networks“. In: *2024 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*. IEEE, 2024, S. 883–888. ISBN: 979-8-3503-8759-9. DOI: [10.1109/SPEEDAM61530.2024.10609175](https://doi.org/10.1109/SPEEDAM61530.2024.10609175).
- [Lutz89] B. Lutz und M. Moldaschl. *Expertensysteme und industrielle Facharbeit: ein Gutachten über denkbare qualifikatorische Auswirkungen von Expertensystemen in der fertigenden Industrie; erstellt im Auftrag der Enquete-Kommission "Technikfolgenabschätzung und -bewertung" des Deutschen Bundestages*. Forschungsberichte aus dem Institut für Sozialwissenschaftliche Forschung e.V. Frankfurt am Main: Campus Verl., 1989. ISBN: 3-593-34204-9.
- [Mach23] K. Macharzina und J. Wolf. *Unternehmensführung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2023. ISBN: 978-3-658-41052-0. DOI: [10.1007/978-3-658-41053-7](https://doi.org/10.1007/978-3-658-41053-7).
- [Mamd75] E. H. Mamdani und S. Assilian. „An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller“. In: *International Journal of Man-Machine Studies* 7.1 (1975), S. 1–13. ISSN: 00207373. DOI: [10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2).
- [Mart88] A. Martin und R. K. Law. „Expert system for selecting expert system shells“. In: *Information and Software Technology* 30.10 (1988), S. 579–586. ISSN: 09505849. DOI: [10.1016/0950-5849\(88\)90114-0](https://doi.org/10.1016/0950-5849(88)90114-0).
- [Mend22] I. Mendia, S. Gil-Lopez, I. Grau und J. Del Ser. „A novel approach for the detection of anomalous energy consumption patterns in industrial cyber-physical systems“. In: *Expert Systems* 41.2 (2022). ISSN: 0266-4720. DOI: [10.1111/exsy.12959](https://doi.org/10.1111/exsy.12959).
- [Metr24] E. Metreau und Y. Kouame. *GDP ranking*. 2024. DOI: [10.57966/00f7-km24](https://doi.org/10.57966/00f7-km24). URL: https://datacatalog.worldbank.org/search/dataset/0038130/gdp_ranking (besucht am 9. Juni 2025).

- [Mett21] J. Metternich, L. Schebek, R. Anderl, P. Bausch, C. Czwick und C. Geyer. *Fit für die Zukunft: Ressourceneffizienz in Produktionsprozessen*. Hrsg. von Hessen Trade & Invest GmbH. Wiesbaden, 2021. URL: https://www.ptw.tu-darmstadt.de/forschung_ptw/veroeffentlichungen_ptw/leitfaeden/index.de.jsp (besucht am 9. Juni 2025).
- [Mitr14] S. Mitra, R. K. Singh und A. K. Mondal. „An Expert System Based Process Control System for Silicon Steel Mill Furnace of Rourkela Steel Plant“. In: *2014 Fourth International Conference of Emerging Applications of Information Technology*. IEEE, 2014, S. 29–33. ISBN: 978-1-4799-4272-5. DOI: [10.1109/EAIT.2014.17](https://doi.org/10.1109/EAIT.2014.17).
- [Miya91] T. Miyayama, S. Tanaka, T. Miyatake, T. Umeki, Y. Miyamoto, K. Nishino und E. Harada. „A combustion control support expert system for a coal-fired boiler“. In: *Proceedings IECON '91: 1991 International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation*. IEEE, 1991, S. 1513–1516. ISBN: 0-87942-688-8. DOI: [10.1109/IECON.1991.239112](https://doi.org/10.1109/IECON.1991.239112).
- [Mode00] Modelica Association. *Modelica Language Specification 3.5*. Hrsg. von Modelica Association. 2000. URL: <https://modelica.org/language/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Moha23] E. G. Mohamed, M. Ahmed und M. Redouane. „Smart Energy Consumption Control System While Respecting the Quality of the Injection Molded Product“. In: *2023 3rd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*. IEEE, 2023, S. 1–6. ISBN: 979-8-3503-9836-6. DOI: [10.1109/IRASET57153.2023.10152986](https://doi.org/10.1109/IRASET57153.2023.10152986).
- [Mone12] I. Monedero, F. Biscarri, C. León, J. I. Guerrero, R. González und L. Pérez-Lombard. „Decision system based on neural networks to optimize the energy efficiency of a petrochemical plant“. In: *Expert Systems with Applications* 39.10 (2012), S. 9860–9867. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2012.02.165](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.165).
- [Müll09] E. Müller, J. Engelmann, T. Löffler und J. Strauch. „Energetische Grundlagen“. In: *Energieeffiziente Fabriken planen und betreiben*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, S. 67–108. ISBN: 978-3-540-89644-9. DOI: [10.1007/978-3-540-89644-9_3](https://doi.org/10.1007/978-3-540-89644-9_3).
- [Müll22] T. M. Müller. „Algorithmisch gestützte Planung dezentraler Fluidsysteme“. Dissertation. Technische Universität Darmstadt, 2022. DOI: [10.26083/tuprints-00021608](https://doi.org/10.26083/tuprints-00021608).
- [Muna07] T. Munakata. *Fundamentals of the New Artificial Intelligence*. Texts in Computer Science. New York: Springer-Verlag London Limited, 2007. ISBN: 978-1-84628-838-8.

- [Nadi23] K. Nadim, M.-S. Ouali, H. Ghezzaz und A. Ragab. „Learn-to-supervise: Causal reinforcement learning for high-level control in industrial processes“. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 126 (2023), S. 106853. ISSN: 09521976. DOI: [10.1016/j.engappai.2023.106853](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106853).
- [Natt10] R. Nattermann und R. Anderl. „Approach for a Data-Management-System and a Proceeding-Model for the Development of Adaptronic Systems“. en. In: *Proceedings for the ASME International Mechanical Engineering Congress & Exposition*. International Mechanical Engineering Congress & Exposition (IMECE) 2010. Vancouver, British Columbia, Canada: American Society of Mechanical Engineers (ASME), Nov. 2010. URL: <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/2548/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Nona12] I. Nonaka und H. Takeuchi. *Die Organisation des Wissens: Wie japanische Unternehmen eine brachliegende Ressource nutzbar machen*. 2. Aufl. Frankfurt: Campus Verlag, 2012. ISBN: 978-3-593-39631-6.
- [Nona95] I. Nonaka und H. Takeuchi. *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. 1. Aufl. New York: Oxford University Press, 1995. ISBN: 0195092694.
- [Nort11] K. North. *Wissensorientierte Unternehmensführung: Wertschöpfung durch Wissen*. 5. Aufl. Wiesbaden: Gabler Verlag, 2011. ISBN: 978-3-8349-6427-4. DOI: [10.1007/978-3-8349-6427-4](https://doi.org/10.1007/978-3-8349-6427-4).
- [Ocho15] C. E. Ochoa und I. G. Capeluto. „Decision methodology for the development of an expert system applied in an adaptable energy retrofit façade system for residential buildings“. In: *Renewable Energy* 78 (2015), S. 498–508. ISSN: 09601481. DOI: [10.1016/j.renene.2015.01.036](https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.01.036).
- [OCLC25] OCLC. *WorldCat*. 2025. URL: <https://www.worldcat.org> (besucht am 9. Juni 2025).
- [ODri13] E. O’Driscoll und G. E. O’Donnell. „Industrial power and energy metering – a state-of-the-art review“. In: *Journal of Cleaner Production* 41 (2013), S. 53–64. ISSN: 09596526. DOI: [10.1016/j.jclepro.2012.09.046](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2012.09.046).
- [Ongs17] P. Ongsulee. „Artificial intelligence, machine learning and deep learning“. In: *2017 15th International Conference on ICT and Knowledge Engineering (ICT&KE)*. IEEE, 2017, S. 1–6. ISBN: 978-1-5386-2115-8. DOI: [10.1109/ICTKE.2017.8259629](https://doi.org/10.1109/ICTKE.2017.8259629).
- [Pant19] N. Panten. „Deep Reinforcement Learning zur Betriebsoptimierung hybrider industrieller Energienetze“. Dissertation. Düren: Technische Universität Darmstadt, 2019.

-
- [Paut89] G. Pautzke. *Die Evolution der organisatorischen Wissensbasis: Bausteine zu einer Theorie des organisatorischen Lernens*. München: Kirsch, 1989. ISBN: 3882320583.
- [Pawu24] D. Pawuś und S. Paszkiel. „Identification and Expert Approach to Controlling the Cement Grinding Process Using Artificial Neural Networks and Other Non-Linear Models“. In: *IEEE Access* 12 (2024), S. 26364–26383. DOI: [10.1109/ACCESS.2024.3366703](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3366703).
- [Pelz21] P. F. Pelz, P. Groche, M. E. Pfetsch und M. Schaeffner. *Mastering Uncertainty in Mechanical Engineering*. Cham: Springer International Publishing, 2021. ISBN: 978-3-030-78353-2. DOI: [10.1007/978-3-030-78354-9](https://doi.org/10.1007/978-3-030-78354-9).
- [Pere23] J. C. Perera, B. Gopalakrishnan, P. S. Bisht, S. Chaudhari und S. Sundaramoorthy. „A Sustainability-Based Expert System for Additive Manufacturing and CNC Machining“. In: *Sensors (Basel, Switzerland)* 23.18 (2023). DOI: [10.3390/s23187770](https://doi.org/10.3390/s23187770).
- [Petr21] L. Petruschke, G. Elserafi, B. Ioshchikhes und M. Weigold. „Machine learning based identification of energy efficiency measures for machine tools using load profiles and machine specific meta data“. In: *MM Science Journal* 2021.5 (2021), S. 5061–5068. ISSN: 18031269. DOI: [10.17973/MMSJ.2021_11_2021153](https://doi.org/10.17973/MMSJ.2021_11_2021153).
- [Poss16] G. Posselt. *Towards Energy Transparent Factories*. Cham: Springer International Publishing, 2016. ISBN: 978-3-319-20868-8. DOI: [10.1007/978-3-319-20869-5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-20869-5).
- [Prob10] G. Probst, S. Raub und K. Romhardt. *Wissen managen: Wie Unternehmen ihre wertvollste Ressource optimal nutzen*. 6. Aufl. Wiesbaden: Gabler GWV Fachverlage GmbH, 2010. ISBN: 978-3-8349-1903-8.
- [Pupp91] F. Puppe. *Einführung in Expertensysteme*. 2. Aufl. Studienreihe Informatik. Berlin: New York und Springer, 1991. ISBN: 978-3-540-19481-1.
- [Qu21] N. Qu und W. You. „Design and fault diagnosis of DCS sintering furnace’s temperature control system for edge computing“. In: *PloS one* 16.7 (2021), e0253246. DOI: [10.1371/journal.pone.0253246](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0253246).
- [Rahm22a] H. F. Rahman, R. K. Chakraborty, S. Elsayah und M. J. Ryan. „Energy-efficient project scheduling with supplier selection in manufacturing projects“. In: *Expert Systems with Applications* 193 (2022), S. 116446. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2021.116446](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116446).
- [Rahm22b] A. H. Rahmati und A. M. Nikbakht. „Fuzzy-based modeling of thermohydraulic aspect of solar air heater roughened with inclined broken roughness“. In: *Neural Computing and Applications* 34.3 (2022), S. 2393–2412. ISSN: 0941-0643. DOI: [10.1007/s00521-021-06547-w](https://doi.org/10.1007/s00521-021-06547-w).

- [Redd23] J. Reddy, Jagadish, B. Das und S. Debnath. „Experimental investigation and optimization of sand-coated solar air collector parameters by fuzzy-MCDM integrated decision approach“. In: *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry* 148.12 (2023), S. 5543–5556. ISSN: 1388-6150. DOI: [10.1007/s10973-023-12114-3](https://doi.org/10.1007/s10973-023-12114-3).
- [Rehä96] J. Rehäuser und H. Krcmar. „Wissensmanagement im Unternehmen“. In: *Wissensmanagement*. Hrsg. von Georg Schreyögg und Peter Conrad. Berlin, Boston: De Gruyter, 1996, S. 1–40. ISBN: 9783112421840. DOI: [10.1515/9783112421840-003](https://doi.org/10.1515/9783112421840-003).
- [Reyn03] N. Reynolds, A. Simintiras und E. Vlachou. „International business negotiations“. In: *International Marketing Review* 20.3 (2003), S. 236–261. ISSN: 0265-1335. DOI: [10.1108/02651330310477585](https://doi.org/10.1108/02651330310477585).
- [Rögn21] F.-H. Rögner und M. Pfeilschifter. *Market and Trend Analysis in Industrial Parts Cleaning*. Hrsg. von F.-H. Rögner. Dresden, 2021.
- [Röse21] A. M. Röser. *Charakterisierung von schwacher und starker Künstlicher Intelligenz*. Bd. Nr. 79. Arbeitspapiere der FOM. Essen: MA Akademie Verlags- und Druckgesellschaft mbH, 2021. ISBN: 978-3-89275-188-5.
- [Roth16] A. Roth, Hrsg. *Einführung und Umsetzung von Industrie 4.0: Grundlagen, Vorgehensmodell und Use Cases aus der Praxis*. Berlin und Heidelberg: Springer Gabler, 2016. ISBN: 978-3-662-48505-7.
- [Roth87] J. Rothenberg, J. Paul, I. Kameny, J. R. Kipps und M. Swenson. *Evaluating Expert System Tools: A Framework and Methodology*. Santa Monica, CA: RAND Corporation, 1987.
- [Roy12] S. S. Roy und D. K. Pratihar. „Soft computing-based approaches to predict energy consumption and stability margin of six-legged robots moving on gradient terrains“. In: *Applied Intelligence* 37.1 (2012), S. 31–46. ISSN: 0924-669X. DOI: [10.1007/s10489-011-0311-2](https://doi.org/10.1007/s10489-011-0311-2).
- [Runk20] T. A. Runkler. *Data Analytics*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020. ISBN: 978-3-658-29778-7. DOI: [10.1007/978-3-658-29779-4](https://doi.org/10.1007/978-3-658-29779-4).
- [Saue20] A. Sauer, Hrsg. *Die Gleichstromfabrik: Energieeffizient. Robust. Zukunftsweisend*. München: Hanser, 2020. ISBN: 978-3-446-46612-8.
- [Schu14] G. Schuh und C. Schmidt. „Grundlagen des Produktionsmanagements“. In: *Produktionsmanagement*. Hrsg. von G. Schuh und C. Schmidt. VDI-Buch. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014, S. 1–62. ISBN: 978-3-642-54287-9. DOI: [10.1007/978-3-642-54288-6_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-54288-6_1).
- [Schw22] A. J. Schwab. *Elektroenergiesysteme*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2022. ISBN: 978-3-662-64773-8. DOI: [10.1007/978-3-662-64774-5](https://doi.org/10.1007/978-3-662-64774-5).

- [Secr25] Secret Society Software, LLC., Hrsg. *CLIPS: A Tool for Building Expert Systems*. 2025. URL: <https://www.clipsrules.net> (besucht am 13. Feb. 2025).
- [Seev20] J.-P. Seevers, K. Jurczyk, H. Meschede, J. Hesselbach und J. W. Sutherland. „Automatic Detection of Manufacturing Equipment Cycles Using Time Series“. In: *Journal of Computing and Information Science in Engineering* 20.3 (2020). ISSN: 1530-9827. DOI: [10.1115/1.4046208](https://doi.org/10.1115/1.4046208).
- [Seyf24] S. Seyfried u. a. „12 Energieeinsatz im Kontext einer klimaneutralen Produktion“. In: *Handbuch Nachhaltige Produktion*. Hrsg. von M. F. Zäh. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 2024, S. 307–344. ISBN: 978-3-446-47700-1. DOI: [10.3139/9783446481794.012](https://doi.org/10.3139/9783446481794.012).
- [Shar24] M. Sharma, S. Pareek und K. Singh. „An efficient power extraction using artificial intelligence based machine learning model for SPV array reconfiguration in solar industries“. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 129 (2024), S. 107516. ISSN: 09521976. DOI: [10.1016/j.engappai.2023.107516](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107516).
- [Simm19] A. Simmons, G. Sarao und D. Campaign. „A Cement Mill Upgrade Story Reboot“. In: *2019 IEEE-IAS/PCA Cement Industry Conference (IAS/PCA)*. 2019, S. 1–8. DOI: [10.1109/CITCON.2019.8729112](https://doi.org/10.1109/CITCON.2019.8729112).
- [Sing16a] P. P. Singh und J. Madan. „A computer-aided system for sustainability assessment for the die-casting process planning“. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 87.5-8 (2016), S. 1283–1298. ISSN: 0268-3768. DOI: [10.1007/s00170-013-5232-2](https://doi.org/10.1007/s00170-013-5232-2).
- [Sing16b] S. Singh, E. U. Olugu und S. N. Musa. „Development of Sustainable Manufacturing Performance Evaluation Expert System for Small and Medium Enterprises“. In: *Procedia CIRP* 40 (2016), S. 608–613. ISSN: 22128271. DOI: [10.1016/j.procir.2016.01.142](https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.01.142).
- [Smit05] M. L. Smith, J. Erwin und S. Diaferio. „Role & responsibility charting (RACI)“. In: *Project Management Forum (PMForum)*. Bd. 5. 2005, S. 12.
- [Soln18] M. Solnørdal und L. Foss. „Closing the Energy Efficiency Gap—A Systematic Review of Empirical Articles on Drivers to Energy Efficiency in Manufacturing Firms“. In: *Energies* 11.3 (2018), S. 518. DOI: [10.3390/en11030518](https://doi.org/10.3390/en11030518).
- [Soss23] J. Sossenheimer. „Hybrides Energiemessstellenkonzept zum ganzheitlichen Energiemonitoring von Fertigungsmaschinen und Komponenten“. Dissertation. Technische Universität Darmstadt, 2023.
- [Soyg09] S. Soyguder und H. Alli. „Predicting of fan speed for energy saving in HVAC system based on adaptive network based fuzzy inference system“. In: *Expert Systems with Applications* 36.4 (2009), S. 8631–8638. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2008.10.033](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.033).

- [Spri25] Springer Nature. *SpringerLink*. 2025. URL: <https://link.springer.com> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Stat08] Statistisches Bundesamt. *Klassifikation der Wirtschaftszweige: Mit Erläuterungen*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. Wiesbaden, 2008. URL: <https://www.destatis.de/DE/Methoden/Klassifikationen/Gueter-Wirtschaftsklassifikationen/klassifikation-wz-2008.html> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Stat23] Statistisches Bundesamt (Destatis). *Preise: Daten zur Energiepreisentwicklung. Lange Reihen von Januar 2005 bis Januar 2023*. 2023. URL: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Wirtschaft/Preise/Publicationen/Energiepreise/energiepreisentwicklung-pdf-5619001.pdf> (besucht am 5. Aug. 2025).
- [Stat24] Statista. *Preis für Fernwärme nach Anschlusswert in Deutschland in den Jahren 1991 bis 2023*. 2024. URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/250114/umfrage/preis-fuer-fernwaerme-nach-anchlusswert-in-deutschland/> (besucht am 5. Aug. 2025).
- [Stat25] Statistisches Bundesamt (Destatis). *Energieverbrauch der Betriebe im Verarbeitenden Gewerbe: Deutschland, Jahre, Nutzung des Energieverbrauchs, Wirtschaftszweige, Energieträger*. 2025. URL: <https://www-genesis.destatis.de/datenbank/online/url/2aa1704d> (besucht am 5. Aug. 2025).
- [Stob23] A. Stobert, B. Ioshchikhes und M. Weigold. „Machine Learning Based Identification and Prioritization of Electrical Consumers for Energy Monitoring“. In: *MM Science Journal*. Special Issue | HSM 2023 2023.4 (2023), S. 7006–7013. ISSN: 1803-1269. DOI: [10.17973/MMSJ.2023_11_2023123](https://doi.org/10.17973/MMSJ.2023_11_2023123).
- [Stud21] S. Studer, T. B. Bui, C. Drescher, A. Hanuschkin, L. Winkler, S. Peters und K.-R. Müller. „Towards CRISP-ML(Q): A Machine Learning Process Model with Quality Assurance Methodology“. In: *Machine Learning and Knowledge Extraction* 3.2 (2021), S. 392–413. DOI: [10.3390/make3020020](https://doi.org/10.3390/make3020020).
- [Styc17] Z. A. Styczynski, K. Rudion und A. Naumann. *Einführung in Expertensysteme*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2017. ISBN: 978-3-662-53171-6. DOI: [10.1007/978-3-662-53172-3](https://doi.org/10.1007/978-3-662-53172-3).
- [Styl92] A. C. Stylianou, G. R. Madey und R. D. Smith. „Selection criteria for expert system shells“. In: *Communications of the ACM* 35.10 (1992), S. 30–48. ISSN: 0001-0782. DOI: [10.1145/135239.135240](https://doi.org/10.1145/135239.135240).
- [Tale22] H. Taleb, A. Nasser, G. Andrieux, N. Charara und E. M. Cruz. „Energy Consumption Improvement of a Healthcare Monitoring System: Application to LoRaWAN“. In: *IEEE Sensors Journal* 22.7 (2022), S. 7288–7299. ISSN: 1530-437X. DOI: [10.1109/JSEN.2022.3150716](https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3150716).

- [Tech25] Technische Universität Darmstadt, Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen. *PTW TU Darmstadt | 360°-Rundgang*. 2025. URL: http://www.360grad.ptw.tu-darmstadt.de/?startscene=scene_s0023&athx=350.04&atvx=26.21&fovx=126.76 (besucht am 9. Juni 2025).
- [Teja16] R. Teja, P. Sridhar und M. Guruprasath. „Control and Optimization of a Triple String Rotary Cement Kiln using Model Predictive Control“. In: *IFAC-PapersOnLine* 49.1 (2016), S. 748–753. ISSN: 24058963. DOI: [10.1016/j.ifacol.2016.03.146](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.03.146).
- [Thie11] S. Thiede. *Energy efficiency in manufacturing systems: Zugl.: Braunschweig, Techn. Univ., Diss., 2011. Sustainable production, life cycle engineering and management*. Berlin: Springer, 2011. ISBN: 978-3-642-25913-5.
- [Tran03] D. Tranfield, D. Denyer und P. Smart. „Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review“. In: *British Journal of Management* 14.3 (2003), S. 207–222. ISSN: 1045-3172. DOI: [10.1111/1467-8551.00375](https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375).
- [Tuma96] A. Tuma, H.-D. Haasis und O. Rentz. „Development of emission orientated production control strategies using Fuzzy Expert Systems, Neural Networks and Neuro-Fuzzy approaches“. In: *Fuzzy Sets and Systems* 77.3 (1996), S. 255–264. ISSN: 01650114. DOI: [10.1016/0165-0114\(95\)00068-2](https://doi.org/10.1016/0165-0114(95)00068-2).
- [Umwe24] Umweltbundesamt. *Endenergieverbrauch nach Energieträgern und Sektoren*. Hrsg. von Umweltbundesamt. 2024. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/energie/energieverbrauch-nach-energetraegern-sektoren#allgemeine-entwicklung-und-einflussfaktoren> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Vail24] L. S. Vailshery. *Most widely utilized programming languages among developers worldwide 2024*. 2024. URL: <https://www.statista.com/statistics/793628/worldwide-developer-survey-most-used-languages/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [van 10] N. J. van Eck und L. Waltman. „Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping“. In: *Scientometrics* 84.2 (2010), S. 523–538. ISSN: 0138-9130. DOI: [10.1007/s11192-009-0146-3](https://doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3).
- [VDI4602-1] VDI 4602 Blatt 1:2018-04. *Energiemanagement - Grundlagen*.
- [VDI4661] VDI 4661:2014-08. *Energiekenngrößen - Grundlagen - Methodik*.
- [VDI4700-1] VDI 4700 Blatt 1:2015-10. *Begriffe der Bau- und Gebäudetechnik*.
- [VDI5207-1] VDI 5207 Blatt 1:2020-07. *Energieflexible Fabrik - Grundlagen*.
- [VDMA34179] VDMA 34179:2019-04. *Messvorschrift zur Bestimmung des Energie- und Medienbedarfs von Werkzeugmaschinen in der Serienfertigung*.

- [vom 09] J. vom Brocke, A. Simons, B. Niehaves, B. Niehaves, K. Riemer, R. Plattfaut und A. Cleven. „Reconstructing the Giant: On the Importance of Rigour in Documenting the Literature Search Process“. In: *ECIS 2009 Proceedings*. Bd. 161. 2009. URL: <https://aisel.aisnet.org/ecis2009/161> (besucht am 9. Juni 2025).
- [vom 20] J. vom Brocke, A. Hevner und A. Maedche. „Introduction to Design Science Research“. In: *Design Science Research. Cases*. Hrsg. von J. vom Brocke, A. Hevner und A. Maedche. Progress in IS. Cham: Springer International Publishing, 2020, S. 1–13. ISBN: 978-3-030-46780-7. DOI: [10.1007/978-3-030-46781-4_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-46781-4_1).
- [Wagn17] W. P. Wagner. „Trends in expert system development: A longitudinal content analysis of over thirty years of expert system case studies“. In: *Expert Systems with Applications* 76 (2017), S. 85–96. ISSN: 09574174. DOI: [10.1016/j.eswa.2017.01.028](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.028).
- [Walt21a] L. Waltersmann u. a. *VDI ZRE Studie: Potenziale der schwachen künstlichen Intelligenz für die betriebliche Ressourceneffizienz*. Hrsg. von VDI Zentrum Ressourceneffizienz GmbH (VDI ZRE). Berlin, 2021. URL: <https://www.ressource-deutschland.de/service/publikationen/detailseite/studie-kuenstliche-intelligenz/> (besucht am 9. Juni 2025).
- [Walt21b] J. Walther und M. Weigold. „A Systematic Review on Predicting and Forecasting the Electrical Energy Consumption in the Manufacturing Industry“. In: *Energies* 14.4 (2021), S. 968. DOI: [10.3390/en14040968](https://doi.org/10.3390/en14040968).
- [Walt22] J. Walther. „Hierarchical Electrical Load Forecasting of Industrial Production Systems in the Manufacturing Industry based on Deep Learning“. Dissertation. Darmstadt: Technische Universität Darmstadt, 2022. DOI: [10.26083/tuprints-00021767](https://doi.org/10.26083/tuprints-00021767).
- [Wang19] J. Wang, Z. Fei, Q. Chang, S. Li und Y. Fu. „Multi-state decision of unreliable machines for energy-efficient production considering work-in-process inventory“. In: *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 102.1-4 (2019), S. 1009–1021. ISSN: 0268-3768. DOI: [10.1007/s00170-018-03213-9](https://doi.org/10.1007/s00170-018-03213-9).
- [Wang22] X.-l. Wang, M.-y. Lu, S.-m. Wei und Y.-f. Xie. „Multi-objective optimization based optimal setting control for industrial double-stream alumina digestion process“. In: *Journal of Central South University* 29.1 (2022), S. 173–185. ISSN: 2095-2899. DOI: [10.1007/s11771-022-4899-7](https://doi.org/10.1007/s11771-022-4899-7).

-
- [Wang23] J. Wang, Y. Tian, X. Hu, Z. Fan, J. Han und Y. Liu. „Development of grinding intelligent monitoring and big data-driven decision making expert system towards high efficiency and low energy consumption: experimental approach“. In: *Journal of Intelligent Manufacturing* (2023). ISSN: 0956-5515. DOI: [10.1007/s10845-023-02089-1](https://doi.org/10.1007/s10845-023-02089-1).
- [Wehk20] K.-H. Wehking. *Technisches Handbuch Logistik 2*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2020. ISBN: 978-3-662-60868-5. DOI: [10.1007/978-3-662-60869-2](https://doi.org/10.1007/978-3-662-60869-2).
- [West06] E. Westkämper. *Einführung in die Organisation der Produktion*. Springer-Lehrbuch. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006. ISBN: 9783540307648. DOI: [10.1007/3-540-30764-8](https://doi.org/10.1007/3-540-30764-8).
- [Weya22] A. Weyand, S. Lehnert, V. Alisch und M. Weigold. „Systematic Comparison of Analysis Methods to Identify Resource Efficiency Hotspots in Production Sites“. In: *SSRN Electronic Journal* (2022). DOI: [10.2139/ssrn.4079206](https://doi.org/10.2139/ssrn.4079206).
- [Wilk16] M. D. Wilkinson u. a. „The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship“. In: *Scientific data* 3 (2016), S. 160018. DOI: [10.1038/sdata.2016.18](https://doi.org/10.1038/sdata.2016.18).
- [Wirt00] R. Wirth und J. Hipp. „CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining“. In: *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining* (Jan. 2000), S. 29–40.
- [Wu01] M.-W. Wu und Y.-D. Lin. „Open source software development: an overview“. In: *Computer* 34.6 (2001), S. 33–38. DOI: [10.1109/2.928619](https://doi.org/10.1109/2.928619).
- [Wulf25] P. Wulff, M. Kubsch und C. Krist, Hrsg. *Applying Machine Learning in Science Education Research: When, How, and Why?* 1st ed. 2025. Springer Texts in Education. Cham: Springer Nature Switzerland und Imprint Springer, 2025. ISBN: 9783031742279. DOI: [10.1007/978-3-031-74227-9](https://doi.org/10.1007/978-3-031-74227-9).
- [Yeo00] I.-K. Yeo. „A new family of power transformations to improve normality or symmetry“. In: *Biometrika* 87.4 (2000), S. 954–959. ISSN: 0006-3444. DOI: [10.1093/biomet/87.4.954](https://doi.org/10.1093/biomet/87.4.954).
- [Zade65] L. A. Zadeh. „Fuzzy sets“. In: *Information and Control* 8.3 (1965), S. 338–353. ISSN: 00199958. DOI: [10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
- [Zaun05] H. Zaunmüller. *Anreizsysteme für das Wissensmanagement in KMU: Gestaltung von Anreizsystemen für die Wissensbereitstellung der Mitarbeiter*. 1. Aufl. Wiesbaden: Deutscher Universitätsverlag, 2005. ISBN: 978-3-663-09272-8. DOI: [10.1007/978-3-663-09272-8](https://doi.org/10.1007/978-3-663-09272-8).

- [Zein11] A. Zein, W. Li, C. Herrmann und S. Kara. „Energy Efficiency Measures for the Design and Operation of Machine Tools: An Axiomatic Approach“. In: *Glocalized Solutions for Sustainability in Manufacturing: Proceedings of the 18th CIRP International Conference on Life Cycle Engineering, Technische Universität Braunschweig, Braunschweig, Germany, May 2nd - 4th, 2011*. Hrsg. von J. Hesselbach und C. Herrmann. Berlin: Springer, 2011, S. 274–279. ISBN: 978-3-642-19691-1. DOI: [10.1007/978-3-642-19692-8_48](https://doi.org/10.1007/978-3-642-19692-8_48).
- [Zhao19] J. Zhao, S. Peng, T. Li, S. Lv, M. Li und H. Zhang. „Energy-aware fuzzy job-shop scheduling for engine remanufacturing at the multi-machine level“. In: *Frontiers of Mechanical Engineering* 14.4 (2019), S. 474–488. ISSN: 2095-0233. DOI: [10.1007/s11465-019-0560-z](https://doi.org/10.1007/s11465-019-0560-z).
- [Zhu92] M.-S. Zhu, B.-X. Wang und Y.-H. Xiao. „A multi-criteria decision making procedure for the analysis of an energy system“. In: *Journal of Thermal Science* 1.4 (1992), S. 221–225. ISSN: 1003-2169. DOI: [10.1007/BF02653200](https://doi.org/10.1007/BF02653200).
- [Zink24] R. Zink, B. Ioshchikhes und M. Weigold. „Concept drift monitoring for industrial load forecasting with artificial neural networks“. In: *Procedia CIRP* 130 (2024), S. 120–125. ISSN: 22128271. DOI: [10.1016/j.procir.2024.10.065](https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.065).

A Anhang

Der Anhang enthält in [Abschnitt A.1](#) eine Beschreibung des veröffentlichten ergänzenden Materials zu dieser Arbeit und in [Abschnitt A.2](#) eine Übersicht der wissenschaftlichen Veröffentlichungen des Autors.

A.1 Ergänzendes Material

Für die vorliegende Arbeit ist ergänzendes Material verfügbar, das gemäß den FAIR-Prinzipien des Forschungsdatenmanagements nach [Wilk16](#) [S. 4] und in Anlehnung an [Müll22](#) [S. 147–148] veröffentlicht wurde. Demnach müssen Forschungsmaterialien auffindbar (engl. Findable), zugänglich (engl. Accessible), interoperabel (engl. Interoperable) und wiederverwendbar (engl. Reusable) sein.

Zur Gewährleistung der Auffindbarkeit ist das gesamte ergänzende Material zu dieser Arbeit strukturiert in einem öffentlichen, institutionellen Repositorium der Technischen Universität Darmstadt hinterlegt [[Iosh25a](#)]. Zusätzlich wird das Material durch Metadaten beschrieben, das Repositorium mit einem eindeutigen und dauerhaften Identifikator (DOI) versehen und über seine Metadaten in Datensuchmaschinen indexiert. Damit das Repositorium zugänglich ist, ist es über das standardisierte HTTPS-Protokoll abrufbar und frei einsehbar. Die Interoperabilität wird durch die Nutzung verbreiteter und offener Datenformate sichergestellt. Durch die Rückverweisung des Repositoriums auf diese Arbeit ist eine nachvollziehbare Provenienz gewährleistet, d.h. dass Angaben zur Herkunft des Datenmaterials sowie zu seiner Generierung gegeben sind. Zudem sind die Daten für eine Wieder- und Weiterverwendung mit der Lizenz *Creative Commons Attribution 4.0* zur freien Weitergabe und Anpassung versehen [[Crea25](#)].

[Abbildung A.1](#) zeigt die Struktur des ergänzenden Materials zu dieser Arbeit. Im linken Strang sind die Softwareprojekte gelistet. Die Implementierung der in [Abschnitt 6.2](#) beschriebenen Expertensystem-Shell zur Energieeffizienzsteigerung (ESS4EE) ist sowohl im Repositorium dieser Arbeit als auch über GitHub öffentlich zugänglich. Darüber hinaus sind sämtliche Softwareprojekte zu den in [Abschnitt 7.1](#) beschriebenen Anwendungsfällen vollständig im Repositorium archiviert. Im rechten Strang sind die Rohdaten zu den Abbildungen dieser Arbeit dargestellt, die über das Repositorium sowie ein Abbildungsplotter in Form eines ausführbaren Jupyter Notebooks zur Verfügung stehen. Dadurch wird eine aufwandsarme und nachvollziehbare Reproduktion der datenbasierten Visualisierungen ermöglicht.

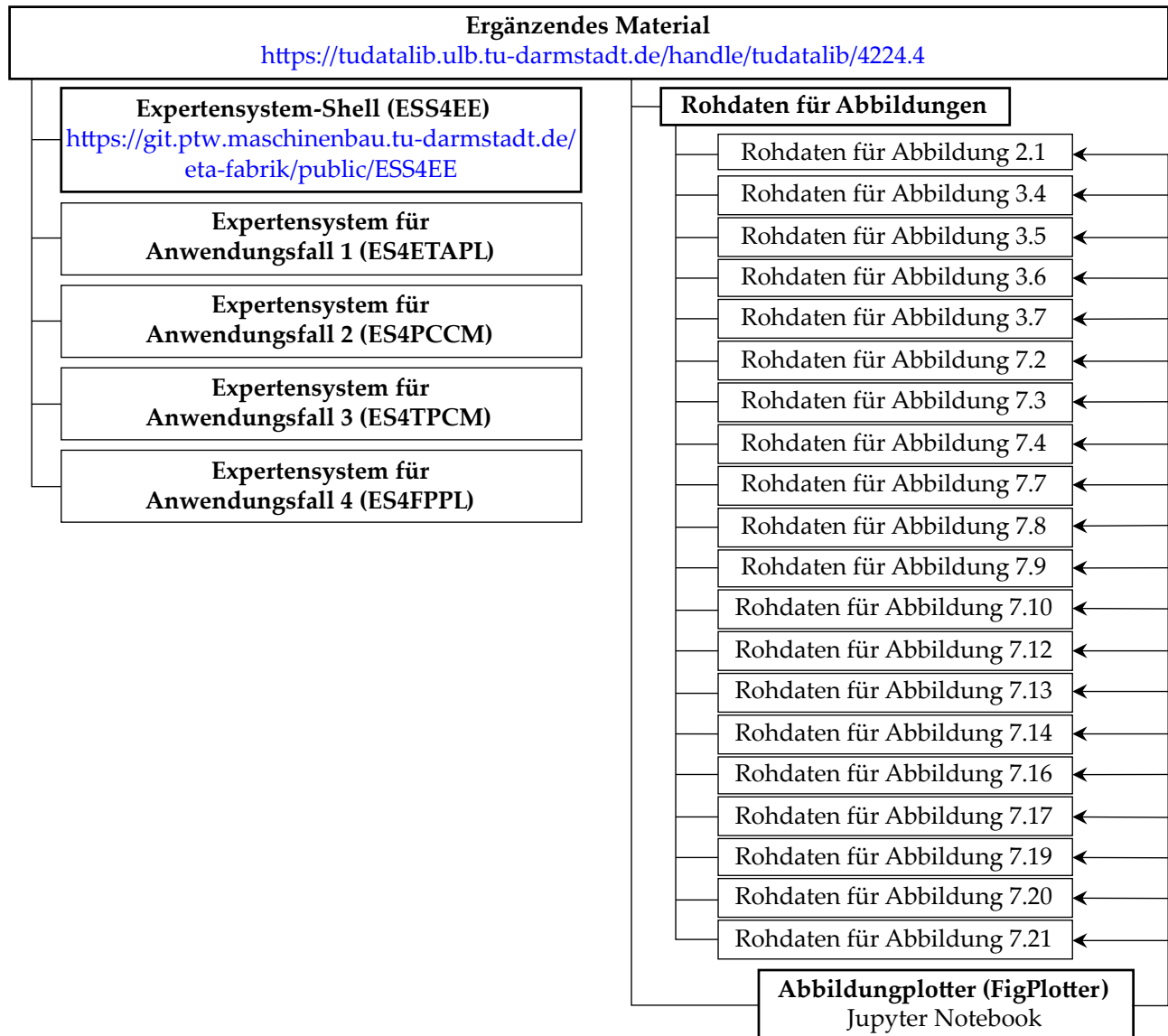


Abbildung A.1: Struktur des ergänzenden Materials (Daten und Softwareprojekte) zu dieser Arbeit.

A.2 Veröffentlichungen des Autors

- 2025 **B. Ioshchikhes**, M. Frank, T. M., Joseph und M. Weigold. „Improving Energy Efficiency in Manufacturing: A Novel Expert System Shell“. In: *Procedia CIRP* 134 (2025), S. 615-620. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2025.02.218](https://doi.org/10.1016/j.procir.2025.02.218).
- M. Frank, **B. Ioshchikhes**, O. Ozen und M. Weigold. „Algorithmic Maximization of Energy Productivity to Increase Energy Savings in Production Processes“. In: *Procedia CIRP* 134 (2025), S. 103–108. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2025.03.009](https://doi.org/10.1016/j.procir.2025.03.009).
- B. Ioshchikhes**, B. Grosch, H. Ranzau, D. Fuhrländer-Völker, J. Jürgensen, J. Sossenheimer, M. von Elling, A. Clement, T. Lademann, J. Zangenberg, R. Zink, M. Weigold, T. Franzelin, S. Schwarz, L. Kunz, P. Richard, A. Farhad, S. Walunj, A. Nazeri, S. Dudhagara, R. Maier, A. Krüger, M. Walther, D. Kecec, N. Roloff, N. Panten, T. Dorau, C. Wincierz, A. Ciroth, J. Hoffmann, A. Grein, G. Ristow, L. Komrowski, M. Wissbach, A. Ekhardt und M. Griesinger. „Künstliche Intelligenz für Energietechnologien und Anwendungen in der Produktion (KI4ETA): Schlussbericht“. In: *Hannover: Technische Informationsbibliothek*, 2025. DOI: [10.34657/20466](https://doi.org/10.34657/20466).
- B. Ioshchikhes**, P. Heller und M. Weigold. „Machining Cycle Detection Based Expert System for Improving Energy Efficiency in Manufacturing“. In: *Sustainable Manufacturing as a Driver for Growth*. Hrsg. von H. Kohl, G. Seliger, F. Dietrich und S. Mur. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Cham: Springer Nature Switzerland, 2025, S. 659–667. ISBN: 978-3-031-77428-7. DOI: [10.1007/978-3-031-77429-4_73](https://doi.org/10.1007/978-3-031-77429-4_73).
- B. Ioshchikhes**, R. Zink, O. Ozen und M. Weigold. „A holistic framework for developing expert systems to improve energy efficiency in manufacturing“ In: *Energies* 18.6 (2025), 1406. DOI: [10.3390/en18061406](https://doi.org/10.3390/en18061406).
- 2024 **B. Ioshchikhes**, M. Frank, G. Elserafi, J. Magin und M. Weigold. „Developing Expert Systems for Improving Energy Efficiency in Manufacturing: A Case Study on Parts Cleaning“. In: *Energies* 17.14 (2024), 3417. DOI: [10.3390/en17143417](https://doi.org/10.3390/en17143417).
- B. Ioshchikhes**, M. Frank und M. Weigold. „A Systematic Review of Expert Systems for Improving Energy Efficiency in the Manufacturing Industry“ In: *Energies* 17.19 (2024), 4780. DOI: [10.3390/en17194780](https://doi.org/10.3390/en17194780).
- B. Ioshchikhes** und M. Weigold. „Development of stationary expert systems for improving energy efficiency in manufacturing“. In: *Procedia CIRP* 126 (2024), S. 921–926. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2024.08.351](https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.08.351).

M. Klostermeier, L. Kunz, W. Motsch, **B. Ioshchikhes**, C. Plociennik und M. Ruskowski. „Energy Load Profile Analysis and Application for Production Simulation and Scheduling using Energy Load Disaggregation“. In: *INFORMATIK 2024*. Hrsg. von Gesellschaft für Informatik e.V. Bonn, 2024, S. 1079–1097. ISBN: 978-3-88579-746-3. DOI: [10.18420/inf2024_97](https://doi.org/10.18420/inf2024_97).

S. Seyfried, T. Kohne, A. Weyand, O. Ozen, J. Sossenheimer, R. Zink, L. Nagel, **B. Ioshchikhes**, H. Ranzau, G. Elserafi und M. Weigold. „Energieeinsatz im Kontext einer klimaneutralen Produktion“. In: *Handbuch nachhaltige Produktion: Rahmenbedingungen, Werkzeuge, Anwendungsfelder*. Hrsg. von M. F. Zäh. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 2024, S. 307–344. ISBN: 978-3-446-48179-4. DOI: [10.3139/9783446481794.012](https://doi.org/10.3139/9783446481794.012).

J. Sossenheimer, A. Wächter, G. Elserafi, M. G. Frank, T. Kohne, A. Stobert, L. Theisinger, J. Wendt, **B. Ioshchikhes**, T. Koch, J. Zangenberg, A. von Hayn, S. Seyfried, H. Ranzau und M. Weigold. „Energieeffizienz und Energieflexibilität in der Fertigung“. In: *Handbuch nachhaltige Produktion: Rahmenbedingungen, Werkzeuge, Anwendungsfelder*. Hrsg. von M. F. Zäh. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 2024, S. 369–396. ISBN: 978-3-446-48179-4. DOI: [10.3139/9783446481794.014](https://doi.org/10.3139/9783446481794.014).

R. Zink, **B. Ioshchikhes** und M. Weigold. „Concept drift monitoring for industrial load forecasting with artificial neural networks“. In: *Procedia CIRP* 130 (2024), S. 120–125. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2024.10.065](https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.065).

2023

A. Stobert, **B. Ioshchikhes** und M. Weigold. „Machine Learning Based Identification and Prioritization of Electrical Consumers for Energy Monitoring“. In: *MM Science Journal*. Special Issue | HSM 2023 2023.4 (2023), S. 7006–7013. ISSN: 1803-1269. DOI: [10.17973/MMSJ.2023_11_2023123](https://doi.org/10.17973/MMSJ.2023_11_2023123).

G. Elserafi, **B. Ioshchikhes**, J. Magin und M. Weigold. „Process monitoring for energy assessment of parts drying processes“. In: *Procedia CIRP* 120 (2023), S. 392–397. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2023.09.008](https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.008).

B. Ioshchikhes, G. Elserafi und M. Weigold. „An Expert System-Based Approach For Improving Energy Efficiency Of Chamber Cleaning Machines“. In: *Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics: CPSL 2023*. Hrsg. von D. Herberger, M. Hübner und V. Stich. Hannover: publish-Ing., 2023, S. 1–11. DOI: [10.15488/13419](https://doi.org/10.15488/13419).

B. Ioshchikhes, D. Piendl, H. Schmitz, J. Heiland und M. Weigold. „Development of a Holistic Framework for Identifying Energy Efficiency Potentials of Production Machines“. In: *Manufacturing Driving Circular Economy: Proceedings of the 18th Global Conference on Sustainable Manufacturing, October 5-7 2022, Berlin*. Hrsg. von H. Kohl, G. Seliger und F. Dietrich. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Cham: Springer International Publishing, 2023, S. 431–439. ISBN: 978-3-031-28839-5. DOI: [10.1007/978-3-031-28839-5_48](https://doi.org/10.1007/978-3-031-28839-5_48).

B. Ioshchikhes, S. Seyfried und M. Weigold. „Teaching measurement techniques for energy efficiency in learning factories“. In: *13th Conference on Learning Factories (CLF 2023)*. Reutlingen: Elsevier B.V., 2023. DOI: [10.2139/ssrn.4458204](https://doi.org/10.2139/ssrn.4458204).

A. Wächter, **B. Ioshchikhes**, N. Kolb und M. Weigold. „Data mining approach for production order identification in load profiles of machine tools: a change-point and clustering based analysis“. In: *Procedia CIRP* 120 (2023), S. 940–945. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2023.09.104](https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.104).

2022 **B. Ioshchikhes**, F. Borst und M. Weigold. „Assessing Energy Efficiency Measures for Hydraulic Systems using a Digital Twin“. In: *Procedia CIRP* 107 (2022), S. 1232–1237. ISSN: 2212-8271. DOI: [10.1016/j.procir.2022.05.137](https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.137).

I. Mehmed, C. Wincierz, **B. Ioshchikhes** und M. Weigold. „Entwicklung eines Vorschlagswesens für die Auswahl energieeffizienzsteigernder Betriebsstoffe“. In: *63. Tribologie-Fachtagung*. Hrsg. von Gesellschaft für Tribologie e.V. 2022, S. 89–103. ISBN: 978-3-9817451-7-7.

2021 L. Petruschke, G. Elserafi, **B. Ioshchikhes** und M. Weigold. „Machine learning based identification of energy efficiency measures for machine tools using load profiles and machine specific meta data“. In: *MM Science Journal* 2021.5 (2021), S. 5061–5068. ISSN: 18031269. DOI: [10.17973/MMSJ.2021_11_2021153](https://doi.org/10.17973/MMSJ.2021_11_2021153).