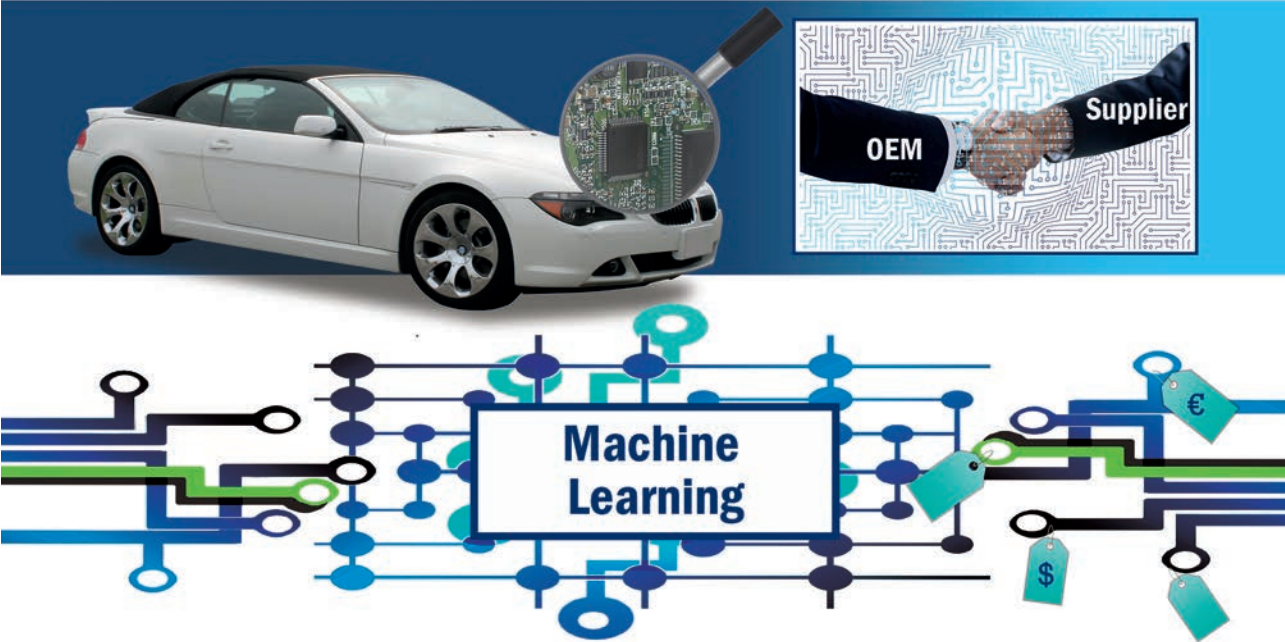




FAU Studien aus dem Maschinenbau 413

Frank Bodendorf

Machine Learning im Cost Engineering des Supply Managements

Frank Bodendorf

Machine Learning im Cost Engineering des Supply Managements

FAU Studien aus dem Maschinenbau

Band 413

Herausgeber/-innen:

Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke

Prof. Dr.-Ing. Nico Hanenkamp

Prof. Dr.-Ing. habil. Tino Hausotte

Prof. Dr.-Ing. habil. Marion Merklein

Prof. Dr.-Ing. Sebastian Müller

Prof. Dr.-Ing. Michael Schmidt

Prof. Dr.-Ing. Sandro Wartzack

Frank Bodendorf

Machine Learning im Cost Engineering des Supply Managements

Dissertation aus dem Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung und
Produktionssystematik (FAPS)
Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke

Erlangen
FAU University Press
2023

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek:
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

Bitte zitieren als

Bodendorf, Frank. 2023. *Machine Learning im Cost Engineering des Supply Managements*. FAU Studien aus dem Maschinenbau Band 413. Erlangen: FAU University Press.

DOI: 10.25593/978-3-96147-610-7.

Das Werk, einschließlich seiner Teile, ist urheberrechtlich geschützt.
Die Rechte an allen Inhalten liegen bei ihren jeweiligen Autoren.
Sie sind nutzbar unter der Creative-Commons-Lizenz BY-NC.

Der vollständige Inhalt des Buchs ist als PDF über den OPUS-Server der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg abrufbar:
<https://opus4.kobv.de/opus4-fau/home>

Verlag und Auslieferung:

FAU University Press, Universitätsstraße 4, 91054 Erlangen

Druck: docupoint GmbH

ISBN: 978-3-96147-609-1 (Druckausgabe)
eISBN: 978-3-96147-610-7 (Online-Ausgabe)
ISSN: 2625-9974
DOI: 10.25593/978-3-96147-610-7

Machine Learning im Cost Engineering des Supply Managements

Der Technischen Fakultät
der Friedrich-Alexander-Universität
Erlangen-Nürnberg

zur
Erlangung des Doktorgrades Dr.-Ing.

vorgelegt von

Frank Bodendorf, M. Sc.

aus Nürnberg

Als Dissertation genehmigt
von der Technischen Fakultät
der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

Tag der mündlichen Prüfung: 27.07.2022

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke
Prof. Dr. rer.pol. Dipl.-Ing. Alexander Pflaum,
Otto-Friedrich-Universität Bamberg

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als externer wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung und Produktionssystematik (FAPS) an der Technischen Fakultät der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg.

Mein herzlicher Dank gilt dem Lehrstuhlinhaber, Herrn Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke, für wertvolle Diskussionen und Anregungen, die eingeräumte Möglichkeit zur Promotion sowie die gewährten wissenschaftlichen Freiräume, die maßgeblich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Weiterhin möchte ich Herrn Prof. Dr. rer.pol. Dipl.-Ing. Alexander Pflaum für die freundliche Übernahme des Koreferats danken.

Mein Dank gilt außerdem sämtlichen Kollegen der Kostenanalyse und des Einkaufs für die kollegiale Zusammenarbeit bei der Durchführung der gemeinsamen Forschungsprojekte, die diese Arbeit an vielen Stellen inspiriert haben.

Mein persönlicher Dank gilt meiner Familie, die mich stets unterstützt und den erforderlichen Rückhalt für die Durchführung des Promotionsvorhabens geboten haben.

Ferner bedanke ich mich bei allen Studierenden, die mich im Rahmen meiner Tätigkeit am Lehrstuhl begleitet und in vielen Gesprächen wesentliche Gedanken und Anregungen zu dieser Arbeit beigetragen haben.

Nürnberg, im Juli 2022

Frank Bodendorf

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis.....	vii
Bildverzeichnis.....	ix
Tabellenverzeichnis	xiii
1 Einführung.....	1
1.1 Motivation und Herausforderung	1
1.2 Zielsetzung.....	5
1.3 Forschungsdesign und Aufbau der Arbeit.....	6
2 Theoretischer Hintergrund	9
2.1 Traditionelles Cost Engineering	9
2.2 Intelligente Systeme und Strukturen von Machine Learning.....	12
2.3 Cross Industry Standard Process Model for Data Mining.....	22
3 Exploration von Machine Learning-Bausteinen zur Kostenprognose	27
3.1 Methodik der Literaturanalyse zum State of the Art.....	27
3.2 Ergebnisse zur intelligenten Kostenprognose.....	30
3.3 Ergebnisse zur Dimensionalitätsreduktion	34
3.4 Ergebnisse zur mehrstufigen Kostenprognose.....	38
3.5 Ergebnisse zur interpretierbaren Kostenprognose	43
3.6 Zusammenfassung.....	47
4 Evaluierung kombinierter Machine Learning-Ansätze im praktischen Cost Engineering	49
4.1 Potenziale und Untersuchungsansatz.....	49
4.2 Fallstudie zur Kostenprognose von Aluminiumgussteilen	51
4.2.1 Business Understanding.....	51
4.2.2 Datenverständnis und -aufbereitung.....	52
4.2.3 Modellentwicklung und -evaluation.....	57
4.2.4 Deployment	70
4.2.5 Schlussfolgerungen	71
4.2.6 Limitationen und zukünftige Forschung.....	73
4.3 Fallstudie zur Kostenprognose von Spritzgussteilen.....	74
4.3.1 Business Understanding und Datenaufbereitung	74
4.3.2 Modellentwicklung und -evaluation.....	76
4.3.3 Explainable Artificial Intelligence	91
4.3.4 Multitask Learning.....	99

4.4	Fallstudie zur Kostenprognose von Baugruppen.....	103
4.4.1	Business- und Datenverständnis sowie Datenaufbereitung ...	103
4.4.2	Modellentwicklung und -evaluation	107
5	Herausforderungen intelligenter Systeme in der Cost Engineering Praxis.....	115
5.1	Empirischer Ansatz.....	115
5.2	Ergebnisse.....	117
5.3	Zusammenfassung und Anforderungen in der Praxis.....	125
5.4	Limitationen	126
6	Zusammenfassung und Ausblick	129
6.1	Zusammenfassung der Forschungsergebnisse.....	129
6.2	Kritische Wertung.....	130
6.3	Weiterführende Forschung.....	132
7	Summary and outlook	135
7.1	Research summary	135
7.2	Critical review.....	136
7.3	Future research avenues.....	138
8	Anhang	141
	Literaturverzeichnis	147

Abkürzungsverzeichnis

ACO	Ant Colony Optimization
AN	Artificial Neuron
ANN	Artificial Neural Network
AOC	Area over the Curve
AP	Average Precision
AutoML	Automated Machine Learning
AUC	Area under the Curve
CATIA	Computer Aided Three-Dimensional Interactive Application
CER	Cost Estimation Relationship
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process für Data-Mining
DM	Data Mining
DoE	Design of Experiments
DR	Dimensionalitätsreduktion
DT	Decision Tree
FAS	Fahrerassistenzsystem
IKPM	Intelligentes Kostenprognosemodell
IKT	Informations- und Kommunikationstechnik
KA	Korrelationsanalyse
KK	Korrelationskoeffizient
KNNA	K-Nearest-Neighbor Algorithm
KPCA	Kernel Principal Component Analysis
LME	London Metal Exchange
LR	Linear Regression
LSA	Literatursuche und -auswahl
LSSVM	Least Squares Support Vector Machine
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
ME	Mean Error
MKP	Mehrstufige Kostenprognose
ML	Machine Learning

MLP	Multilayer Perceptron
MLR	Multiple Linear Regression
MOR	Multi-Output-Regression
MRR	Multi-Response Regression
MSE	Mean Squared Error
MTL	Multitask Learning
OEM	Original Equipment Manufacturer
PC	Principal Component
PCA	Principal Component Analysis
PLM	Product Lifecycle Management
PML	Parallel Machine Learning
PSO	Particle Swarm Optimization
PV	Preisverhandlungen
RBF	Rationale Basisfunktion
REC	Regression Error Characteristic
ReLU	Rectified Linear Unit
RF	Random Forest
RMSE	Root Mean Squared Error
ROI	Return on Investment
SBS	Sequential Backward Selection
SFBS	Sequential Floating Backward Selection
SFFS	Sequential Floating Forward Selection
SFS	Sequential Forward Selection
SHAP	Shapley Additive Explanation
SI	Swarm Intelligence
STL	Singletask Learning
SVM	Support Vector Machine
SVR	Support Vector Regression
XAI	Explainable Artificial Intelligence

Bildverzeichnis

Bild 1: Fremdbezugskomponenten zur Fahrerassistenz [3]	1
Bild 2: Cost Engineering im Produktentwicklungsprozess.....	4
Bild 3: Forschungsdesign der Arbeit	6
Bild 4: Aufbau der Arbeit	8
Bild 5: Kostenplausibilisierung durch OEM und Zulieferer	9
Bild 6: Einteilung der Kostenprognosemethoden (in Anlehnung an [25])	11
Bild 7: Machine Learning-Modell im weiteren Sinn (in Anlehnung an [28–31])	12
Bild 8: Aufbau eines Machine Learning-Systems (in Anlehnung an [29–31], [P3])	13
Bild 9: Typologie maschineller Lernverfahren nach der Art des Lernprozesses (in Anlehnung an [32]).....	15
Bild 10: Polynomiale Regression (in Anlehnung an [S1])	16
Bild 11: Struktur eines künstlichen Neurons (in Anlehnung an [37])	17
Bild 12: Struktur eines Feedforward-ANN (in Anlehnung an [38]).....	18
Bild 13: Underfitting und Overfitting (in Anlehnung an [50])	20
Bild 14: Ablauf der Featureselektion mit zweistufiger Korrelationsanalyse.....	21
Bild 15: Ablauf der Featureselektion mit Wrappermethode am Beispiel eines ANN	22
Bild 16: Phasen der Literaturlauswertung (in Anlehnung an [P4]).....	28
Bild 17: Prozess der Literatursuche und –auswahl (in Anlehnung an [P4])	29
Bild 18: Ergebnisse der Literaturlauswertung nach Konzepten (in Anlehnung an [P4])	30
Bild 19: Methoden zur Dimensionalitätsreduktion	34
Bild 20: Konstruktionsstruktur (in Anlehnung an [91])	38
Bild 21: Abgrenzung von MTL (in Anlehnung an [94]).....	39
Bild 22: Parallele maschinelle Lernsysteme.....	40
Bild 23: Kaskadierte maschinelle Lernsysteme	41
Bild 24: Progressive maschinelle Lernsysteme in der Form von ANNs.....	42
Bild 25: Beispielhafte Darstellung von Merkmalseffekten (in Anlehnung an [97])	44

Bild 26: Beispielhafte Partialabhängigkeitsdarstellung (in Anlehnung an [97]) ...	45
Bild 27: ANN zur Vorhersage der Kostenstruktur	46
Bild 28: IKPM der Literatur und Adressierung in Fallstudien	48
Bild 29: Herstellungsprozess von Aluminiumussteilen (in Anlehnung an [P5]) .	51
Bild 30: Prozess des Datenverständnisses und der Datenaufbereitung (in Anlehnung an [P5])	52
Bild 31: Exemplarische Kalkulationsdatenstruktur.....	53
Bild 32: Auffinden von Fertigungsmerkmalen durch Text Mining (in Anlehnung an [P5])	54
Bild 33: Ablauf der Datenpartitionierung (in Anlehnung an [106]).....	55
Bild 34: Korrelationen innerhalb der am höchsten mit dem Label korrelierenden Merkmale (in Anlehnung an [P5]).....	56
Bild 35: Experimentelles Design für die Bewertung und den Vergleich von Featureselektionsmethoden (in Anlehnung an [P5])	57
Bild 36: Vergleich von Featureauswahlmethoden und ANN-Topologien (in Anlehnung an [P5])	60
Bild 37: Vergleich von Featureauswahlmethoden und den jeweils optimierten Netzwerktopologien (in Anlehnung an [P5]).....	61
Bild 38: Experimentelles Design für die Bewertung und den Vergleich von ML- Algorithmen (in Anlehnung an [P5])	62
Bild 39: Vergleich der ML-Methoden (in Anlehnung an [P5])	64
Bild 40: Gegenüberstellung der realen und der durch einen KNNA prognostizierten Gesamtkosten (in Anlehnung an [P5]).....	65
Bild 41: Experimentelles Design zum Vergleich von Single-Output- und Multi- Output-ANNs (in Anlehnung an [P5])	66
Bild 42: Korrelationen der Merkmale mit den Teilkostenwerten (in Anlehnung an [P5])	67
Bild 43: Vergleich des Multi-Output-ANN mit anderen ML-Algorithmen (in Anlehnung an [P5])	69
Bild 44: Vergleich der einzelnen prognostizierten Labels des Multi-Output-ANN (in Anlehnung an [P5])	69
Bild 45: Deploymentansatz von ML-Systemen zur Kostenprognose im strategischen Einkauf (in Anlehnung an [P5]).....	73

Bild 46: Spritzgussbauteile im Fahrzeug [108]	74
Bild 47: Elemente des Fertigungsprozesses für Spritzgussteile (in Anlehnung an [110])	75
Bild 48: Methodenvergleich von SFS, SBS, SFBS und SFFS zur Dimensionalitätsreduktion (in Anlehnung an [P6])	77
Bild 49: Beste Kombinationen verschiedener ML-Methoden und Wrappermethoden für Spritzgussbauteile (in Anlehnung an [P6])	83
Bild 50: Vergleich ausgewählter ML-Methoden und Wrappermethoden für Spritzguss- und Stanzbauteile	84
Bild 51: Einzelner und kumulativer Varianzbeitrag	85
Bild 52: PCA-Biplot für PC ₁ und PC ₂	86
Bild 53: Vergleich von sechs ML-Methoden auf der Basis von PCA (in Anlehnung an [P6])	87
Bild 54: Vergleich von ML-Algorithmen mit RBF-KPCA und Polynom (poly)- KPCA (a), vergrößerter Performanceausschnitt der ML-Algorithmen für RBF-KPCA (b) und Polynom-KPCA (c) (in Anlehnung an [P6])	89
Bild 55: Veranschaulichung der verwendeten XAI-Methoden	92
Bild 56: Visualisierung eines DT-Modells mit Graphviz	94
Bild 57: Veranschaulichung eines DT-Modells mit Dtreviz	95
Bild 58: Darstellung von Featureeinflüssen mit SHAP	96
Bild 59: Mikroskopische Interpretationsperspektive von SHAP (in Anlehnung an [P6])	97
Bild 60: Makroskopische Interpretationsperspektive von SHAP (in Anlehnung an [P6])	98
Bild 61: Vergleich von Singletask- und Multitask-Lernverfahren (in Anlehnung an [94])	99
Bild 62: MTL mit Multi-Output-Regressor	100
Bild 63: MTL mit zwei parallelen ML-Modellen	101
Bild 64: Genauigkeitsvergleich verschiedener ML-Modelle mittels REC-Kurve (in Anlehnung an [P6])	102
Bild 65: Allgemeiner Aufbau einer Radbremse (Scheibenbremse)	104
Bild 66: Schematische Darstellung der DoE Versuchsplanung	108
Bild 67: Optimierung der MLP-Gewichte mit Schwarmintelligenz	108

Bild 68: Verlustvergleich der MLP-Varianten mit verschiedenen Aktivierungsfunktionen	111
Bild 69: Vollfaktorieller Vergleich verschiedener MLP-Topologien mit einem Hidden Layer (in Anlehnung an [P6])	112
Bild 70: Genauigkeit verschiedener MLP-Architekturen mit zwei Hidden Layers (in Anlehnung an [P6]).....	113
Bild 71: Expertenbeurteilung der technologischen Herausforderungen	118
Bild 72: Expertenbeurteilung des Datenmanagements	118
Bild 73: Expertenbeurteilung der Akzeptanz	121
Bild 74: Expertenbeurteilung des organisatorischen Rahmens	122
Bild 75: Expertenbeurteilung des gesamtwirtschaftlichen Nutzens.....	124

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Generische Aufgaben im CRISP-DM.....	22
Tabelle 2: Ergebnisse der Featureauswahl (in Anlehnung an [P5])	59
Tabelle 3: Vergleich der ML-Algorithmen hinsichtlich der Featureauswahl (in Anlehnung an [P5]).....	63
Tabelle 4: Ergebnisse der Merkmalsauswahl für Single-Output- und Multi- Output-ANN (in Anlehnung an [P5])	68
Tabelle 5: Wrappermethoden und Vorhersagegenauigkeit R^2 sowie selektierte Features in Abhängigkeit von der Datensatzgröße (in Anlehnung an [P6]).....	79
Tabelle 6: Beste Merkmalsauswahl für Kombinationen von ML-Methoden und Wrappermethoden (in Anlehnung an [P6]).....	80
Tabelle 7: Zusammenfassung der Testergebnisse der Dimensionalitätsreduktion (in Anlehnung an [P6])	91
Tabelle 8: AUC von sechs ML-Vergleichsmodellen (in Anlehnung an [P6]).....	102
Tabelle 9: Verlust und Genauigkeit der MLP-Varianten in Abhängigkeit von der Aktivierungsfunktion	111
Tabelle 10: Suchbegriffsverknüpfungen der Literatursuche	141
Tabelle 11: Aluminiumguss-Features sowie verwendete Labels (orange) und deren Bedeutungen.....	142
Tabelle 12: Spritzguss-Features und deren Bedeutungen	144
Tabelle 13: Vergleich von PCA und KPCA mit rbf und poly Kernel	145

1 Einführung

1.1 Motivation und Herausforderung

Die sogenannte digitale Transformation hat massive Auswirkungen insbesondere auch in der herstellenden Industrie. Die vorliegende Forschungsarbeit entstand vor dem Hintergrund entsprechender großer Herausforderungen bei einem der größten Automobilfertiger Deutschlands und dort insbesondere im Cost Engineering des Beschaffungsbereichs. „Die Automobilindustrie befindet sich heute mitten im größten Umbruch ihrer Geschichte. Die Branche wird sich in den kommenden fünf Jahren stärker verändern als in den fünf Jahrzehnten davor“ schrieb Karl-Thomas Neumann, ehemaliges Mitglied der Geschäftsführung der Adam Opel GmbH schon im Jahr 2017 [1]. Es sind u. a. innovative Akteure im Bereich der Entwicklung und Produktion von Fahrzeugen, die das bisherige Geschäftsmodell der etablierten Anbieter unter Druck setzen [2]. Innovationen drücken sich dabei in einer Vielzahl und Vielfalt von Einzelkomponenten aus, die im Fahrzeug verbaut und zu komplexen Systemen integriert werden. Ein Beispiel ist das Fahrerassistenzsystem (FAS), das u. a. zahlreiche Sensoren und Kameras benötigt (vgl. Bild 1).

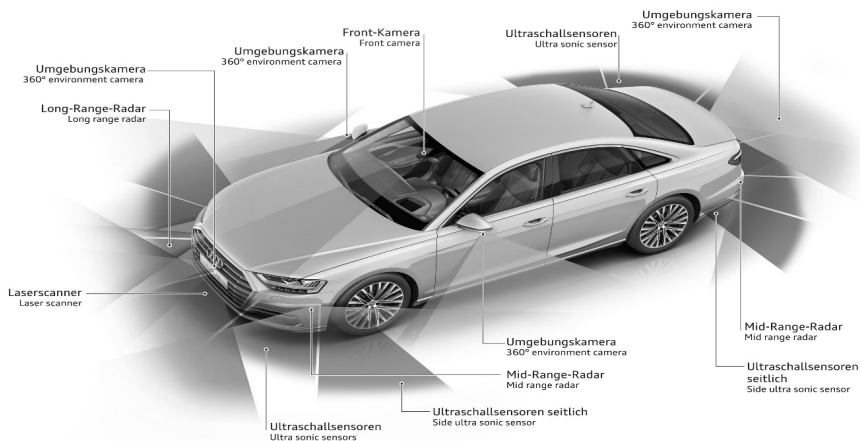


Bild 1: Fremdbezugskomponenten zur Fahrerassistenz [3]

Dabei steigt sowohl der Fremdbezugsanteil von High-Tech-Komponenten als auch von konventionellen Bauteilen und Baugruppen immer weiter an. Diese Vielzahl und Vielfalt von traditionellen Bauteilen, Baugruppen und

hochtechnisierten Komponenten stellen das Cost Engineering eines Automobilherstellers vor völlig neue und gravierende Herausforderungen. Dabei spielt das Supply Management bei First Tier-Lieferanten die dominierende Rolle. Die Kernaufgaben im Beschaffungswesen liegen allgemein und auch bei einem Automobilhersteller in der Lieferantensuche und -auswahl, der Verhandlung und abschließenden Auftragsvergabeempfehlung. Es gilt dabei, die Beschaffungskosten zu minimieren, die Anlieferung fehlerhafter Komponenten zu vermeiden sowie die Synchronisation der lieferantenseitigen Produktion mit der des Abnehmers sicherzustellen. Gängige Zielgrößen hierbei sind Versorgungssicherheit, Bestandshöhe und Flexibilität [4]. Durch die Anreicherung von materiellen Komponenten mit digitalen Elementen sind dabei völlig neue Anbieter aus dem IKT-Bereich zu berücksichtigen, die immer wichtiger werden. Zusätzlich erhöht sich auch die Intensität der Zusammenarbeit zwischen Lieferanten und Abnehmern [5].

Nicht zuletzt durch die digitale Transformation wandeln sich die Beschaffungsfunktionen im Supply Management von einem Unterstützungssystem hin zu einem strategischen Prozesspartner in der End-to-End-Wertschöpfungskette [6]. Im digitalisierten „Einkauf 4.0“ können z. B. durch Big Data Analytics das Potenzial eines Lieferanten analysiert und der Einkäufer bei seinen Entscheidungen unterstützt werden [5].

Diese Entwicklungen im Supply Management beeinflussen auch das dortige traditionelle Cost Engineering sehr stark. In der Regel bezeichnet das Cost Engineering eine Ingenieurspraxis, die sich mit der systematischen Überführung der Kundenanforderungen in kosteneffiziente Produktlösungen beschäftigt [7]. Hierbei soll durch eine nachhaltige Kostenoptimierung, bei gleichzeitiger Berücksichtigung aktueller und zukünftiger Kundenbedürfnisse, eine Stärkung der Wirtschaftslage durch Produktivitätsgewinne erreicht werden [8, 9]. Cost Engineering ist somit als ganzheitlicher Ansatz zur Realisierung von Kundenwert bei simultaner Optimierung der Produktkosten zu verstehen. Es leistet daher einen wichtigen Beitrag dazu, die Anforderungen des Kunden an Produktfunktionalität und -qualität mit dessen Zahlungsbereitschaft in Einklang zu bringen [10]. Ziel ist es dabei, einen maximalen Kundenwert mit minimalen Kosten zu erreichen.

Eine der Hauptaufgaben des Cost Engineering im Einkauf sind die systematische Analyse der aktuellen Beschaffungssituation im Unternehmen sowie die Kostenschätzung bzw. -prognose von Zulieferkomponenten [11].

Das Cost Engineering erhöht somit die Transparenz bezüglich der Produkt- und Projektkostensituation und macht ein Benchmarking bzw. einen Best Practice Vergleich möglich. Zielsetzung einer Kostenanalyse und -prognose ist es dabei u. a., eine technische und kostenbasierte Grundlage für das Vergabe- und Änderungskostenmanagement mit Blick auf die entsprechenden Lieferanten zu schaffen. Der Vorteil gegenüber einem reinen Angebotsvergleich verschiedener Lieferanten besteht darin, dass Produktsubstanz und Kosten in Beziehung gebracht werden können und kein "inhaltsloser" Preisvergleich im Vordergrund steht. Solche leistungsangemessene Kostenschätzungen erhöhen die Transparenz bezüglich der technischen Zusammenhänge, erfordern jedoch auch ein hohes Maß an technologischem Know-how sowie produktspezifischem Wissen [12, 13]. Richtig angewandt, hilft das Cost Engineering bei der Beantwortung der allgemeinen Frage: „Wie setzen sich angemessene Beschaffungskosten zusammen und wie können Beschaffungsobjekte zur Einhaltung des Zielkostenrahmens technisch optimiert werden (Design to Cost)?“ [14].

Der Einkauf kann so auch bewerten, ob die von einem Lieferanten angesetzten Kosten gerechtfertigt sind [15]. Die dabei gewonnene Transparenz trägt zu einer Versachlichung des Einkaufsgesprächs bei und schafft eine belastbare Argumentationsgrundlage für möglicherweise später im Produktlebenszyklus notwendige Produktänderungen. Mit einem detaillierten Wissen über die Kosten und Produktionsbedingungen des Anbieters ist es möglich, Stellhebel zur Produktkostenoptimierung zu identifizieren. Für einen Einkäufer stellt der im Rahmen einer sorgfältig durchgeführten Kosten- und Preisanalyse ermittelte Richtwert einen plausiblen Orientierungspunkt dar, den er mit der Entwicklungsabteilung (z.B. durch Optimierung der technischen und ästhetischen Produktmerkmalen) und dem Lieferanten (z.B. durch Optimierung von Fertigungskonzepten) versucht zu erreichen [14, 15]. Die Differenz zwischen angebotenem Preis und den ermittelten Kosten entspricht dabei der Spanne für spätere Preisverhandlungen (PV) [16].

Durch diese Informationen hilft das Cost Engineering nicht nur bei Angebotsverhandlungen, sondern kann auch als Instrument fungieren, welches es einem Einkäufer ermöglicht, dem Lieferanten Kosten- und Leistungsoptimierungspotenziale bei seiner eigenen Produktherstellung aufzuzeigen. Somit lassen sich durch eine Kostenanalyse der Lieferantenangebote oftmals Einsparungen auf beiden Seiten realisieren [14, 17].

Für die Kostenbewertung physischer Produkte, die von einem externen Zulieferer bezogen werden, sind in der Literatur verschiedene Verfahren zur Kostenanalyse bzw. Preisevaluierung zu finden. Das exakteste Kalkulationsverfahren ist nach [12] die Bottom-Up-Kalkulationsmethode, von [15] auch als Preisstrukturanalyse bezeichnet (andere gängige Bezeichnungen sind „Kostenstrukturanalyse“, „Cost Breakdown Analysis“, „Produktkalkulation“ oder „Schattenkalkulation“ [18]). Mit dieser kann die einer Zulieferkomponente zugrundeliegende Kostenstruktur bestimmt werden [12]. Machine Learning verspricht hier als völlig neuer Ansatz Effizienzsteigerungspotenziale, deren Realisierung jedoch erst nur ansatzweise im praktischen Kontext untersucht ist (vgl. Kapitel 3).

Aus Prozesssicht spielt das Cost Engineering über den gesamten Lebenszyklus der Produktentwicklung eine Rolle, d. h. von der frühen Phase bis zur Serienproduktion (vgl. Bild 2).

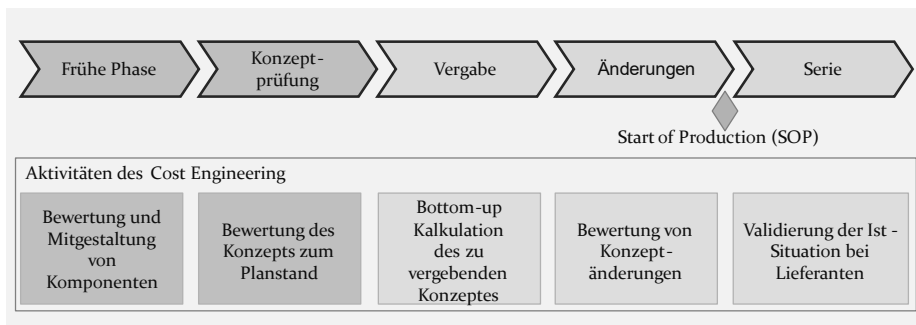


Bild 2: Cost Engineering im Produktentwicklungsprozess

In der frühen Phase des Produktentwicklungszyklus kommt dem Cost Engineering eine große Bedeutung zu, da in dieser Phase der größte Teil der Beschaffungskosten von Fremdbezugskomponenten und damit auch der Kosten des Endproduktes geplant bzw. festgelegt werden. Ein großes Problem in dieser frühen Phase ist jedoch, dass zu einer soliden Kostenabschätzung bzw. -vorkalkulation die dafür notwendigen Informationen nur teilweise bzw. rudimentär in vorhandenen Datenbeständen gegeben sind. Dies bedeutet, dass man in der Regel einen großen Aufwand zu betreiben hat, um die für traditionelle Verfahren notwendigen Angaben einzuholen, was zudem meist manuell mit hohem Personalaufwand geschehen muss. Daneben existieren in dem Kontext der Automobilfertigung nur wenige bewährte und „eingefahrene“ Methoden zur Kostenschätzung bzw. Kostenkalkulation. Dies führt dazu, dass die dortigen Cost Engineers vielfach

eigene kreative Lösungswege entwickeln und beschreiten. Diese individuellen und manuellen Ansätze beeinträchtigen jedoch die Effizienz und Ergebnissystematik in der frühen Phase zusätzlich.

Das Cost Engineering im Supply Management und insbesondere im Einkauf steht somit vor der zusätzlichen ganz bedeutenden Herausforderung, neue und möglichst „intelligente“ Methoden zu entwickeln, die einerseits in der frühen Produktentwicklungsphase auf der Basis der dort vorhandenen Daten gute Kostenprognosen für Fremdbezugskomponenten liefern sowie andererseits durch eine IT-Unterstützung und eine damit mögliche (Teil-)Automatisierung auch die Effizienz der Kalkulationsprozesse steigern können.

1.2 Zielsetzung

Die steigende Anzahl und Variantenvielfalt von traditionellen und hochtechnologischen Beschaffungskomponenten in der Industrie erfordern eine Veränderung traditioneller Ansätze im Supply Management. So müssen immer mehr und oft vollkommen neuartige Fremdbezugselemente evaluiert und insbesondere deren Kosten geschätzt werden. Mit der wachsenden Anzahl an Zukaufteilen nimmt dabei das Gesamtkalkulationsvolumen sowie das Kostensenkungspotenzial im Rahmen von PV mit Lieferanten zu. Dies ist nahezu bei allen herstellenden Unternehmen und dabei insbesondere in der Automobilindustrie der Fall.

Das Cost Engineering hat u. a. die Aufgabe, dieser großen Herausforderung bei der Kostenanalyse und Kalkulation von Beschaffungskomponenten zu begegnen. Dazu sind neuartige, intelligente Methoden zu entwickeln bzw. traditionelle Konzepte zu überarbeiten oder anzupassen.

Das Ziel der vorliegenden Arbeit besteht darin, die Aufgaben des Cost Engineering an ausgewählten und für einen Automobilhersteller besonders relevanten Stellen zu durchdringen und neue methodische Lösungsansätze aufzuzeigen, d. h., die „Intelligenz“ der traditionellen Verfahren zu erhöhen oder diese durch völlig neue Konzepte zu ersetzen. Dabei werden Systeme zur innovativen und intelligenten Kalkulation von Bauteilen und Baugruppen untersucht und dabei insbesondere die Potenziale von Algorithmen und Modellen des maschinellen Lernens (Machine Learning, ML) analysiert sowie an ausgewählten Beispielen anhand von prototypischen

Entwicklungen und Experimenten demonstriert und evaluiert. Dies führt zu der zentralen Forschungsfrage der Arbeit:

„Kann der Cost Engineer mit Methoden des maschinellen Lernens unterstützt werden, um traditionelle Prozesse intelligenter und effizienter zu gestalten und kann er dabei für den individuellen Anwendungsfall die ‚besten‘ ML-Methoden auswählen und die ‚richtigen‘ ML-Modelle konstruieren?“

1.3 Forschungsdesign und Aufbau der Arbeit

Bild 3 zeigt den grundsätzlichen Gang der Forschung mit den Forschungsteilaufgaben und der verwendeten Forschungsmethodik.

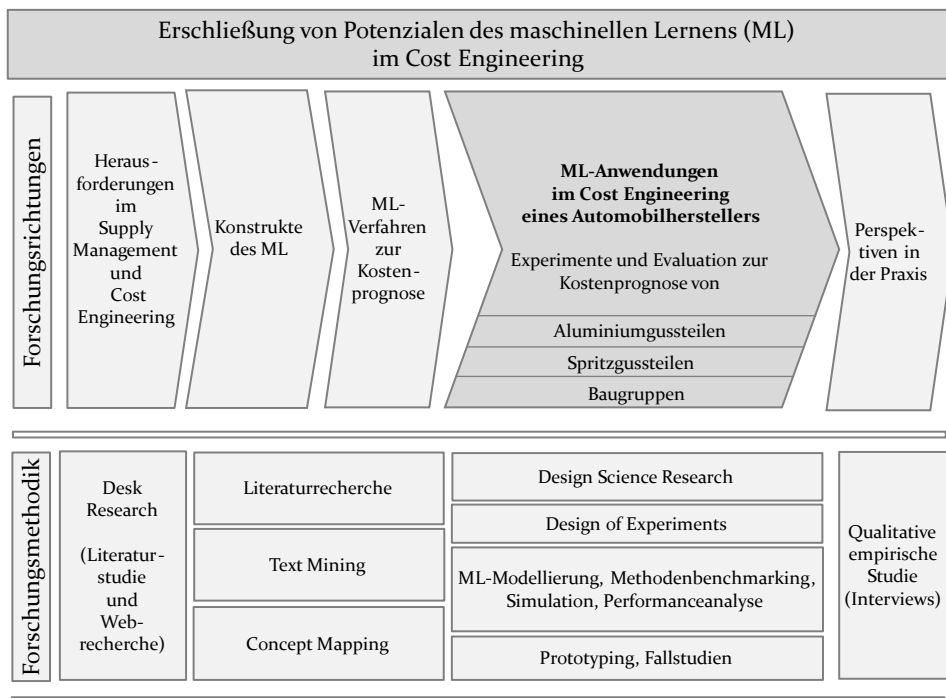


Bild 3: Forschungsdesign der Arbeit

Die erste Phase widmet sich der Betrachtung der Anwendungsdomäne. Die Motivation sowie die sich daraus ableitenden speziellen Herausforderungen im Supply Management und Cost Engineering eines Automobilherstellers werden durch die Ergebnisse eines Desk Researchs [19] aus der Literatur und mittels einer Webrecherche fundiert. Die zweite Phase adressiert das theoretische Fundament zur späteren Betrachtung von Machine

Learning Ansätzen für die Kostenprognose. In der dritten Phase wird eine systematische Literaturstudie durchgeführt, deren Analyseergebnisse den State of the Art der ML-basierten Kostenprognose von Fahrzeugkomponenten widerspiegeln. Die strukturierte Literaturlauswertung erfolgt mithilfe von Methoden des Text Minings und Elementen des Concept Mapings. Phase 2 und Phase 3 legen das Fundament für die Untersuchung von Möglichkeiten und Grenzen konkreter Machine Learning-Anwendungen in der Cost Engineering Praxis.

Die drei Fallstudien der vierten Phase im Kern der Bild 3 widmen sich jeweils einer konkreten Anwendung von Machine Learning zur Kostenprognose. Dazu werden unterschiedliche ML-Modelle prototypisch entwickelt, experimentell erprobt, die Ergebnisse evaluiert und Best Practice-Lösungen herausdestilliert. Dies stellt den konstruktiven, ingenieurwissenschaftlichen Schwerpunkt der Arbeit dar. Die zentrale Forschungsfrage in Abschnitt 1.2 wird somit beantwortet, indem innovative ML-Modelle zur Kostenprognose in einer frühen Kalkulationsphase entwickelt, erprobt und getestet sowie dabei verschiedenste ML-Methoden experimentell bewertet und verglichen werden. Man folgt im Wesentlichen dem Paradigma des Design Science Research-Ansatzes [20], der sich mit der Konstruktion und Evaluation von Artefakten in einer wissenschaftlichen Systematik auseinandersetzt. Bei den Testreihen und der Evaluation der Ergebnisse wird auf das Konzept des Design of Experiments [21] zurückgegriffen.

Die fünfte Phase zieht aus den Fallstudienergebnissen Schlussfolgerungen und stellt Implikationen für die Praxis vor. Hierzu wird eine empirische Studie mittels semi-strukturierter Interviews durchgeführt, deren qualitative Analyseergebnisse die Möglichkeiten, aber auch zu bewältigende Anforderungen aus der Sicht von Betroffenen im Unternehmen beleuchten. Abschließend werden ein kritischer Rückblick auf die durchgeführte Forschung sowie ein Ausblick auf interessante weiterführende Untersuchungsmöglichkeiten gegeben.

Der Aufbau und die Kapitelstruktur der vorliegenden Arbeit folgen den Phasen des Forschungsdesigns und sind in Bild 4 veranschaulicht.

Nach einer Vorstellung von Motivation, Zielsetzung und Aufbau der Arbeit in Kapitel 1 und der Beleuchtung des theoretischen Hintergrundes in Kapitel 2 widmen sich die Kernkapitel 3 und 4 der vertieften Untersuchung der

Potenziale von Machine Learning zur Kostenprognose sowie der Vorstellung von drei Fallstudien, für die jeweils verschiedenste Lösungsansätze analysiert, prototypisch implementiert und experimentell evaluiert werden. Das Kapitel 5 zeigt mittels einer empirischen Studie auf, welche besonderen Herausforderungen bei der Umsetzung der Forschungsergebnisse in der Praxis gesehen werden. Das Kapitel 6 schließt die Arbeit mit einer kritischen Zusammenfassung und einem Ausblick ab.

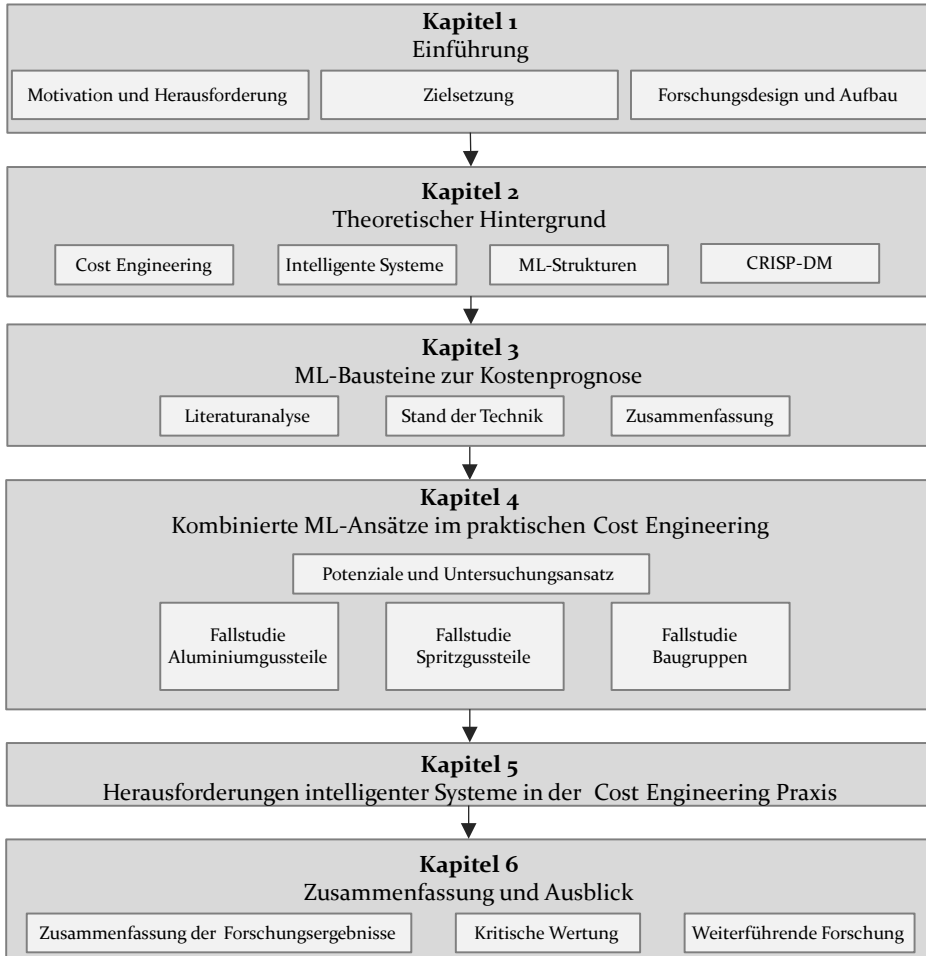


Bild 4: Aufbau der Arbeit

2 Theoretischer Hintergrund

2.1 Traditionelles Cost Engineering

Das Cost Engineering hat in der Automobilindustrie wie in vielen anderen Technologieunternehmen eine zentrale strategische Funktion im Rahmen von Forschung und Entwicklung. Wichtige Aufgaben sind die technologieorientierte und ingenieurmäßige Planung, Kontrolle und Optimierung von Kostenstrukturen im Product Lifecycle Management eines Fahrzeugherstellers. Bei der Produktentwicklung spielt dabei die Beschaffung von Fremdbezugsteilen und -baugruppen im Bereich des Supply Chain Management eine immer größere Rolle. Die sich daraus ergebende Problemstellung für das Cost Engineering im strategischen Einkauf skizziert Bild 5. Die Kostenkalkulation ist hier Bestandteil der Preisverhandlungen zwischen dem OEM und seinen Zulieferern.

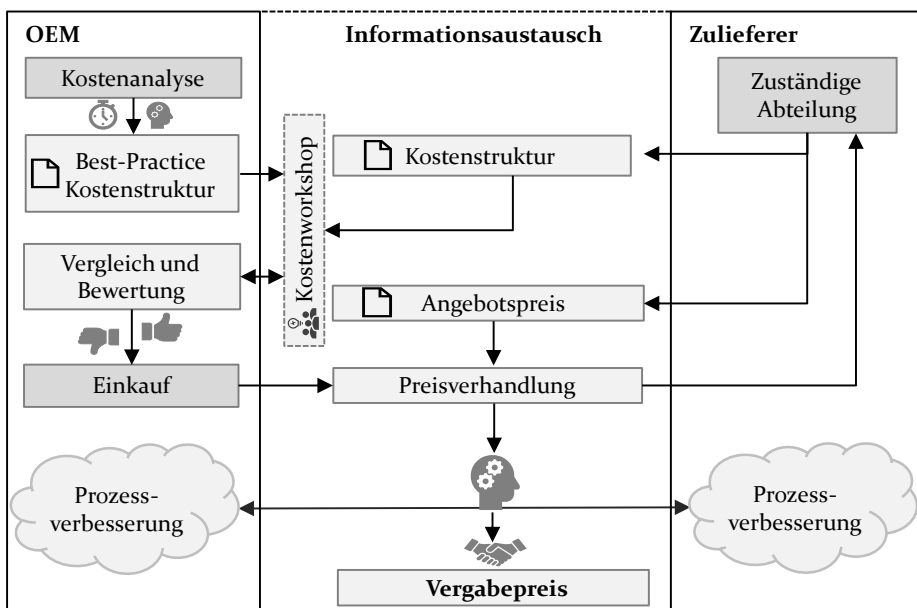


Bild 5: Kostenplausibilisierung durch OEM und Zulieferer

Im Zuge der Kostenkalkulation beim OEM erstellen Kostenanalytiker eine Best-Practice-Kostenstruktur des zu beschaffenden Produkts, welche als Grundlage für Kostenoptimierungen sowie Unterstützung in Preisverhandlungen gesehen werden kann. Zugleich erhält der Lieferant diese Informationen in sog. Kostenworkshops und wirkt gemeinsam mit dem OEM am

Vergleich der Kostenstrukturen mit. Die Best-Practice-Kostenstruktur des Produkts kennzeichnet die Kostenstruktur in einer nach dem aktuellen Stand der Technik optimalen Produktionsumgebung.

Die Bestimmung einer Best-Practice-Kostenstruktur durch die Kostenanalytiker des OEM erfordert innerhalb des Produktlebenszyklusein besonders hohes Maß an Zeitaufwand und Expertise. Ein wesentlicher Grund ist, dass zu einer analytischen Prognose der Best-Practice-Kostenstruktur detaillierte Informationen zum Beschaffungsprodukt sowie zum kosteneffizientesten Produktionsprozess erforderlich sind. Diese Informationen stehen den Kostenanalytikern nicht immer über allen Phasen des Produktlebenszyklus hinweg im notwendigen Umfang und Detaillierungsgrad unmittelbar zur Verfügung. Die Kostenanalytiker müssen in der Regel die fehlenden Informationen unter Einbezug von Erfahrungswerten und produktionstechnischem Innovationswissen manuell abschätzen und daraus die Best-Practice-Kosten ableiten. Hier verspricht man sich eine wesentliche Unterstützung durch moderne Verfahren der sog. Künstlichen Intelligenz, die die Kostenschätzung bzw. -kalkulation durch Automatisierung effizienter gestalten, eine hohe Komplexität von Einflussfaktoren beherrschbar machen und insbesondere die Vorhersagegenauigkeit erhöhen können [P1; P2]. Diesbezügliche Untersuchungen stehen in Theorie und Praxis jedoch noch am Anfang. Nach [22] beschreibt die Kostenkalkulation jede Art der rechnungsbezogenen Zusammenfassung von Kosteninformationen, ist gleichzusetzen mit der Kostenträgerstückrechnung und umfasst unterschiedliche Verfahren.

Wichtig für die Forschungsaufgabe dieser Arbeit ist vor allem die Kostenstruktur der Gesamtkosten. Diese Kostenstruktur ist bei der Zuschlagskalkulation nach [23] durch das „Verhältnis [der einzelnen] Teile [der] Kostensumme untereinander“ gekennzeichnet. Zur Vereinfachung wird der Begriff Kosten im weiteren Verlauf synonym zum Begriff Best-Practice-Kosten verwendet.

Der Begriff Kostenprognose ist vom Kostenkalkulationsbegriff abzugrenzen. [24] definieren Prognose im wirtschaftlichen Zusammenhang als „Aus-sage über zukünftige Ereignisse [und] zukünftige Werte ökonomischer Variablen [...], beruhend auf Beobachtungen aus der Vergangenheit und auf theoretisch wie empirisch fundierten nachvollziehbaren Verfahren und

Theorien. [...] Grundlage jeder Prognose ist eine [allgemeine] Stabilitätshypothese, die besagt, dass gewisse Grundstrukturen in der Vergangenheit und Zukunft unverändert wirken.“

Es existieren zahlreiche Differenzierungen von Kostenprognosemethoden. Mit am häufigsten wird die in Bild 6 abgebildete hierarchische Einteilung nach [25] zitiert.

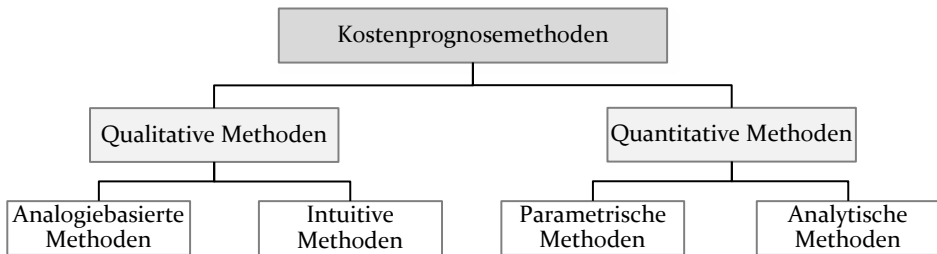


Bild 6: Einteilung der Kostenprognosemethoden (in Anlehnung an [25])

Auf der obersten Ebene unterscheiden [25] zwischen qualitativen und quantitativen Methoden. Die qualitativen Methoden basieren auf Erfahrungen zu früheren Produkten und ziehen daraus Schlussfolgerungen für die Kosten eines (möglichst ähnlichen) neuen Produktes. Während bei der Untergruppe der intuitiven Methoden Regeln und Entscheidungsbäume aus Erfahrungen abgeleitet werden, versuchen analogiebasierte Methoden, Zusammenhänge zwischen Einflussgrößen und Zielgrößen (hier Kosten) zu erkennen. Zu den analogiebasierten Methoden zählen auch bestimmte Methoden des Maschinellen Lernens, welche in Abschnitt 2.2 eingehender betrachtet werden.

Bei quantitativen Kostenprognosemethoden wird das aktuelle Produkt detailliert auf seine Design- und Produktionsprozesscharakteristika hin analysiert. Im Falle der parametrischen Methoden werden dazu oft statistische Verfahren wie die Regression eingesetzt, um eine Kostenfunktion mit entsprechenden unabhängigen Variablen aufzustellen. Im Falle der analytischen Methoden wird das Produkt hingegen in kleine Einheiten und Produktionsschritte zerlegt. Die Teilkostenwerte der Einheiten und Produktionsschritte aggregiert man dann zu dem Gesamtkostenwert des Produktes [25].

2.2 Intelligente Systeme und Strukturen von Machine Learning

Es existieren zahlreiche Definitionen von „intelligenten Systemen“. [26] extrahieren aus diesen zwei wesentlichen Eigenschaften. Zum einen sind intelligente Systeme zur autonomen Leistungsentwicklung in einer festgelegten Umgebung fähig. Zum anderen sind sie in der Lage, sich an veränderte oder neue Umgebungsbedingungen anzupassen.

Machine Learning (ML) stellt einen Teilbereich der intelligenten Systeme dar [27]. Zum besseren Verständnis der durchgeführten Forschung werden im Folgenden dieser Teilbereich sowie die abgeleiteten Begriffe ML-Modell, ML-System, ML-Methode und ML-Algorithmus umrissen.

Die ursprüngliche und häufig zitierte Definition von ML nach [27] lautet: „[machine] learning denotes changes in the system that are adaptive in the sense that they enable the system to do the same task or tasks drawn from the same population more efficiently and more effectively the next time.“

Aus dieser Definition leiten viele weitere Wissenschaftler ein ML-Modell im weiteren Sinn ab, wie es Bild 7 zeigt [28–31]. Ausgangspunkt ist eine gegebene Umgebungssituation, die u. a. durch eine umfangreiche Beobachtungs- oder Erfahrungsdatenbasis gekennzeichnet ist.

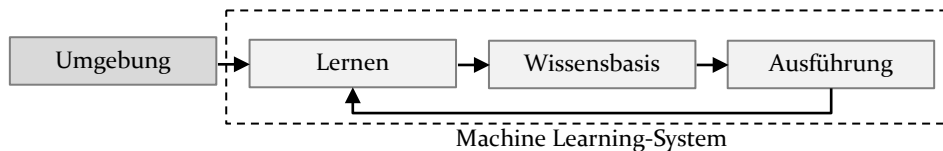


Bild 7: Machine Learning-Modell im weiteren Sinn (in Anlehnung an [28–31])

In der ersten Gestaltungsphase des ML-Systems, dem Lernen, die auch häufig als Training bezeichnet wird, werden Daten aus der Umgebung analysiert und zu Zusammenhangswissen verarbeitet, welches man in einer Wissensbasis abspeichert. In der letzten Phase wird dieses Wissen genutzt, um eine bestimmte neue Aufgabe zu bewältigen. Aus dem Lösungserfolg kann das ML-System wiederum neues Wissen gewinnen, in der Wissensbasis speichern und zur Behandlung künftiger Aufgaben heranziehen [29–31]. Weiterhin werden in der Literatur unzählige ML-Methoden nach ihrem

jeweiligen Einsatzzweck unterteilt [31]. ML-Methoden bezeichnen Vorgehensweisen, die das Lernen und das Speichern von Wissen sowie das Lösen einer Aufgabe innerhalb eines ML-Systems ermöglichen.

Im Zentrum eines ML-Systems steht die verwendete ML-Methode (vgl. Bild 8). Diese beinhaltet einen Algorithmus, der es insbesondere erlaubt, das methodische Konzept softwaretechnisch umzusetzen.

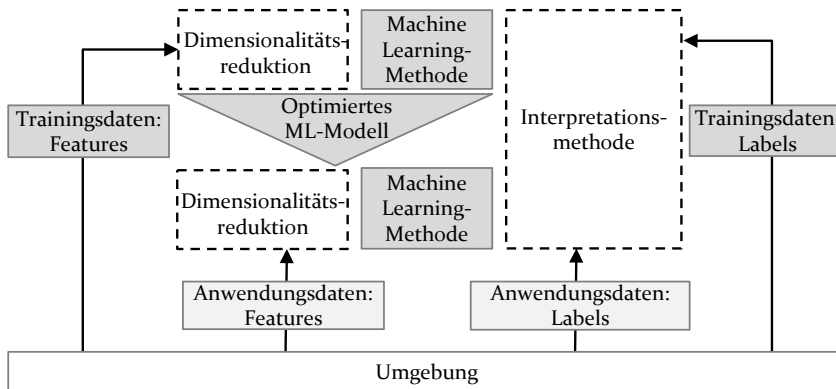


Bild 8: Aufbau eines Machine Learning-Systems (in Anlehnung an [29–31], [P3])

Im Folgenden werden die Begriffe Methode und Algorithmus nicht differenziert verwendet. Ein ML-Algorithmus bildet einen Zusammenhang ab zwischen verfügbaren Eingabewerten, z. B. den sogenannten Features, und einer Ausgabe, die eine Erkenntnis oder das gewonnene Wissen repräsentiert, z. B. in Form von Werten der zu prognostizierenden Attribute, der Labels. Die im Training verwendeten Daten umfassen dabei vorhandene historische Feature- und dazugehörige Labelwerte. Nicht selten werden dabei wenig relevante Features entfernt und/oder Werte unterschiedlicher Features zu abgeleiteten Features zusammengefügt, um die Anzahl der Eingabewerte zu reduzieren. Diese mögliche sogenannte Dimensionalitätsreduktion (DR) kann nicht nur in der Trainings-, sondern auch in der Anwendungsphase stattfinden.

Der durch das Lernen angepasste ML-Algorithmus (die angepasste ML-Methode) wird oft auch als ML-Modell im engeren technischen Sinne bezeichnet.

In der zweiten Phase, dem anwendungsorientierten Einsatz des ML-Systems, ermittelt der ML-Algorithmus auf der Basis des erlernten Zusammenhangwissens für neue Eingabewerte, z. B. Einflussgrößen bzw. Features

eines Kostenprognoseproblems, eine entsprechende Ausgabe, z. B. die zugehörigen Labelwerte.

Nach der Ausführung des ML-Algorithmus besteht oft die Herausforderung darin, die ermittelten Ergebnisse im Anwendungskontext der Umgebung mit einer Bedeutung zu versehen. Hierzu werden sog. Interpretationsmethoden eingesetzt. Diese können sowohl in der Trainings- als auch in der Einsatzphase des ML-Algorithmus die Beurteilung des Trainingserfolges sowie der Problemlösungsgüte unterstützen.

Die vorliegende Arbeit geht bei der Konstruktion und Erprobung von ML-Artefakten nach dem Schema der Bild 8 vor. Dabei werden die Kosteneinflussgrößen (Features) durch Dimensionalitätsreduktion auf die wesentlichen fokussiert. In Experimenten mit unterschiedlichen ML-Methoden, durch Optimierung der Methodenparameter (sog. Hyperparameter) sowie vergleichende Performanceanalysen der ML-Algorithmen können wissenschaftlich fundiert vielversprechende ML-Modelle zur Kostenprognose entwickelt werden. Ergänzend dazu verwendet man unterschiedliche Interpretationsmethoden sowie deren Kombination, um die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse, also der geschätzten Kostenwerte (Labels), zu erhöhen. Die Kapitel 3 und 4 gehen auf diese Systemkomponenten näher ein. Dazu werden in Kapitel 3 der State of the Art in der Literatur explorativ beleuchtet und in Kapitel 4 die für die Forschungsaufgaben notwendigen Komponenten im Rahmen von Fallstudien prototypisch realisiert sowie experimentell getestet und evaluiert.

ML-Methoden lassen sich nach der Art des Lernens in die Kategorien „überwachtes Lernen“, „unüberwachtes Lernen“ und „bestärkendes Lernen“ unterteilen (vgl. Bild 9).

Das Prinzip des überwachten Lernens basiert darauf, Zusammenhänge zwischen vorhandenen Features und zugehörigen Labels in historischen Daten zu erkennen und abzubilden. Im Gegensatz dazu liegen beim unüberwachten Lernen die historischen Daten nicht in einer Input-Output-Struktur von Features und Labels vor und es gilt, in der zunächst undifferenzierten Datenmenge Muster zu erkennen. Beim sog. bestärkenden Lernen geschieht der Lernprozess durch ein Belohnungssystem. Das zu entwickelnde System, in diesem Zusammenhang oft auch Agent genannt, versucht dabei, seine Leistung durch Interaktion mit seiner Umgebung, meist in Form von

„trial and error“, zu verbessern. Dies wird über eine Belohnungsfunktion gesteuert, die als Leistungsindikator der ausgeführten Aktion fungiert [33].

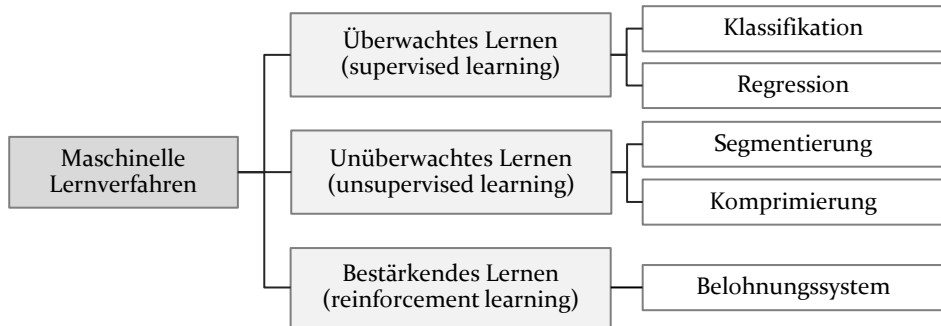


Bild 9: Typologie maschineller Lernverfahren nach der Art des Lernprozesses (in Anlehnung an [32])

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf dem überwachten Lernen. Im Folgenden werden allein die hier zugehörigen und im weiteren Verlauf der Arbeit angewendeten Methoden kurz vorgestellt.

Je nach Skalierung der Daten werden überwachte Lernalgorithmen in die Typen Klassifikation und Regression unterteilt. Bei der Klassifikation liegen die Daten in kategorialer Form vor, während die Regression ausschließlich stetige Variablen untersucht. Das Ziel der Klassifikation ist es, ausgehend von bestehenden Beobachtungen die kategorialen Klassen von neuen Beobachtungen vorherzusagen. Die Bestandteile jeder Klasse sind dabei ungeordnete Beobachtungen mit ähnlichen Eigenschaften. Welche Eigenschaften das genau sind, wird vom zugrundeliegenden Algorithmus erkannt. Es sind aber auch Mehrfachklassifizierungen möglich, bei denen die Anzahl an Klassen nicht beschränkt ist [33]. Das Prinzip der Regression besteht darin, mithilfe einer bestimmten Anzahl von unabhängigen Variablen, auch Regressoren genannt, eine Beziehung zu einer abhängigen Variablen, dem Regressanden, zu formulieren [34].

In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt von ML-Verfahren auf der Erkennung von Datenzusammenhängen, um Werte, insbesondere Kosten, zu prognostizieren, und damit auf dem allgemeinen Regressionsansatz. Im Folgenden werden übersichtsartig sieben Modelle vorgestellt, die zur Erstellung von Kostenprognosen herangezogen werden.

Bei dem Modell der *Linearen Regression* wird versucht, den funktionalen Zusammenhang zwischen den Features und dem Label durch eine Gerade bestmöglich darzustellen [S1].

Die *Polynomiale Regression* kann als Erweiterung der linearen Regression, die ein Polynom ersten Grades darstellt, auf einen n -dimensionalen Raum betrachtet werden. Die polynomiale Regression ermöglicht es dem Modell, sich an komplexere Datenstrukturen anzupassen und so Zusammenhänge besser abzubilden (vgl. Bild 10).

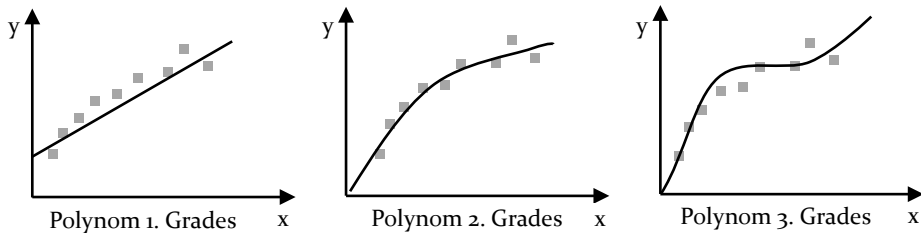


Bild 10: Polynomiale Regression (in Anlehnung an [S1])

Die *k-nächster-Nachbar-Regression* (*K-Nearest-Neighbor Algorithm*, *KNNA*) ermittelt zunächst schon vorhandene Datenpunkte von Einflussgrößen (Features), die den geringsten Abstand zu dem gegebenen Feature aufweisen. Aus den vorhandenen Labels dieser vorhandenen Datenpunkte wird dann das gesuchte Label bestimmt bzw. errechnet. Entscheidende Elemente dieser Methode sind die Anzahl k der zu betrachtenden Nachbarschaftsdatenpunkte sowie die Wahl eines geeigneten Abstands- bzw. Ähnlichkeitsmaßes zwischen den Features [S1].

Decision Tree (DT)-Methoden werden vorrangig für Klassifikationsprobleme verwendet, sind aber auch sehr gut zur Lösung von Regressionsproblemen einsetzbar. Bei dem dortigen maschinellen Lernen wird der Ausgangsdatensatz anhand seiner Eigenschaften schrittweise optimiert aufgeteilt. Der sich ergebende Entscheidungsbaum berücksichtigt beim Durchlaufen bzw. Verzweigen die Eigenschaften (Features) in der Reihenfolge ihrer Trennschärfe und gelangt so effizient zu den Ergebnisknoten (Blättern) des Baumes, die die Labels repräsentieren [S1]. Ein Ergebnisknoten kann einerseits die Klasse der darin dominierenden Labels, andererseits aber auch durch Aggregation der Labelwerte eine numerische Ausgabe liefern.

Bei einer *Random Forest (RF) Methode* handelt es sich um eine Kombination von unterschiedlich erzeugten DTs zu demselben Problem, z. B. in Form von Entscheidungsbäumen unterschiedlicher Tiefe bzw. Granularität [S1].

Die Methode *Support Vector Machine (SVM)* oder auch *Support Vector Regression (SVR)* bzw. *Least Squares Support Vector Machine (LSSVM)* erzeugt eine linear trennende Hyperebene, die sog. Entscheidungsgrenze, welche den Ausgangsdatensatz in zwei Klassen bestmöglich unterteilt. Die Ermittlung dieser Grenze erfolgt „unsupervised“. SVR ist jedoch sowohl für Klassifikations- als auch für Regressionsprobleme einsetzbar. Für letztere bedient sich das Verfahren einer mathematischen Verknüpfung der linear trennenden Hyperebene mit linearen oder auch nichtlinearen Regressionsfunktionen [S1].

Ein Künstliches Neuronales Netz oder *Artificial Neural Network (ANN)* beschreibt ein Netzwerk von miteinander verbundenen künstlichen Neuronen oder *Artificial Neurons (AN)*. Bild 11 veranschaulicht die Struktur eines AN.

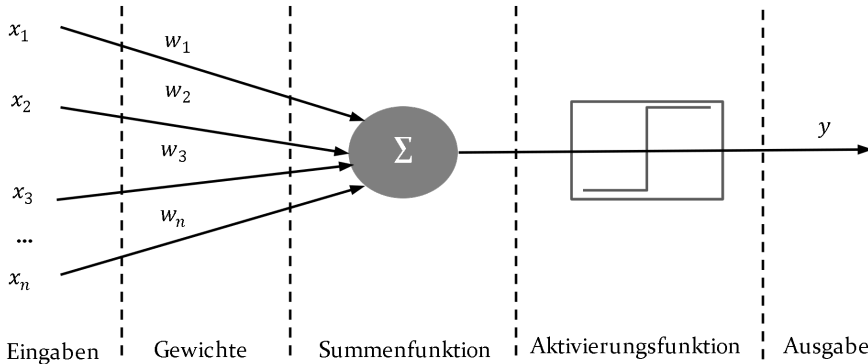


Bild 11: Struktur eines künstlichen Neurons (in Anlehnung an [37])

Jedes AN verarbeitet einen oder mehrere numerische Eingabewerte, denen jeweils eine Gewichtung zugeordnet ist. Zunächst summiert eine Funktion die gewichteten Eingangswerte auf und überträgt das Ergebnis an eine Aktivierungsfunktion. Der Output der Aktivierungsfunktion ist gleichzeitig der Ausgangswert des AN. Die gebräuchlichste Aktivierungsfunktion ist die Rectified Linear Unit (ReLU) [35; 36].

Die Topologie eines ANN beschreibt die Struktur der AN-Verbindungen innerhalb eines ANN [37]. Bezüglich der Topologie unterteilt [37] Feedforward- und Feedback-ANNs. Während jedes AN eines Feedforward-ANN nur einmal aktiviert wird, integrieren Feedback-ANNs Rückkopplungsschleifen [37]. Da Feedback-ANNs meist speziell für Zeitreihenanalysen verwendet werden, stehen sie in dieser Arbeit nicht im Vordergrund. Wie Bild 12 zeigt, bestehen Feedforward-ANNs grundsätzlich aus einer Eingangsschicht, einer Ausgangsschicht und einer oder mehreren verborgenen Zwischenschichten. Die Merkmalswerte der Trainingsdaten werden in die Eingabeschicht eingespeist, während die berechneten Ergebnisse auf der Ausgangsschicht die Labelwerte darstellen. Jedes AN auf einer Schicht ist mit jedem AN der vorhergehenden Schicht verknüpft. Die Anzahl der verborgenen Schichten sowie die Anzahl der AN pro verborgene Schicht sind flexibel und sind charakteristisch für die Topologie. Die Bestimmung der optimalen Anzahl von verborgenen Schichten und der jeweiligen Anzahl von AN für einen bestimmten Anwendungsfall erfolgt nach einem Trial-and-Error-Verfahren [38–43].

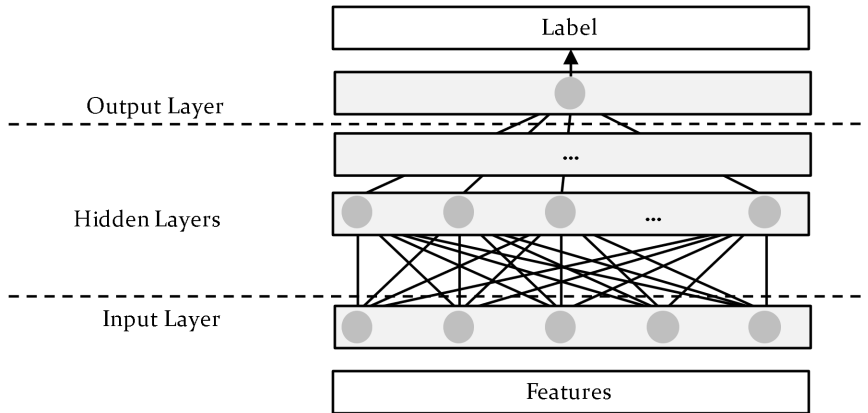


Bild 12: Struktur eines Feedforward-ANN (in Anlehnung an [38])

Ensemble-Lernmethoden kombinieren mehrere gleichartige oder unterschiedliche ML-Algorithmen, was zu der Unterscheidung von homogenen und heterogenen Ensemblemodellen führt [44]. Durch die Kombination mehrerer Modelle ist es möglich, die Schwächen eines einzelnen Modells über die Stärken eines weiteren Modells zu mildern [45]. Zwei bekannte Ensemblemethoden sind das „Boosting“ und das „Bagging“ [46]. Einer der wohl bekanntesten Vertreter ist das XGBoost-Modell [47].

Zur Beurteilung der *Ergebnis- bzw. Vorhersagegüte* von ML-Modellen wird oft auf den MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error) bzw. RMSE (Root Mean Squared Error) sowie auf die mittlere absolute prozentuale Abweichung (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) zwischen n Prognosewerten und zugehörigen realen (Test-)Werten zurückgegriffen [48].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |E_i| \quad (2.1)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i^2 \quad (2.2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i^2} \quad (2.3)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{E_i}{y_i} \right| \quad (2.4)$$

mit Error $E = \hat{y} - y$, $\hat{y}$ als Prognosewert und y als realer Wert

Um Modelle für verschiedene Anwendungsfälle hinsichtlich der Prognosegenauigkeit miteinander zu vergleichen, wird das im Machine Learning ebenfalls häufig verwendete Bestimmtheitsmaß R^2 ($0 \leq R^2 \leq 1$) eingeführt [49]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.5)$$

mit $\bar{y}$ als arithmetisches Mittel der realen Werte

Dieser Ansatz wird u. a. für die Evaluation der in dieser Arbeit entwickelten ML-Modelle verwendet. Dieses allgemeine Gütemaß, das auch bei Regressionsverfahren häufig anzutreffen ist, hilft bei der mathematischen Optimierung des maschinellen Lernmodells und insbesondere bei der Erkennung und Verminderung von Overfitting und Underfitting (vgl. Bild 13).

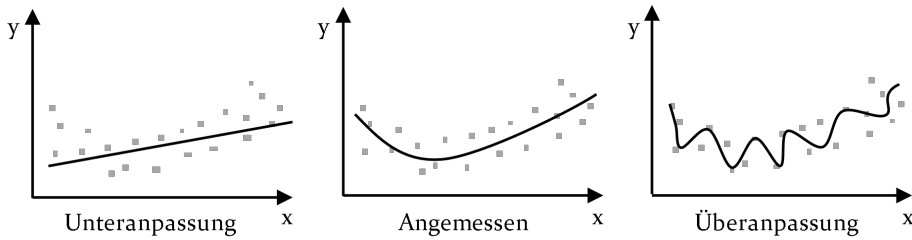


Bild 13: Underfitting und Overfitting (in Anlehnung an [50])

Entweder ist das Modell, also z. B. die Regressionsfunktion, zu komplex (rechts) oder zu vereinfacht (links) im Vergleich zu dem eigentlich in den Daten vorliegenden Zusammenhang (mittig). x repräsentiert hierbei eine Kombination von Eingangsparametern, also von Features, und y die zu prognostizierende Zielgröße.

Das Ziel der *Dimensionalitätsreduktion (DR)* ist es, Features mit einem besonders großen Einfluss auf das Label auszuwählen. Nach [51] differenzieren sich DR-Methoden in Featureauswahl-Methoden und Featureextraktions-Methoden. Featureauswahl-Methoden dienen der Selektion von geeigneten aus einer Menge von verfügbaren Features, während mittels Featureextraktions-Methoden aus verfügbaren Features neue und besser geeignete Features generiert werden [51]. Der Fokus in dieser Arbeit liegt auf der Featureauswahl, welche sich nach [52] weiter in Filter- und Wrappermethoden unterteilen lässt.

Die Korrelationsanalyse (KA) zählt zu den Filter-Methoden und ist eine der am häufigsten verwendeten DR-Methoden im Bereich der Kostenprognose [P4]. Filter-Methoden ordnen generell die verfügbaren Features nach einem festgelegten Kriterium und selektieren dann Features, deren Kriterium einen Schwellenwert übertrifft [P4], [52, 53].

Bei der einstufigen KA wird für jedes verfügbare Feature der Korrelationskoeffizient (KK) nach Pearson zum Label berechnet. Alle Features, deren KK zum Label einen festgelegten Schwellenwert übertreffen, werden ausgewählt. Für den Schwellenwert existiert in der Literatur zur Kostenprognose kein allgemeingültiger Wert. Die zweistufige KA (auch Multikorrelationsanalyse) stellt eine Erweiterung der einstufigen KA dar (vgl. Bild 14).

Sie basiert auf der in der Literatur oft getroffenen Aussage, dass neben dem primären Zusammenhang zwischen dem Label und einem Feature auch ein

niedriger Zusammenhang der ausgewählten Features untereinander der Prognosegüte förderlich ist.

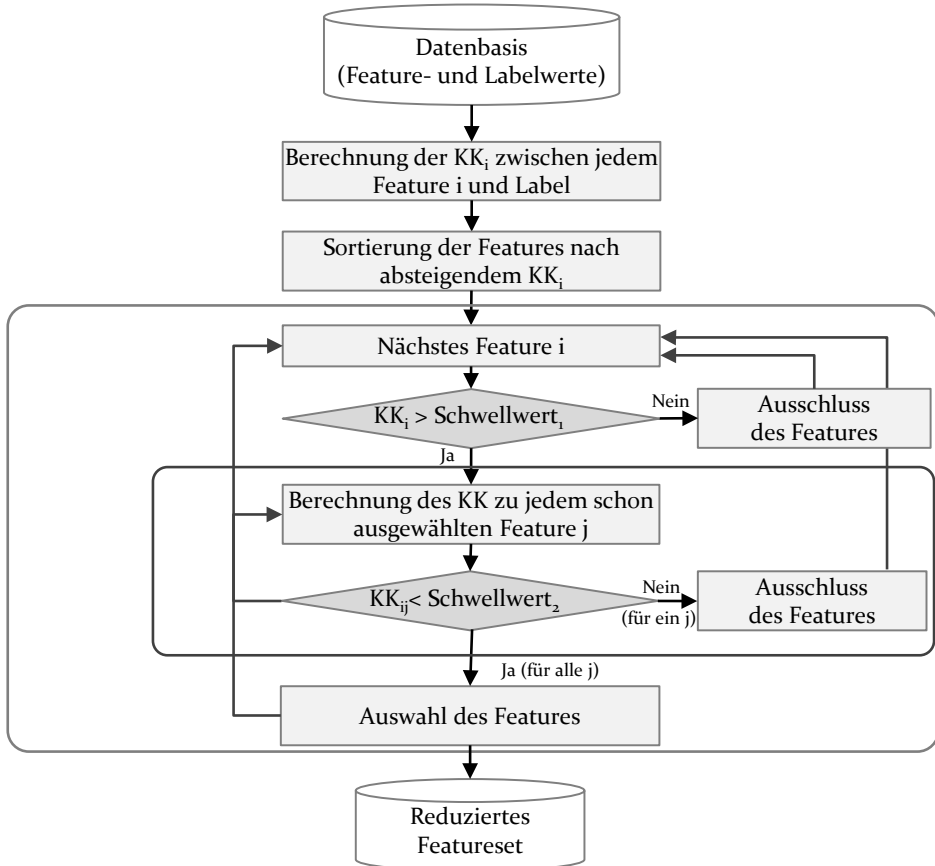


Bild 14: Ablauf der Featureselektion mit zweistufiger Korrelationsanalyse

Während Filter-Methoden den eingesetzten ML-Algorithmus gänzlich unberücksichtigt lassen, beziehen Wrappermethoden diesen in die Featureauswahl ein. Dadurch zielen die Wrappermethoden darauf ab, die Menge an Features auszuwählen, welche in Kombination mit dem speziell betrachteten ML-Algorithmus die beste Prognosegenauigkeit erzielt. Dabei wird eine Vielzahl an Feature-Subsets, d. h. Teilmengen der Menge an verfügbaren Features, untersucht. Da der Rechenaufwand für diese Potenzmenge oft sehr groß ist, wird in dieser Arbeit, wie von [52] und [54] vorgeschlagen, meist die zweistufige KA-Methode oder eine Kombination aus KA und einer Wrappermethode angewendet [52, 53]. Bild 15 zeigt eine derartige Kombination am Beispiel der Featureauswahl für ein ANN.

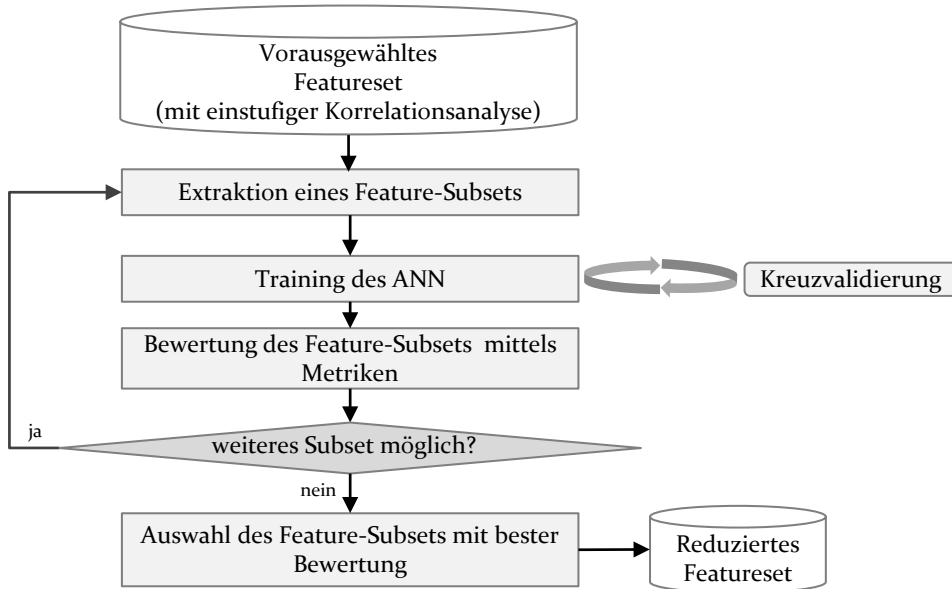


Bild 15: Ablauf der Featureselektion mit Wrappermethode am Beispiel eines ANN

2.3 Cross Industry Standard Process Model for Data Mining

Das Cross Industry Standard Process Model for Data Mining (CRISP-DM) beschreibt ein standardisiertes prozessuales Framework zur Durchführung von Data Mining-Projekten, unabhängig von der Branche und der eingesetzten Technologie [55]. Da auch ML-Projekte zu Data Mining-Projekten zählen, folgt die Entwicklung von ML-Modellen in dieser Arbeit, unter kleinen Anpassungen, dem CRISP-DM.

Das CRISP-DM teilt den Lebenszyklus eines Data Mining-Projekts in die sechs Phasen „Business Understanding“, „Data Understanding“, „Data Preparation“, „Modeling“, „Evaluation“ und „Deployment“ ein [56]. Jede dieser Phasen beinhaltet eine Menge generischer Aufgaben, die allgemein formuliert sind (vgl. Tabelle 1) [55].

Tabelle 1: Generische Aufgaben im CRISP-DM

CRISP-DM Phase	Generische Aufgaben
Business Understanding	• Festlegung von Zielen • Erfassung der Ausgangssituation

Data Understanding	• Sammlung der Daten • Beschreibung der Daten • Untersuchung der Daten • Qualitätsprüfung der Daten
Data Preparation	• Datenbereinigung • Datenkonstruktion • Datenintegration • Datenformatierung
Modeling	• Datenauswahl • Methodenauswahl • Aufstellung des Testdesigns • Aufbau der Modelle
Evaluation	• Test und Ergebnisbewertung • Diskussion
Deployment	• Umsetzungsplanung

Die Phase des *Business Understanding* dient dem Verständnis der Ziele und des Ablaufs des Data Mining-Projekts. Die vier generischen Aufgaben dieser Phase lassen sich im Kontext dieser Arbeit zu zwei projektspezifischen Vorbereitungstätigkeiten zusammenfassen. Die erste betrifft die Festlegung von Zielen und die zweite die Erfassung der Ausgangssituation. Zur Ausgangssituation zählen einerseits die zur Durchführung des Projekts verfügbaren Ressourcen und andererseits die getroffenen Annahmen sowie die Limitationen des Projekts. Bei der Betrachtung der verfügbaren Ressourcen spielen die Daten und die IT-Hardware eine besondere Rolle [56].

Auf die Phase des Business Understanding folgt im CRISP-DM die Phase des *Data Understanding*, in der sich der Analyst mit den Daten vertraut macht. Bei der initialen Datensammlung werden alle benötigten Daten aus ihren unterschiedlichen Quellsystemen exportiert und zusammengeführt, in dieser Arbeit aus den Datenbanken des Cost Engineering eines OEM. Das Ergebnis ist eine große Menge von Rohdatensätzen mit oft vielen Attributen, den Datenfeldern. Die Datenbeschreibung erfolgt insbes. im Hinblick auf die zentrale Frage, ob die gesammelten Daten alle relevanten Anforderungen des Projekts erfüllen. Aus groben Übersichtsauswertungen resultieren erste Hypothesen für die weiteren Analysen. Bei der letzten Aufgabe in der Phase des Data Understanding gilt es, die Qualität der gesammelten Daten zu verifizieren. Dabei werden u. a. Datensätze mit fehlenden und fehlerhaften Elementen identifiziert [56].

Die dritte Phase des CRISP-DM, die Phase der *Data Preparation*, umfasst alle Aktivitäten zur Generierung der final aus den Rohdaten weiterzuverwendenden Datensätze. Während der Datenbereinigung behebt der Analyst die in der vorherigen Phase des Data Understanding festgestellten Qualitätsdefizite der Rohdaten. Dabei werden Datensätze mit fehlenden oder ungültigen Daten gelöscht, korrigiert oder ergänzt. Eine Erweiterung um neue Attribute kann z. B. durch Ableitung aus vorhandenen Attributen oder durch Überführung kategorialer Attribute in numerische erfolgen. Daneben können bei der Datenintegration u. a. Datenelemente aus verschiedenen Datenschemata zusammengefügt werden, um neue Datensätze zu erzeugen. Die Aufgabe der Formatierung besteht darin, die Daten für nachfolgende Phasen im CRISP-DM passend zu strukturieren oder aufzuteilen [56].

Im Rahmen der Phase des *Modeling* entwickelt man oft mehrere Data Mining-Modelle zur Datenanalyse. In dieser Arbeit umfasst diese zentrale Phase die Erstellung und experimentelle Untersuchung verschiedenster ML-Modelle. Im originären CRISP-DM ist die Phase des Modeling mit der Phase der Data Preparation rückgekoppelt, weil bestimmte Methoden bzw. Algorithmen unterschiedliche Anforderungen an die Daten stellen, sodass oft spezifische Anpassungen der Daten notwendig sind [56].

In der fünften Phase des CRISP-DM, der *Evaluation*, liegt der Fokus dieser Arbeit auf meist quantitativen Bewertungen und Vergleichen der Testergebnisse bei der Anwendung der in der vorhergehenden Phase entwickelten ML-Modelle. Dies erfolgt einerseits in Experimentierumgebungen sowie andererseits im Rahmen von Fallstudien aus der Unternehmenspraxis. Die Ergebnisse der Evaluierung werden schließlich diskutiert, insbes. im Hinblick auf die gesteckten Ziele des Forschungsprojekts. Das Ziel der Diskussion ist es, Schwächen der Methoden aufzudecken und zu erklären [56].

Abschließend betrachtet das *Deployment* die Umsetzung der ML-Ansätze und -lösungen in einem gegebenen Beispielunternehmen. Zum Deployment gehören im CRISP-DM neben der organisatorischen und technischen Einführung der ML-Modelle in den operativen Bereich auch die Vermittlung der damit potenziell erzielbaren Ergebnisse an die Beteiligten sowie die Dokumentation des Einführungsprozesses [56]. Da ein reales Deployment und das zugehörige Change-Management längere Zeit, oft in Jahren gemessen, umfassen kann, wird im Rahmen dieser Arbeit abschließend in

einer empirischen Betrachtung aufgezeigt, welche Perspektiven die behandelten intelligenten Systeme in der Unternehmenspraxis bieten. Diese Perspektiven erfassen einerseits schon teilweise vorhandene Erfahrungen und andererseits Einschätzungen zu dem Potenzial der in der Literatur dominierenden Methoden sowie der in dieser Forschungsarbeit entwickelten ML-Lösungen.

3 Exploration von Machine Learning-Bausteinen zur Kostenprognose

In diesem Kapitel wird zunächst der State of the Art intelligenter Kostenprognosemethoden für zu beschaffende Teile in der Fertigungsindustrie eruiert. Dies erfolgt über eine strukturierte Literaturanalyse, bei der Methoden des Natural Language Processing (NLP) bzw. Text Mining eingesetzt werden. Auf der Basis dieser Erkenntnisse und insbesondere erkannter Defizite werden konstruktive Bausteine für intelligente Kostenprognosemodelle identifiziert. Diese Modelle beinhalten Methoden zur intelligenten Kostenprognose, Methoden zur Dimensionalitätsreduktion, Methoden zur mehrstufigen Kostenprognose und Methoden zur Interpretation einer ML-basierten Kostenanalyse. Anschließend wird eine Kombination von methodischen Bausteinen ausgearbeitet, die für eine prädiktive Analytik zur Abschätzung von Beschaffungskosten als am besten geeignet angesehen wird (best practice design).

Im anschließenden Kapitel 4 der Arbeit zeigen dann Fallstudien aus der Automobilindustrie, inwieweit die entwickelten Ansätze in der Praxis anwendbar sind sowie unter welchen Bedingungen und zu welchem Grad sie als „best practices“ bezeichnet werden können. Dazu werden nach der Entwicklung und Optimierung von diversen ML-Modellen diese Ansätze anhand von ausgewählten Use Cases für Bauteile und Baugruppen experimentell erprobt und in Vergleichsstudien sowohl die Ergebnisse wie auch die zugrundeliegenden Methoden evaluiert.

3.1 Methodik der Literaturanalyse zum State of the Art

Eine Literatursuche dient der Exploration von Bausteinen des Machine Learning zur Kostenprognose und deren Einordnung in einen theoretischen Rahmen. Sie gliedert sich in drei Phasen (vgl. Bild 16). Dabei umfasst die Phase der Literatursuche und -auswahl (LSA) sieben Schritte (vgl. Bild 17).

Sowohl der erste als auch der letzte Schritt konzentrieren sich auf die Literatursuche, während die anderen Schritte die Literatursuche zum Ziel

haben. Im ersten Schritt findet eine Recherche in sieben wissenschaftlichen Literaturdatenbanken. Die dabei verwendeten Suchbegriffkombinationen können dem Anhang (vgl. Tabelle 10) entnommen werden. Im zweiten Schritt der LSA werden Duplikate und Artikel „exotischer“ Dokumenttypen aus der Ausgangsmenge von Artikeln entfernt. Dublettenartikel sind entweder Artikel, die in verschiedenen Literaturdatenbanken enthalten oder in mehreren Versionen veröffentlicht sind. Exotische Dokumenttypen sind zum einen durch einen nichtwissenschaftlichen Charakter, wie z. B. Zeitungsartikel, oder zum anderen durch eine geringe thematische Spezifität, wie z. B. Lehrbücher, charakterisiert. Ziel des dritten Schrittes ist es, einen Überblick über die verschiedenen in der Literatur adressierten Themen zu erhalten, um das weitere Vorgehen bei der Literatursauswahl festzulegen. Aufgabe der nächsten beiden Schritte der LSA ist eine Ähnlichkeitsanalyse. Im vierten Schritt wird eine textuelle Repräsentation jedes Artikels durch Verkettung des Titels und der Zusammenfassung erstellt. Der fünfte Schritt erweitert diese textuelle Charakterisierung, indem auch der Volltext berücksichtigt wird. Im sechsten Schritt der LSA werden relevante Artikel unter zusätzlicher Berücksichtigung von aus den Volltexten extrahierten Schlüsselwörtern selektiert. Der siebte Schritt der LSA umfasst schließlich eine Vorwärts- und eine Rückwärtssuche nach [57], um den Suchraum zu erweitern. Damit werden auch relevante Quellen entdeckt, die durch die originären Suchbegriffe nicht identifizierbar sind. Es schließen sich daran eine analoge Filterung und Ähnlichkeitsanalyse an.

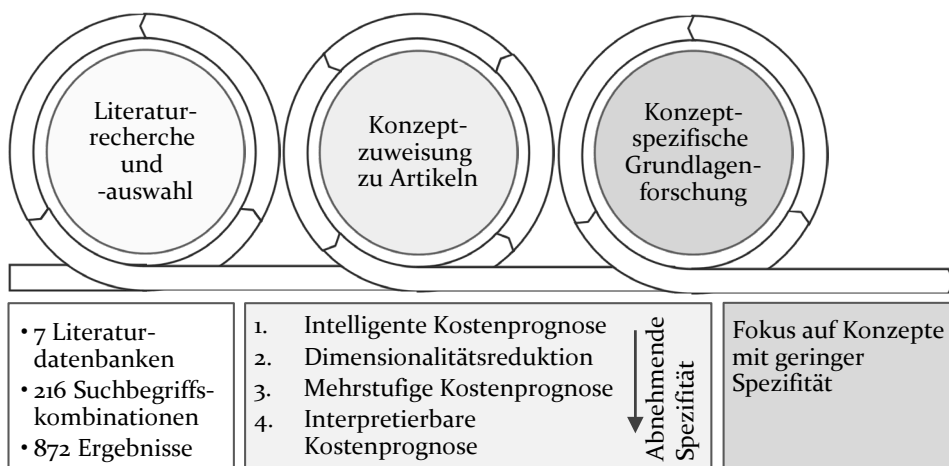


Bild 16: Phasen der Literatursauswertung (in Anlehnung an [P4])

Die LSA dient schließlich der Strukturierung der identifizierten Forschungsliteratur. Dazu wird in Anlehnung an [57] eine Konzeptmatrix erstellt (vgl. Bild 18). In dieser Phase der Literaturauswertung differenziert man die Quellen einerseits nach Methodentypen und andererseits nach dem Bezug zur Automobilbranche (Spezifität).

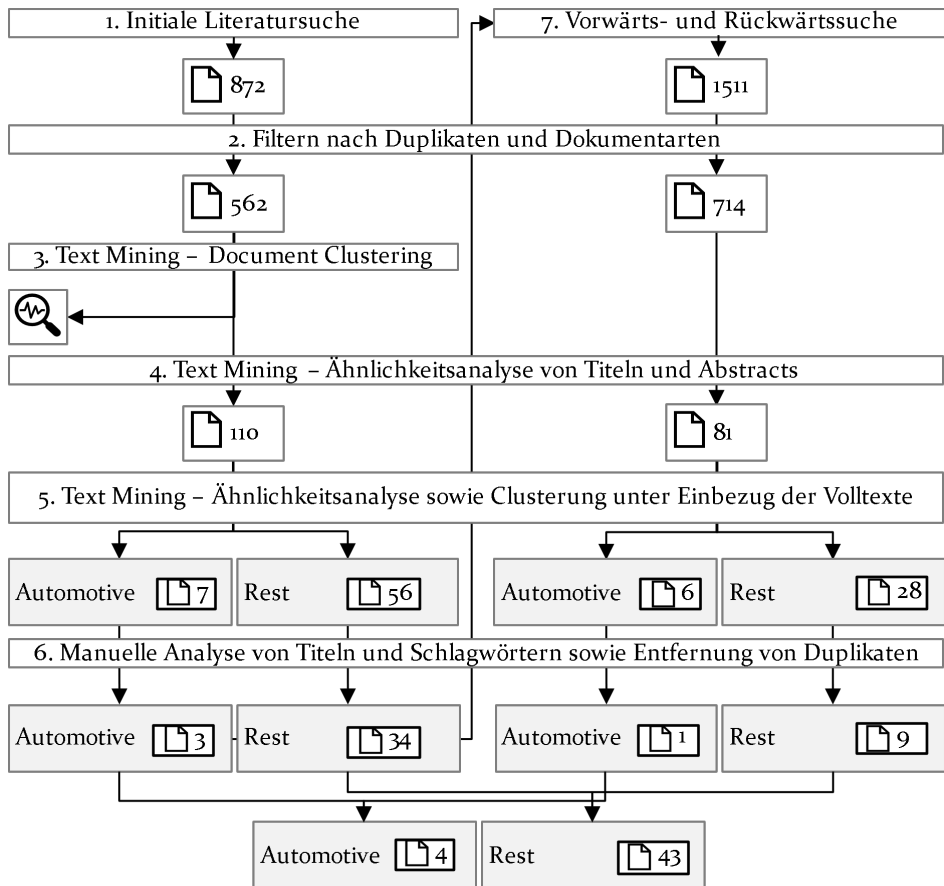


Bild 17: Prozess der Literatursuche und -auswahl (in Anlehnung an [P4])

In diese Konzeptmatrix sind die recherchierten wissenschaftlichen Publikationen nach dem Bezug zu vier definierten und hier besonders interessierenden Methodentypen eingeordnet (Zeilen der Konzeptmatrix). Die beiden Spalten unterscheiden die Artikel nach einem Bezug zur Automobilindustrie oder zu sonstigen Anwendungsdomänen.

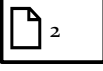
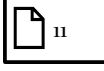
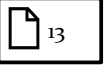
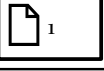
	Automotive  4	Sonstige  43	Summe
1. Intelligente Kostenprognose	 4	 43	 47
2. Dimensionalitätsreduktion	 2	 11	 13
3. Mehrstufige Kostenprognose	 0	 1	 1
4. Interpretierbare Kostenprognose	 0	 4	 4

Bild 18: Ergebnisse der Literaturlauswertung nach Konzepten (in Anlehnung an [P4])

Eine weiter gehende Beschreibung der skizzierten Literaturlauswertung kann [P4] entnommen werden.

3.2 Ergebnisse zur intelligenten Kostenprognose

Sämtliche 47 in der Literaturlauswertung extrahierten Artikel befallen sich mit intelligenten Kostenprognosemethoden (IKPM). Im Folgenden werden die Merkmale der in der Literatur am häufigsten adressierten ML-Methoden beschrieben. Sämtliche IKPM zielen darauf ab, eine Beziehung zwischen Produktmerkmalen und dem Kostenwert herzustellen (Cost Estimation Relationship, CER).

Regressionsalgorithmen

In 21 der untersuchten Artikel werden RA als IKPM angewendet. In fast allen Studien der gefundenen Literatur weisen nichtlineare RA eine höhere Genauigkeit als lineare RA auf, da lineare Ansätze zu stark vereinfachen. Z. B., wenn 1 kg Kunststoff x € kostet, dann kostet 1 kg Kunststoffrohbauteil den Materialpreis x € multipliziert mit einem Faktor y (vgl. u. a. [P5-P8]). [58–64] begründen dies mit der Unfähigkeit von linearen RA, die komplexen CERs, wie sie in Produkten wie einem Automobil oder auch dessen Komponenten auftreten, zu berücksichtigen. Lineare RA vernachlässigen daher die Wechselwirkungen zwischen den Merkmalen [59, 63, 65]. Außerdem sind mit den durch lineare RA geschätzten Kosten hohe Fehler bei niedrigen Kostenwerten verbunden [59]. Der Grund für diesen Mangel ist eine

Fehlerfunktion, die absolute Fehler anstelle von relativen Fehlern berücksichtigt [66].

Anwendungsfelder der linearen RA sind daher vornehmlich Kostenschätzungen mit einer geringen Komplexität, d. h. einer geringen Anzahl von Merkmalen [66], bei denen diese eine hohe Auswirkung auf den Kostenwert [59] und keine Merkmalsinteraktionen aufweisen [59, 66]. Zusätzlich muss der Typ der CER bekannt sein [58, 59, 67–69].

Artificial Neural Networks

ANNs werden in 45 der untersuchten Artikel erwähnt. Es scheint also, dass ANNs die am häufigsten adressierte IKPM sind. Die Eigenschaften von ANNs werden unter den Aspekten Datenanforderungen, Netzwerktopologie und Trainingsalgorithmen diskutiert sowie Vor- und Nachteile betrachtet.

Die Datenanforderungen stellen ein großes Problem dar, da Kostendaten kritische Daten für die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen und daher für die Forschung nicht leicht zugänglich sind [41]. Da wenige Trainingsdaten zu einer geringen Genauigkeit der ANNs führen [64], ist eine große Anzahl von Trainingsdaten [42, 58, 61, 64, 70], mit einer hohen Varianz der Kostenwerte anzustreben [66]. Dennoch haben ANNs im Gegensatz zu RA auch bei relativ wenigen Trainingsdaten und allgemein geringerer Vorhersagegenauigkeit ein stabileres Prädiktionsverhalten [71].

Zwischen der Netzwerktopologie und der Vorhersagegenauigkeit eines ANN findet sich in der Literatur kein eindeutiger Zusammenhang. Viele Autoren sind sich darüber einig, dass im Allgemeinen eine schlanke Netzwerktopologie mit einer geringen Anzahl von Merkmalen, die einen hohen Einfluss auf den Kostenwert haben, zu einer hohen Genauigkeit von ANNs beiträgt [42, 64, 66, 68, 72]. Im Gegensatz dazu ist die Beziehung der Anzahl der verborgenen Schichten zur Anzahl der Neuronen pro verborgene Schicht nicht eindeutig. Daher ist eine gute Netzwerktopologie individuell zu bestimmen. In der Literatur geschieht dies meist durch „trial and error“ [39–42, 59, 61, 65, 67–69, 71, 73–75]. Dabei werden ANNs mit unterschiedlichen Netztopologien trainiert und anhand ihrer Vorhersagegenauigkeit verglichen. [76] und [77] bestimmen die Netztopologie versuchsweise mithilfe von Algorithmen, wie z. B. dem Flex Net-Algorithmus und der Particle Swarm Optimization [P7].

Trainingsalgorithmen werden in der Literatur in mehreren Formen beschrieben, jedoch selten im Hinblick auf Ergebnisse in der Praxis verglichen. Hinsichtlich der Vorhersagegenauigkeit eines ANN umfasst die Gruppe der besten Trainingsalgorithmen den Backpropagation-Algorithmus, den Resilient Backpropagation-Algorithmus [69], den Levenberg-Marquardt-Algorithmus [39, 61, 71], den Skalierten-Konjugierten-Algorithmus [39] und den Genetischen Algorithmus [78].

Die Trainingsalgorithmen sind auch für zwei Nachteile der ANNs verantwortlich. Zum einen sind diese Algorithmen nur in der Lage, lokale Minima der Fehlerfunktion aufzusuchen [59, 65, 78]. Es besteht somit die Gefahr, das globale Minimum der Fehlerfunktion zu verfehlen. Andererseits besteht insbesondere bei ANNs mit mehreren verborgenen Schichten auch das Risiko der Überanpassung, die die Vorhersagegenauigkeit für Merkmalskombinationen außerhalb der Trainingsdaten reduziert [66]. Neben diesen Nachteilen erfordert die Verwendung von ANNs eine hohe IT-Kompetenz, viel Zeit für die Implementierung und umfangreiche Ressourcen für das Training [64, 69, 73, 77].

Dennoch lohnt sich dieser Aufwand, wenn die Anzahl der zu berücksichtigenden Merkmale hoch ist. Da die Vorhersagegenauigkeit von ANNs nicht unter einer hohen Anzahl von Merkmalen leidet [58, 59, 64, 67], eignen sich ANNs als IKPM für komplexere Produkte [P2, P7, P9]. Zudem muss der Typ der CER nicht bekannt sein [43, 59, 64]. Darüber hinaus sind ANNs in der Lage, bei nichtlinearen CERs gute Ergebnisse zu erzielen [39, 64, 69, 79]. Diese Fähigkeit wirkt sich auch positiv auf die Genauigkeit für extreme Kostenwerte aus [63]. Ein Grund für diese Vorteile besteht darin, dass ein ANN kein regelbasiertes, sondern ein wissensbasiertes IKPM ist [70].

Support Vector Machines

Neben den RA und ANNs werden in vier der 47 untersuchten Artikel in jüngerer Zeit SVMs als IKPM angewandt. [71] verwenden hierzu erstmals ein auf Kostenprognosen abzielendes SVM-Modell.

Die Literatur zu SVMs als IKPM beschränkt sich auf Least-Squares-SVMs. Hinsichtlich der Vorhersagegenauigkeit erzielen Least-Squares-SVMs in Fallstudien aus der Literatur bessere Ergebnisse als ANNs [63, 65, 71, 73]. Die Vorteile von SVMs im Vergleich zu ANNs sind niedrige Ressourcenkosten, kein lokales Minimumproblem [59, 65, 71] und eine höhere Stabilität

der Genauigkeit bei relativ wenigen Trainingsdaten [71]. Die Optimierung der Parameter erfolgt mittels Rastersuche, also ähnlich dem „trial and error“ Verfahren [65, 71, 73].

Differenzierung der Trainingsdaten

Im Allgemeinen gibt es für alle oben genannten IKPM zwei Möglichkeiten, Trainingsdaten zu Optimierungszwecken in Untermengen zu teilen. Bei der ersten Option werden die Trainingsdaten grob nach der Branche, aus der die Daten stammen, differenziert, so dass die IKPM die Kosten für jede Komponente, die aus dieser Branche stammt, besser vorhersagen können. Bei der zweiten Option werden die Trainingsdaten in homogene Untergruppen unterteilt. Schließlich wird für jede dieser Gruppen eine IKPM trainiert [39, 80, 81].

In der Literatur zu IKPM werden die Trainingsdaten so differenziert wie möglich dargestellt [66, 75, 81, 82]. Im Falle der ersten Option der Differenzierung verwendet man gemeinsame Merkmale der Komponenten als Merkmale für IKPM [80], während man im Falle der zweiten Option Merkmale für jede Untergruppe individuell ausgewählt [80]. Diese individuelle Merkmalsauswahl führt zu einer verbesserten Vorhersagegenauigkeit [66, 80]. Dennoch ist es für die zweite Differenzierungsoption wichtig, dass die Gruppen für das Modelltraining groß genug bleiben [80].

In einer Gesamtbetrachtung übertreffen in den Literaturquellen SVMs die ANNs und RA hinsichtlich der Vorhersagegenauigkeit, da sie offenbar die Vorteile von ANNs und RA kombinieren. Einerseits prognostizieren SVMs sehr gut Kostenwerte aus einer hohen Anzahl von Merkmalen. Andererseits weisen sie wie RA-Modelle eine hohe Prozessstabilität bei der Prognose auf. Zudem sind SVM-Modelle relativ einfach zu konstruieren und zu trainieren. Im Gegensatz dazu sind RA nur für eine geringe Anzahl von Merkmalen und für CERs geeignet, deren Form bekannt ist. In der Automobilindustrie, wo die Teile und Baugruppen sehr fortschrittlich und komplex sind, sind diese Bedingungen nicht erfüllt. Daher werden in der vorliegenden Arbeit ANNs und SVMs für die Experimente und Fallstudien zur Kostenschätzung bevorzugt. Alternative IKPM wie Entscheidungsbäume oder Nearest-Neighbors-Algorithmen werden in der Literatur überhaupt nicht untersucht. Sie weisen jedoch viele Gemeinsamkeiten mit SVMs auf. Aus diesem Grund werden diese in den späteren Untersuchungen ebenfalls berücksichtigt.

3.3 Ergebnisse zur Dimensionalitätsreduktion

DRM zielen im Allgemeinen darauf ab, die Anzahl der Features zu reduzieren, die als Eingabeparameter für das Training und den Einsatz eines ML-Modells erforderlich sind. 13 der 47 untersuchten Artikel befassen sich mit DRM im Kontext der IKPM. Insgesamt werden jedoch nur wenige unterschiedliche DRM berücksichtigt. Daher scheinen DRM ein noch großes Forschungspotenzial zur Verbesserung der IKPM zu haben [68, 80, 83]. Wang [42] sieht in DRM sogar eine entscheidende Voraussetzung für zukünftige intelligente Kostenprognosesysteme. Bei allen IKPM werden DRM zur Auswahl nicht-korrelierender Merkmale [59], zur Reduktion der Komplexität und schließlich zur Erhöhung der Vorhersagegenauigkeit eingesetzt [66, 68, 72]. Aufgrund des schmalen Spektrums von DRM in der selektierten Literatur wird eine weiter gefasste Analyse der Quellen durchgeführt. Allgemein zeigt sich, dass DRM am ehesten bei IKPM für Softwareprodukte eingesetzt werden [84, 85]. Im Folgenden werden fünf DRM aus der untersuchten Literatur hinsichtlich ihrer Vor- und Nachteile für IKPM verglichen. Bild 19 unterscheidet diese DRM nach der Klassifikation von [51, 52, 86].

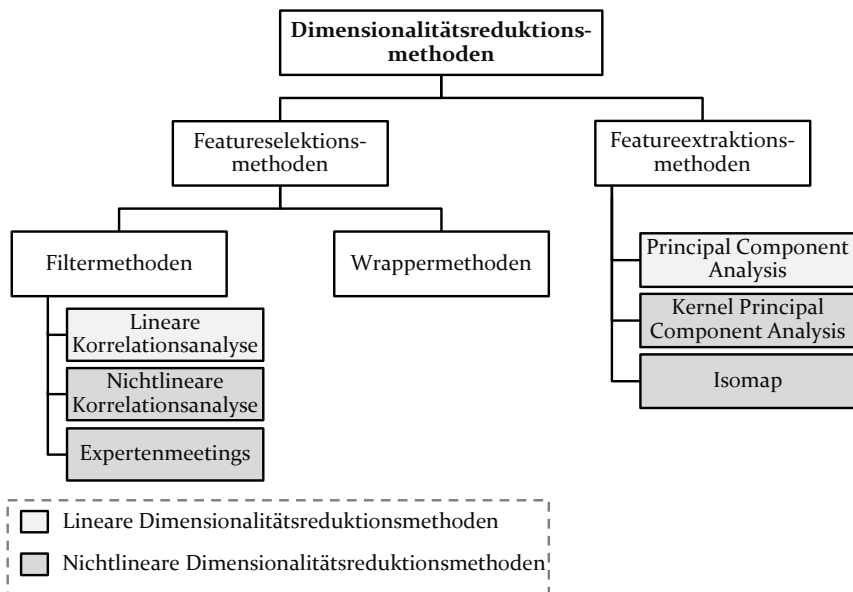


Bild 19: Methoden zur Dimensionalitätsreduktion

Während Featureselektionsmethoden geeignet sind, einen Teil aus einer größeren Menge verfügbarer Features auszuwählen, transformieren

Featureextraktionsmethoden eine Anzahl von Features in eine neue und kleinere Menge von abgeleiteten Features. Featureselektionsmethoden werden in Filtermethoden und Wrappermethoden unterteilt. Filtermethoden ordnen die Merkmale nach einem Kriterium und wählen die am höchsten eingestuft aus. Wrappermethoden hingegen berücksichtigen das ML-Modell und wählen die Merkmale aus, die die höchste Vorhersagegenauigkeit des Modells erzeugen. Ähnlich wie bei der Unterteilung von RA befassen sich lineare DRM nur mit linearen Wechselbeziehungen zwischen Merkmalen, während nichtlineare DRM auch nichtlineare Wechselbeziehungen berücksichtigen.

Expertenworkshops

[70] verwenden in ihrer Fallstudie Expertentreffen als Methode zur Merkmalsauswahl. Dabei bestimmen Kostenanalysten aufgrund ihrer Erfahrung die signifikanten Merkmale. Die Methode hat zwei wesentliche Nachteile. Zum einen beinhaltet die Merkmalsauswahlmethode nicht den betrachteten ML-Algorithmus. Zum anderen ist die Methode aufgrund der rein qualitativen und subjektiven Entscheidungsfindung sehr fehleranfällig sowie zeitaufwändig.

Korrelationsanalyse

Die am häufigsten angewendete DRM ist der Filteransatz der Korrelationsanalyse (KA). Dieser wird in insgesamt fünf Artikeln behandelt [39, 54, 59, 63, 69]. Die Korrelationsanalyse verwendet den Pearson-Korrelationskoeffizienten für die Einstufung und Auswahl der Merkmale. Daher verliert die Korrelationsanalyse bei nichtlinearen Zusammenhängen ihre Bedeutung. Diesen Nachteil könnte man bei einer vorhergehenden Aussonderung nichtlinearer Merkmale vermeiden, was jedoch dann die Prognosegenauigkeit stark beeinträchtigt [87].

Wrappermethoden

In der analysierten Literatur wenden [63] eine Wrappermethode für die Merkmalsauswahl an. Im Gegensatz dazu werden Wrappermethoden häufiger im Zusammenhang mit IKPM für Softwareprodukte betrachtet [84]. In [88] wird sogar festgestellt, dass Wrappermethoden zu den besten Methoden zur Merkmalsauswahl gehören, da sie die Bedeutung der Merkmale anhand der Vorhersagegenauigkeit des ML-Algorithmus bewerten. Die

Einbeziehung des ML-Algorithmus macht die Methode jedoch insbesondere bei einer hohen Anzahl von Merkmalen sehr rechen- und zeitaufwändig [84].

Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis, PCA)

Im Gegensatz zu den schon erwähnten DRM-Varianten schneidet die Hauptkomponentenanalyse (PCA) in der IKPM-Literaturanalyse eher schlecht ab. Nur einer der 14 Artikel, die sich mit DRM-Konzepten befassen, nähert sich der PCA [89]. Bei der PCA stellt jeder Trainingsdatensatz mit seinen Merkmalswerten einen Datenpunkt in einem Koordinatensystem dar. Bei der Anwendung der PCA wird das Koordinatensystem in ein Koordinatensystem mit gleicher oder geringerer Dimensionalität transformiert. In dem neuen Koordinatensystem werden die Unterschiede zwischen den Datenpunkten so weit wie möglich durch sog. Hauptkomponenten erklärt. Diese fassen hochkorrelierende Variablen, wie z. B. Bauteil-Volumen, projizierte Fläche, Bauteil-Nettogewicht, Bauteil-Bruttogewicht und Maschinenschließkraft, zusammen. Die Hauptkomponenten bilden die Achsen des neuen transformierten Koordinatensystems, in das die Datenpunkte nun abgebildet werden.

Die PCA stellt zwei Anforderungen an die Daten. Zum einen müssen sie so skaliert sein, dass die Gewichtungen der verschiedenen Merkmale gleich und unabhängig von ihrem Wertebereich und ihrer Maßeinheit sind. Zum anderen müssen die Hauptkomponenten der Daten orthogonal sein [90]. Hinsichtlich der Orthogonalität der Hauptkomponenten gibt es in der Literatur keine klare Aussage für Kostendaten. Da die PCA zu den linearen DRM gehört, berücksichtigt die PCA zudem keine nichtlinearen Wechselbeziehungen zwischen den Merkmalen [90]. Laut der Fallstudie von [85] haben jedoch im Zusammenhang mit IKPM für Softwareprodukte nichtlineare Featureextraktionsmethoden keine Vorteile gegenüber linearen Featureextraktionsmethoden. Eine dieser nichtlinearen Featureextraktionsmethoden ist die Kernel Principal Component Analysis (KPCA), eine spezielle Art der PCA. Nachteilig ist, dass Featureextraktionsmethoden im Allgemeinen die Anzahl der notwendigen Merkmale nicht effektiv reduzieren, da sie nur gegebene Merkmale der Trainingsdaten in einen neuen, kleineren Satz von Merkmalen transformieren. Daher müssen für zukünftige Vorhersagen alle ursprünglich gegebenen Merkmale verfügbar sein, um die transformierte kleinere Menge von Merkmalen zu berechnen.

Isomap

Neben der KPCA zählt auch der Isomap-Algorithmus zu den nichtlinearen Featureextraktionsverfahren. Der Isomap-Algorithmus führt eine ähnliche Transformation wie die PCA durch. Im Gegensatz dazu werden bei dieser Transformation jedoch auch nichtlineare Beziehungen zwischen Merkmalen berücksichtigt. Dabei werden nichtlineare Abstände zwischen Datenpunkten im ursprünglichen Koordinatensystem durch lineare Abstände der Datenpunkte im resultierenden Koordinatensystem beschrieben. Die Ergebnisse der LSA deuten auf eine sehr geringe Anwendung von Isomap hin. Nur Turhan et al. [85] verwenden den Isomap-Algorithmus im Zusammenhang mit IKPM, allerdings speziell für Softwareprodukte. Ein Grund mag sein, dass die Funktionsfähigkeit des Isomap-Algorithmus durch Lücken in den Daten und Ausreißer stark beeinträchtigt wird [86].

In Bezug auf DRM müssen die aufgeführten Methoden der Merkmalsauswahl und der Merkmalsextraktion differenziert betrachtet werden, obwohl man sie oft in Kombination verwendet. Üblicherweise folgt eine Merkmalsextraktionsmethode einer Merkmalsauswahlmethode.

Obwohl die KA die in der Literatur am häufigsten verwendete Merkmalsauswahlmethode ist, ist sie für die Kostenschätzung in der Automobilindustrie nicht ideal. Der Hauptgrund dafür ist, dass bei komplexen Produkten wie Fahrzeugen oft nichtlineare Zusammenhänge zwischen Kostentreibern und Kostenwerten auftreten, die durch die Korrelationsanalyse nicht erfasst werden können. Daneben findet man in den Literaturstudien keine Wrappermethoden im Kontext der Kostenschätzung von Fertigungsteilen. Einige Quellen weisen auf ein hohes Potenzial zur Verbesserung der Genauigkeit von IKPM im Anwendungsbereich der Software-Kostenschätzung hin. Auch ist durch die Anwendung von Wrappermethoden nicht garantiert, dass die Anzahl der Merkmale wirklich reduziert wird, z. B. für den Fall, dass sich eine auch kleine Steigerung der Vorhersagegenauigkeit ergibt, wenn sämtliche verfügbaren Merkmale Berücksichtigung finden.

Merkmalsextraktionsmethoden werden in der Literatur kaum bei IKPM in der Fertigungsindustrie angewandt. Man verwendet hier Merkmalsextraktionsmethoden meist nur für hochdimensionale Daten wie Bilddaten.

3.4 Ergebnisse zur mehrstufigen Kostenprognose

Die mehrstufige Kostenprognose (MKP) ist das in der untersuchten Literatur am wenigsten behandelte Konzept. Nur ein Artikel diskutiert die MKP ansatzweise. Daher werden die Anforderungen der MKP mit dem Forschungsgebiet des Multitask Learning (MTL), das sich in der Grundlagenliteratur findet, in Verbindung gebracht.

Die MKP zur Kostenschätzung für Erzeugnisse ist ein schrittweises Vorgehen über verschiedene Produktionsstadien hinweg. Grundlage ist eine Konstruktionsstruktur, wie sie Bild 20 zeigt.

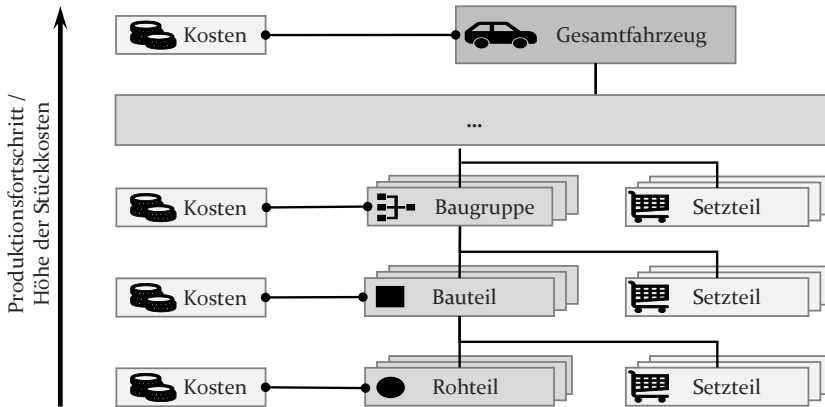


Bild 20: Konstruktionsstruktur (in Anlehnung an [91])

Die Konstruktionsstruktur setzt sich aus Baugruppen zusammen, die wiederum aus verschiedenen Bau- und Rohteilen sowie Setzteilen bestehen. Setzteile sind dabei Zukaufteile eines Sublieferanten (ab Tier 2) die zur Funktionserfüllung beitragen. Die Fertigungsstadien erstrecken sich von untergeordneten zu übergeordneten Komponenten. In der vorliegenden Arbeit wird der Begriff Komponente als Sammelbegriff für Baugruppen, Bauteile und Rohteile verwendet. Die Stückkosten einer Komponente setzen sich aus den Stückkosten aller untergeordneten Komponenten zusammen. Somit steigen die Stückkosten von niedrigen zu hohen Hierarchiestufen in der Konstruktionsstruktur.

Nach [92] abstrahiert ein System, das MTL verwendet, von einzelnen Aufgaben, so dass auch das Lösen ähnlicher Aufgaben gefördert wird. Diese Arbeit verwendet zum einen die MTL-Klassifikation nach [93], bei der ein

ML-Modell für die Ausführung mehrerer Aufgaben trainiert wird. Im vorliegenden Fall sind das die Kostenschätzungen für jede Komponente. Zum anderen werden MTL in Bezug auf ANNs von [94] in harte und weiche Parameter unterteilt (vgl. Bild 21).

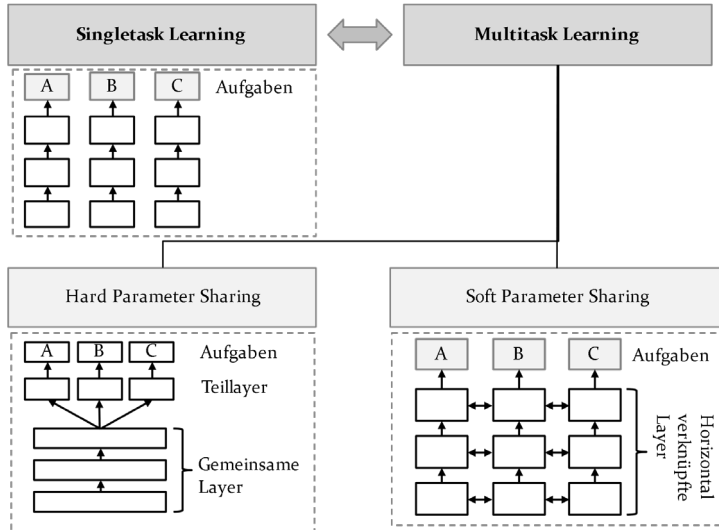


Bild 21: Abgrenzung von MTL (in Anlehnung an [94])

Beim Hard Parameter Sharing werden für sämtliche unterschiedliche Aufgaben gemeinsam die Eingabeschicht und alle verborgenen Schichten verwendet. Lediglich die Ausgabeschicht ist in mehrere aufgabenspezifische Bereiche aufgeteilt. Beim Soft Parameter Sharing wird hingegen, ähnlich dem Singletask Learning (STL), zunächst für jede Aufgabe ein spezifisches ANN erstellt. Der Unterschied zum STL ist, dass die Gewichte in den verborgenen Schichten über die ANNs hinweg miteinander verknüpft sind, zum Beispiel über Regularization, so dass sich beim Training eines ANNs die Gewichte in den übrigen ANNs angleichen [95]. In der Literatur findet sich eine weitere Differenzierung der skizzierten groben Unterteilung des MTL mit einer Vielzahl spezifischer MTL-Methoden.

Parallele maschinelle Lernsysteme

Die erste betrachtete Methode der mehrstufigen Kostenprognose basiert auf dem Lernen von Einzelaufgaben. Nach der Methode der parallelen ML-Systeme wird für jede Aufgabe ein individuelles und unabhängiges ML-System aufgebaut. Obwohl ein Teil jeder Aufgabe gleich ist, profitieren die verschiedenen ML-Systeme nicht voneinander. [59] wenden die Methode der

parallelen ML-Systeme in ihrer Fallstudie unerschwerig an, indem sie die Stückkosten von Blechteilen nach zwei Produktionsschritten schätzen.

In der beispielhaften Darstellung von Bild 22 geht die Kostenschätzung des Rohteils in die Kostenschätzung der übergeordneten Komponenten ein, während das Ergebnis eines einzelnen ML-Systems nicht die anderen ML-Systeme beeinflusst.

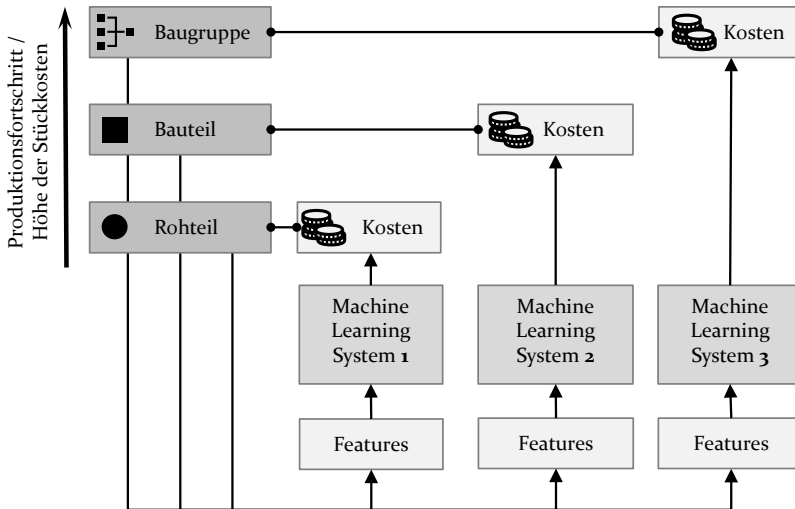


Bild 22: Parallele maschinelle Lernsysteme

Die Vorteile der Methode der parallelen ML-Systeme werden erst im Vergleich mit den Methoden der MKP deutlich, die im Folgenden erläutert werden. Da die ML-Systeme unabhängig sind, können die Kosten für einzelne Komponenten auch vorhergesagt werden, ohne vorher die Kosten von untergeordneten Komponenten prognostizieren zu müssen. Darüber hinaus sind DRM für jedes ML-System individuell anwendbar.

Kaskadierte maschinelle Lernsysteme

Die Methode der kaskadierten ML-Systeme, die in Bild 23 visualisiert ist, leitet sich direkt aus der Konstruktionsstruktur ab. Die Kostenwerte jeder Komponente werden von einem einzigen entsprechenden ML-System vorhergesagt. Die prognostizierten Kosten der untergeordneten Komponenten sind dabei auch Inputparameter für das ML-System, das die Kosten der übergeordneten Komponente abzuschätzen hat. Die von [96] vorgestellten progressiven ANNs ermöglichen solche kaskadierten ML-Systeme.

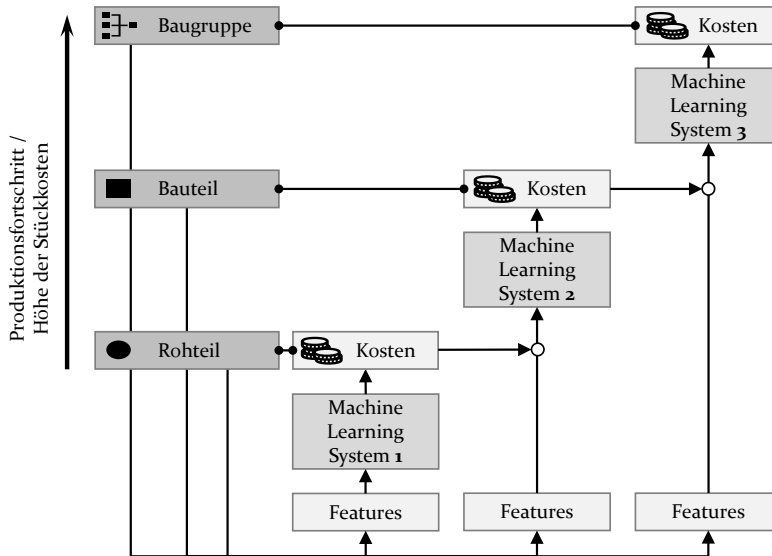


Bild 23: Kaskadierte maschinelle Lernsysteme

Progressive maschinelle Lernsysteme

In progressiven ANNs gibt es für jede Aufgabe ein eigenes ANN. Dabei sind die Neuronen der verborgenen Schichten der verschiedenen ANNs miteinander verbunden (vgl. Bild 24). Aufgrund dieser Verknüpfung wird beim Training das Wissen der Kostenschätzung für untergeordnete Komponenten auf die Kostenschätzung für übergeordnete Komponenten übertragen [96].

Der größte Vorteil von progressiven ML-Systemen ist die gemeinsame Nutzung des Wissens aus unterschiedlichen Kostenprognosemodellen. Bei progressiven ANNs erhöht der Wissenstransfer sogar die Lerngeschwindigkeit für übergeordnete Komponenten [96]. Darüber hinaus können die ML-Systeme auch für die Kostenprognose ähnlicher Komponenten an anderen Positionen in der Baukonstruktion verwendet werden. Der Hauptnachteil von derartigen kaskadierten ML-Systemen ist die konsekutive Kostenschätzung. Um die Kosten einer Komponente zu prognostizieren, sind somit die Kosten aller untergeordneten Komponenten vorauslaufend vorherzusagen und entsprechende Modelle zu erstellen. Dabei müssen auch alle Features, die für die Kostenprognose der untergeordneten Komponenten notwendig sind, zur Verfügung stehen. [39] finden jedoch heraus, dass für

die Kostenprognose komplexer Komponenten ohnehin eine große Anzahl von Features einzubeziehen und deshalb deren Kaskadierung sinnvoll ist.

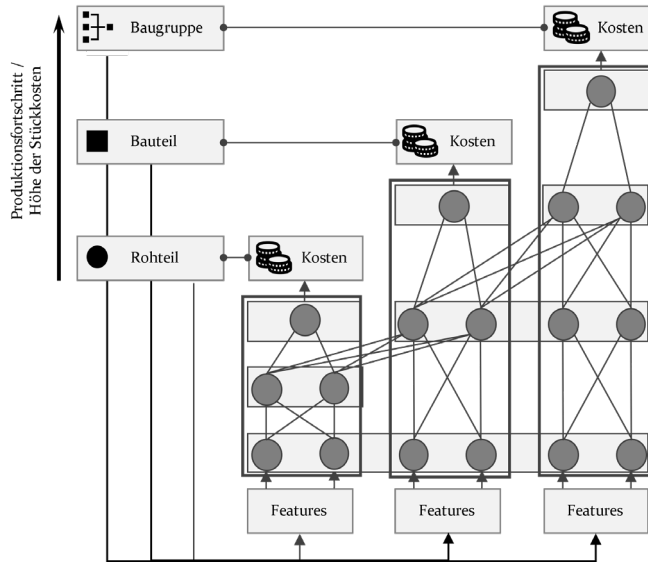


Bild 24: Progressive maschinelle Lernsysteme in der Form von ANNs

Alle vorgestellten mehrstufigen ML-Methoden sind in der Literatur nicht praktisch evaluiert. Daher kann zum aktuellen Zeitpunkt keine fundierte Aussage über ihre Qualität im Rahmen von Kostenprognosen in der Automobilfertigung getroffen werden. Mehrstufige ML-Methoden zielen generell darauf ab, die Zusammenhänge zwischen Komponenten entlang der Konstruktionsstruktur zu nutzen. Die zuerst vorgestellte Methode der parallelen ML-Systeme folgt diesem Ziel jedoch nicht. Andererseits weisen parallele ML-Systeme eine einfache Architektur auf und ihre Genauigkeit hängt nicht von der Genauigkeit vorgeschalteter ML-Systeme ab, wie bei kaskadierten ML-Systemen. Insbesondere für mehrfach kaskadierte ML-Systeme mit monolithischen Algorithmen zur Kostenprognose komplexer Baugruppen in der Automobilindustrie kann die Prognosegenauigkeit auf höheren Fertigungsstufen zu einem Problem werden. Progressive ANNs begegnen diesem Nachteil, indem sie nur innerhalb der verborgenen Schichten miteinander verbunden sind. Aufgrund ihres modularen Aufbaus in Kombination mit hoher Genauigkeit für die Kostenprognose im Allgemeinen haben progressive ANNs das größte Potenzial aller vorgestellten mehrstufigen ML-Methoden und können sogar die Genauigkeit von ANNs für die einstufige Kostenschätzung übertreffen.

3.5 Ergebnisse zur interpretierbaren Kostenprognose

Vier Artikel der LSA befassen sich mit Konzepten einer interpretierbaren Kostenschätzung. Von diesen vier Artikeln analysieren und vergleichen nur [63] verschiedene Methoden zur Interpretation von IKPM in der Produktentwurfsphase. Diese Interpretationsmethoden zielen darauf ab, Erkenntnisse über die Konstruktionsmerkmale zu gewinnen, die den Kostenwert am stärksten beeinflussen, um das spätere Produktdesign entsprechend zu modifizieren. Da es wichtig ist, diejenigen Merkmale eines vollständig entworfenen Produkts zu identifizieren, die einen außerordentlichen kostensenkenden Effekt haben, können die Interpretationsmethoden von [63] nicht direkt auf IKPM angewandt werden.

In diesem Abschnitt wird das Forschungsgebiet der interpretierbaren ML-Methoden bzw. -Algorithmen mit den Anforderungen des Konzepts der interpretierbaren Kostenprognose abgeglichen. In den folgenden Unterabschnitten werden drei Methoden der interpretierbaren Kostenschätzung skizziert. Hinsichtlich der interpretierbaren ML-Modelle werden die Definitionen und Unterteilungen von [97] verwendet.

Direkte Interpretation eines Algorithmus des Maschinellen Lernens

Die erste vorgestellte Methode basiert auf der direkten Interpretierbarkeit einiger ML-Algorithmen. Da lineare RA häufig im Sinne von IKPM angewendet werden, beschränkt sich dieser Abschnitt auf die in [97] eingeführte lokale Interpretationsmethode für lineare RA als illustratives Beispiel.

Grundlage der Methode ist die Messung der Merkmalseffekte auf den Labelwert. Ein Merkmalseffekt berechnet sich durch die Multiplikation des Merkmalswertes mit dem Regressionskoeffizienten des Merkmals aus dem trainierten linearen RA-Modell. Bild 25 zeigt den Merkmalseffekt in der Form eines Boxplots. Die Verteilung der Merkmalseffekte in den Trainingsdaten sind durch Boxes und die Merkmalseffekte der aktuellen Prognose durch graue Punkte visualisiert. Die schwarzen kleineren Punkte außerhalb der Boxes (vgl. z. B. Features 2, 3, 6 oder 7) spiegeln Effektausreißer in den Trainingsdaten wider. Liegt der Effekt eines Features weit links von der vertikale o-Effektlinie in Bild 25), dann weist das auf eine relativ starke kostensenkende Wirkung dieses Merkmals in der aktuellen Prognose hin.

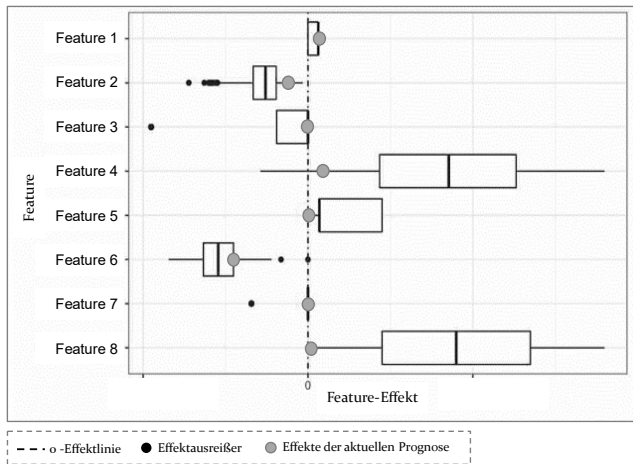


Bild 25: Beispielhafte Darstellung von Merkmalseffekten (in Anlehnung an [97])

Diese Methode hat drei wesentliche Nachteile. Erstens kann sie nicht auf andere ML-Algorithmen übertragen werden. Zweitens verlieren die Merkmalseffekte bei bzgl. des Kosteneffekts redundanten Merkmalen ihre Bedeutung [97]. Drittens verliert sich die Aussagekraft nach der Anwendung einer Featureextraktionsmethode bzgl. der ursprünglichen Kostenarten.

Interpretation durch partielle Abhängigkeitsplots

Im Gegensatz zur Methode der direkten Interpretation gehören partielle Abhängigkeitsplots zu den agnostischen Interpretationsmethoden eines ML-Algorithmus. [63] untersuchen partielle Abhängigkeitsplots in ihrer Fallstudie zu IKPM.

Nach [98] beschreibt ein partieller Abhängigkeitsplot den marginalen Effekt eines Merkmals auf das Label in einem trainierten ML-Algorithmus. Dabei wird der Labelwert als Funktion eines Merkmals interpretiert, während die Werte der anderen Merkmale fixiert sind [97]. Die Funktion wird als Funktion der partiellen Abhängigkeit bezeichnet. Das Diagramm in Bild 26 zeigt eine beispielhafte Darstellung der partiellen Abhängigkeit. Dabei wird die Funktion der partiellen Abhängigkeit nur auf dem Intervall definiert, das von den Merkmalswerten in den Trainingsdaten überspannt wird. In einem Beispiel könnte man so illustrieren, wie der vom ML-Modell gelernte funktionale Zusammenhang zwischen Materialgewicht (Feature) und prognostizierten Gesamtkosten (Label) eines Bauteils abgebildet wird. Unter Zuhilfenahme der Partialabhängigkeitsfunktion aus Bild 26 kann im fiktiven Beispiel gedeutet werden, dass mit steigendem Materialgewicht

das ML-Modell höhere Gesamtkostenwerte prognostiziert. Dieser funktionale Zusammenhang sollte auch in höheren Materialgewichtsegmenten gelten, jedoch scheint das ML-Modell vielleicht wegen fehlender Daten im höheren Materialgewichtsbereich den Zusammenhang nicht genau gelernt zu haben und führt zu sinkenden bzw. sogar rückläufigen Gesamtkosten bei weiter steigenden Materialgewicht.

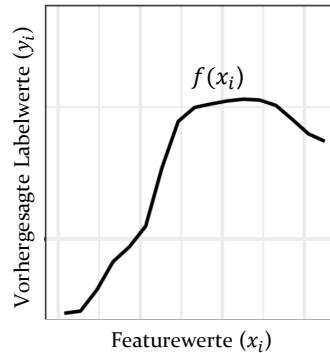


Bild 26: Beispielhafte Partialabhängigkeitsdarstellung (in Anlehnung an [97])

Der Vorteil der Interpretation durch partielle Abhängigkeitsplots besteht darin, dass sie bei jedem ML-Algorithmus angewendet werden können [99]. Nachteilig ist, dass Wechselwirkungen zwischen Merkmalen nicht berücksichtigt werden, da die anderen Merkmalswerte in der Funktion der partiellen Abhängigkeit fixiert sind [97]. Ähnlich wie bei der Methode der direkten Interpretation verlieren die Merkmale nach Anwendung einer Featureextraktionsmethode den Bezug zu den ursprünglichen Merkmalen und damit zu der Kostenstruktur.

Vorhersage der Kostenstruktur

Die letzte wichtige Methode aus der Literatur für eine interpretierbare Kostenprognose zielt darauf ab, die gesamte Kostenstruktur zu beleuchten. [100] sowie [101] prognostizieren dazu bestimmte Teilkosten separat und summieren sie schließlich in ihrer Fallstudie zu einem Gesamtkostenwert. Indem sie die Teilkosten kumulieren, kumulieren sie aber auch die Vorhersagefehler der einzelnen ML-Systeme. Daher werden im Folgenden zwei vergleichsweise effizientere Methoden vorgestellt. Diese Methoden sind Eigenentwicklungen unter Berücksichtigung von interpretierbaren ML- und MTL-Ansätzen und dienen zur Untersuchung der Interpretationsfähigkeit in den späteren Experimenten.

Die erste der beiden entwickelten Methoden basiert auf einem Global Surrogate Model. Ursprünglich beschreibt das Global Surrogate Model ein interpretierbares ML-System, das parallel zum nicht interpretierbaren ML-Hauptsystem trainiert wird [97]. Durch die Interpretation des interpretierbaren ML-Systems werden Rückschlüsse auf die Funktionalität des uninterpretierbaren ML-Hauptsystems gezogen [97].

Bild 27 veranschaulicht eine zweite Methode zur Vorhersage der Kostenstruktur nach dem Prinzip der gemeinsamen Nutzung harter Parameter.

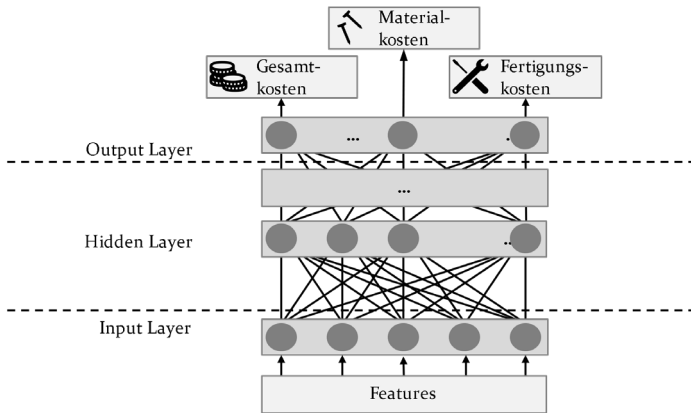


Bild 27: ANN zur Vorhersage der Kostenstruktur

Neben den Gesamtkosten besitzt das ANN für jeden Teilkostenwert ein Ausgangsneuron. Das ANN wird gleichzeitig für die Vorhersage der Gesamtkosten sowie der Teilkosten trainiert. Aufgrund der Komplexität der ANNs nimmt die Vorhersagegenauigkeit mit der Anzahl der betrachteten Teilkosten ab. Von Vorteil ist, dass die verschiedenen Kostenprognoseaufgaben dieselbe Wissensbasis teilen, die durch das gemeinsame ANN repräsentiert wird, so dass die vorhergesagten Werte innerhalb des ML-Systems eindeutig in Beziehung zueinanderstehen.

Betrachtet man alle untersuchten Interpretationsmethoden, so ist das Potenzial der direkten Interpretation am stärksten eingeschränkt. Erstens funktioniert die direkte Interpretation von ML-Algorithmen nur bei linearen RA. Zweitens sind lineare RA nur für die Kostenschätzung von einfachen Teilen und Baugruppen mit wenigen Merkmalen nützlich, die in der Automobilindustrie selten zu finden sind. Im Gegensatz dazu ist die Interpretation durch partielle Abhängigkeitsplots sehr aussagekräftig und daneben auch die Interpretation durch Vorhersage der Kostenstruktur sehr

vielversprechend. Darüber hinaus sind diese beiden Methoden kombinierbar. Durch partielle Abhängigkeitsdiagramme werden die besonders kostensenkenden Merkmale identifiziert, während die Vorhersage der Kostenstruktur die Herkunft des geschätzten Kostenwerts transparent macht. Beide Methoden liefern in Verbindung gute Argumente für mögliche Preissenkungen bei den Lieferantenverhandlungen.

3.6 Zusammenfassung

Bild 28 skizziert die Adressierung aller in Bild 18 aufgeführten Methodenklassen, die sich in der Literaturanalyse als relevant bzw. häufig adressiert herausgestellt haben.

Auf der Basis der gewonnenen Erkenntnisse können ausgewählte Methoden in einer Testumgebung zur IKPM erprobt werden. Dabei sind prinzipiell alle Methoden einer der vier Kategorien von Bild 18 mit allen Methoden jeder anderen Kategorie kombinierbar. Die beste Methodenkombination stellt schließlich eine prototypische Best Practice Lösung eines intelligenten Kostenprognosesystems dar. Um die "beste" Kombination zu finden, wird eine sehr umfangreiche Testreihe mit realitätsnahen Daten in einer experimentellen Umgebung durchgeführt.

Die Übersicht in Bild 28 sowie die folgenden Abschnitte knüpfen an die in den vorhergehenden Abschnitten gewonnenen theoretischen Erkenntnisse an. Es werden auf der Basis von Bild 28 ausgewählte Methoden bzw. Methodenkombinationen im Rahmen von drei Fallstudien in der Automobilindustrie getestet. Alle Use Cases orientieren sich an der Vorgehensweise des CRISP-DM (siehe Abschnitt 2.3).

Die erste Fallstudie dient der Gegenüberstellung von Filter- und Wrappermethoden zur Dimensionalitätsreduktion sowie der Performanceuntersuchung von ANNs und liefert einen Interpretationsversuch der sich ergebenden ANN-Modelle. Die zweite Fallstudie stellt den Vergleich von Wrapper- und PCA-Methoden zur Dimensionalitätsreduktion in den Mittelpunkt und untersucht unterschiedliche ML-Algorithmen sowie ein paralleles ML-Modell zur mehrstufigen Kostenprognose. Möglichkeiten zur Transparenzsteigerung der Modelle zur Unterstützung des Einkaufs werden in beiden Fallstudien über einen Ansatz der Explainable Artificial Intelligence (XAI) demonstriert. Erklärbarkeit bedeutet dabei, dass ein ML-System, um als

praktikabel zu gelten, ein Verständnis der Modellmechanismen und Vorhersagen vermitteln, den Weg zum Ergebnis im Vorhersageprozess visualisieren oder Hinweise auf Störfaktoren des Prognosemodells liefern sollte. Dabei werden modellagnostische Techniken für die Post-hoc-Erklärbarkeit angewendet, die so konzipiert sind, dass sie auf jedes Modell anwendbar sind. Wissen zur Erhöhung der Methodentransparenz oder zur Ergebnisinterpretation kann oft direkt aus den Modellen extrahiert werden, z. B. in der Form der Berechnung von SHAP-Werten (siehe Abschnitt 4.3.3).

Anschließend werden in einer dritten Fallstudie die Anwendbarkeit und Leistungsfähigkeit von kaskadischen und progressiven ML-Systemen in einer Simulation von komplexen Baugruppen erprobt.

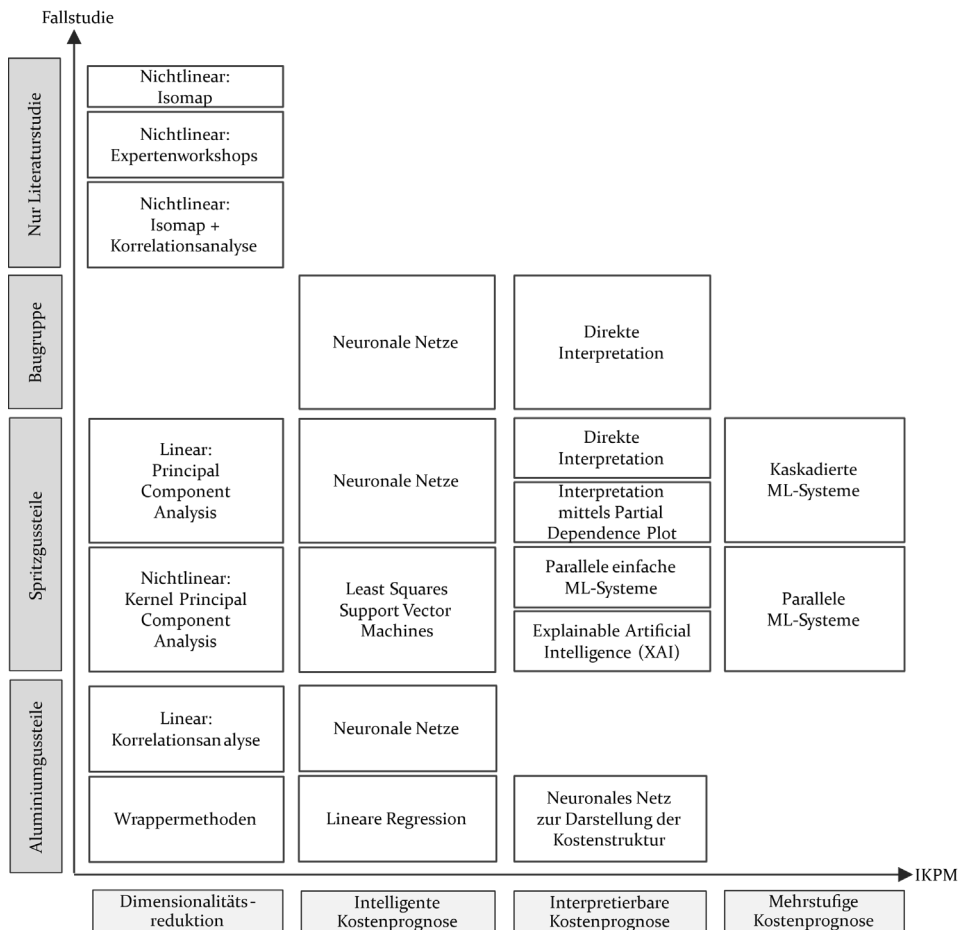


Bild 28: IKPM der Literatur und Adressierung in Fallstudien

4 Evaluierung kombinierter Machine Learning-Ansätze im praktischen Cost Engineering

4.1 Potenziale und Untersuchungsansatz

Nach [63, P1-P8] haben intelligente Kostenprognosemodelle (IKPM) einschließlich maschineller Lernverfahren das Potenzial, den Aufwand der traditionellen Bottom-up-Kostenberechnung deutlich zu reduzieren. Dies ist darauf zurückzuführen, dass weniger detaillierte Informationen über das Produkt und seinen Produktionsprozess erforderlich sind [43, 63, P6]. [63] behaupten darüber hinaus, dass IKPM in der Lage sind, sogar kommerzielle und strategische Kostentreiber zu berücksichtigen, die man bei der Bottom-up-Kostenberechnung bislang überhaupt nicht berücksichtigt. Bei der Kategorisierung von Kostenschätzungsmethoden nach [25] zählen IKPM zu den analogieorientierten Methoden. Diese schätzen die Kosten eines Produkts auf der Grundlage bekannter Merkmale und Kosten ähnlicher Produkte [25]. Dies führt zu einer Verringerung der für die Kostenschätzung erforderlichen Informationen [25]. Alle IKPM zielen darauf ab, eine Ursache-Wirkungs-Beziehung zwischen Produktmerkmalen und dem Kostenwert zu konstruieren (Cost Estimation Relationship). In der Literatur finden sich drei zeitlich aufeinander folgende Trends bezüglich IKPM in der Fertigungsindustrie. Sehr früh haben u. a. [102] und [103] IKPM-Kostenprognosen auf der Grundlage von statistischer Regression erstellt. Danach begannen [43, 58, 76, 83] mit ANNs zu experimentieren. Bei diesem zweiten Trend waren [91] die ersten, die ANNs als IKPM speziell in der Automobilindustrie untersuchten. In einer dritten Phase erschienen in der Literatur in den letzten Jahren weitere ML-Methodenanwendungen wie SVMs (u. a. [65, 73]). Nahezu alle Artikel untersuchen die Anwendung von IKPM in der frühen Phase des Produktdesigns, während nur [63] PV als potenzielles Anwendungsfeld für IKPM erkennen. Da jedoch sowohl Produktdesign als auch PV in einem frühen Stadium des Produktlebenszyklus stattfinden und die verfügbaren Informationen jeweils ähnlich sind, können die Ergebnisse aus der Literatur im Rahmen dieser Arbeit auch in das Anwendungsfeld der PV einfließen. Aufgrund des hohen Anteils an Zukaufteilen in der Automobilindustrie [104] ist die Anwendung von IKPM auf PV

äußerst relevant. Vergleichende Literaturübersichten stellen allerdings einerseits meist nur zwei verschiedene IKPM einander gegenüber, während es hier sehr viel mehr Vergleichsoptionen gibt. Dimensionalitätsreduktionsmethoden (DRM) werden nahezu völlig vernachlässigt, obwohl [66] hier ein großes Potenzial zur Reduzierung der für die Kostenprognose notwendigen Informationen und damit zur Effizienzsteigerung sieht. Darüber hinaus bieten etablierte IKPM keine Lösung für sukzessive Kostenschätzungen von aufeinander aufbauenden Teilen und Baugruppen. [91] erkennen zwar die Zusammenhänge zwischen den Kostenwerten von Teilen und Baugruppen, gehen aber auf diese Frage nicht weiter ein. Schließlich findet sich in der Literatur auch keine Behandlung von Methoden zur Interpretation der Ergebnisse von IKPM. [58, 59, 74] stellen fest, dass von IKPM geschätzte Kostenwerte aufgrund des Black-Box-Charakters von ML-Algorithmen oft wenig verständlich und erklärbar sind. Insbesondere im Anwendungsfeld der PV führt dies zu einer Schwächung der Argumente, was wiederum die Akzeptanz intelligenter Verfahren im Vergleich zu traditionellen Modellen senkt.

Vor dem Hintergrund der erwähnten Defizite der IKPM-Forschung liefert diese Arbeit einerseits einen Beitrag zu einem systematischen und strukturierten Überblick sowie zu einer Diskussion über alle theoretisch etablierten IKPM. Andererseits werden neue Modelle zur multiperspektivischen Kostenschätzung von Teilen und Baugruppen entworfen und erprobt sowie auch Methoden zur Interpretation von IKPM-Ergebnissen untersucht (siehe Abschnitt 4.3). Die Anwendbarkeit der Verfahren wird anhand praktischer Use Cases geprüft. Die Bearbeitung und kompakte Dokumentation der Use Cases folgen dem Cross Industry Standard Process Model for Data Mining (siehe Abschnitt 2.3). Es werden hierbei verschiedene Forschungsfragen behandelt:

- Welche intelligenten Methodenkombinationen eignen sich am besten für die Kostenschätzung zur Einkaufsunterstützung im Automobilbau?
- Wie sieht eine praktische Umsetzung der theoretisch diskutierten Best Practice-Ansätze aus?
- Wie kann die Transparenz der Kostenprognose bei dem Einsatz von ANNs in der Praxis erhöht werden?
- Welche Hürden gilt es, in der praktischen Implementierung von intelligenten Kostenprognosesystemen zu überwinden?

4.2 Fallstudie zur Kostenprognose von Aluminiumgussteilen

4.2.1 Business Understanding

Im ersten Schritt des Business Understanding werden die Ziele eines Data Mining-Projekts definiert und die Ausgangssituation analysiert [56].

Hinsichtlich der erzielbaren Genauigkeit von ANNs liefern Fallstudien in der Literatur MAPE-Werte zwischen fünf und 40 Prozent [63, 66, 68]. In dieser ersten Fallstudie wird angestrebt, mithilfe von ANNs den manuellen Aufwand für die Bottom-up-Kostenberechnung durch eine automatisierte Selektion der Eingabeparameter zu reduzieren. Im Ergebnis wird später gezeigt, dass man dies erreichen und gleichzeitig im Vergleich zu herkömmlichen ML-Modellen eine höhere Kostentransparenz für den Einkäufer erzielen kann.

Den Ausgangspunkt der ersten Fallstudie bilden Erfahrungsdaten von 856 Bottom-up-Kostenberechnungen für Aluminiumgussteile. Da es für ML-Modelle im Allgemeinen sinnvoll ist, eine homogene Datenbasis zu verwenden, werden Kostenberechnungsdaten unter Berücksichtigung von ähnlichen Herstellungsprozessen ausgewählt. Unter den Aluminiumteilen befinden sich Halterungen, Kühlkörper, verschiedene Gehäuse sowie Lagerdeckel und Lagerblöcke. Alle diese Teile werden nach dem in Bild 29 dargestellten Verfahren hergestellt.

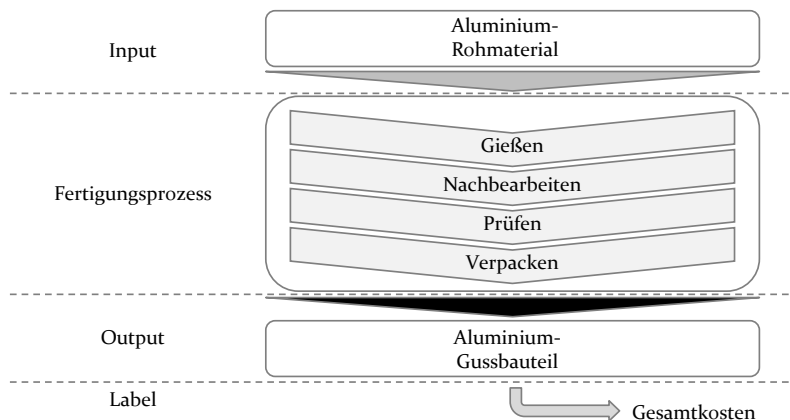


Bild 29: Herstellungsprozess von Aluminiumgussteilen (in Anlehnung an [P5])

Der Aluminiumrohstoff wird gegossen, nachbearbeitet, geprüft und verpackt, woraus das endgültige Aluminiumussteil entsteht. Die traditionelle Zuschlagskalkulation dieser Teile folgt Bild 29. Dabei sind Kosten für Werkzeuge, Recycling oder CO₂ zum aktuellen Stand in der Kalkulation sowie verfügbaren Datenbasis nicht berücksichtigt. [83] finden heraus, dass der Ausschluss von unveränderlichen und bekannten Kostenstrukturelementen (z. B. Fertigungsstandort oder Materialart) aus dem Prognosemodell die Genauigkeit der Prognose erhöht. Dies wird später in der Fallstudie berücksichtigt.

4.2.2 Datenverständnis und -aufbereitung

Das Datenverständnis als zweiter Schritt des CRISP-DM-Ansatzes umfasst die Sammlung, Beschreibung und Analyse von Ausgangsdaten, um erste Erkenntnisse zu gewinnen und die Datenqualität zu überprüfen [56]. Der Prozess der Datenaufbereitung folgt dem Datenverständnis und präpariert die gesammelten Rohdaten durch Datenbereinigung, Datenintegration und Datenformatierung [56]. Da die Rohdaten für die Kostenberechnungen sehr komplex sind, werden die beiden Schritte Datenverständnis und Datenaufbereitung in dieser Fallstudie eng miteinander verknüpft. Bild 30 veranschaulicht den zugehörigen Prozess.

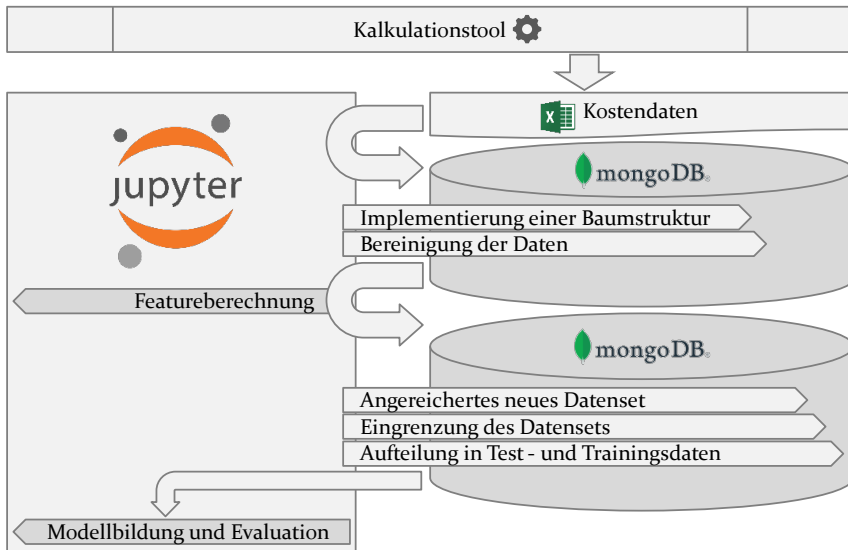


Bild 30: Prozess des Datenverständnisses und der Datenaufbereitung (in Anlehnung an [P5])

Zuerst werden historische Material- und Fertigungskostendaten der Aluminiumussteile aus dem verfügbaren Kalkulationstool nach "Excel" exportiert und in eine "mongoDB" Datenbank geladen. Dabei ist anzumerken, dass nicht alle Teilkostenwerte im bestehenden Kalkulationstool enthalten und ausleitbar sind. So werden z. B. Geometriedaten wie das Volumen, Hinterschnitte oder die projizierte Fläche des Bauteils in einem anderen System, der sog. Computer Aided Three-Dimensional Interactive Application (CATIA), erfasst. Gleiches gilt für Werkzeugkosten, deren Teilkostenwerte von einer separaten Software verwaltet werden. Die in „Excel“ erfassten Daten haben eine horizontale und eine vertikale Struktur (vgl. Bild 31).

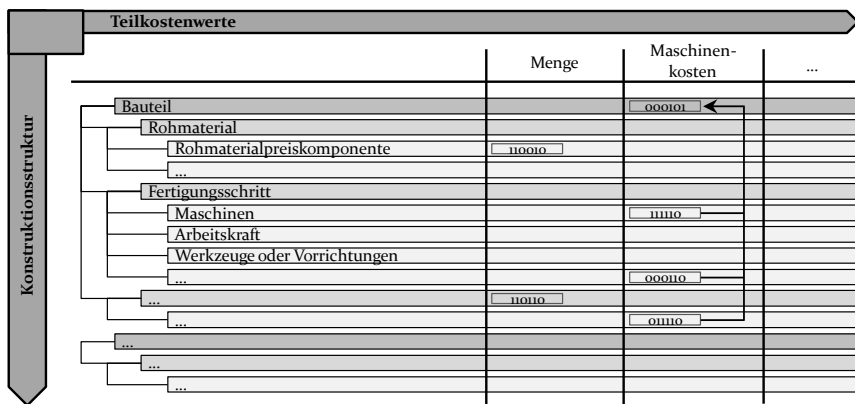


Bild 31: Exemplarische Kalkulationsdatenstruktur

Die vertikale Datenstruktur entspricht der hierarchischen Konstruktionsstruktur eines Bauteils (siehe Abschnitt 3.4). Auf der höchsten Hierarchieebene der Konstruktionsstruktur befinden sich die Bauteile. Den Bauteilen sind Rohmaterialien, Fertigungsschritte und gegebenenfalls verbaute Zukaufteile untergeordnet. Die Rohmaterialien sind wiederum unterteilt in Rohmaterialpreiskomponenten, d. h. einem meist gewichtsabhängigen und einem vom Börsenkurs des Materials abhängigen Anteil des Rohmaterialpreises, z. B. den sog. LME-Wert. Den Fertigungsschritten sind die jeweils notwendigen Maschinen, Arbeitskräfte, Werkzeuge und Vorrichtungen zugeordnet. Die horizontale Datenstruktur bildet dagegen die kostenbeeinflussenden Attribute der Bauteile ab.

Nach dem Datenexport von „Excel“ in die "mongoDB" Datenbank wird dort eine Baumstruktur der Daten erzeugt. In der darauffolgenden Datenbereinigung entfernt man Elemente mit fehlenden oder fehlerbehafteten Daten. Aufgrund der Forderung nach Homogenität werden auch kleine, seltene

Baugruppentteile mit sehr spezifischen Eigenschaften (z. B. Ventilkappen oder oberflächenbehandelte Bauteile) ausgeschlossen. Anschließend wird der Datensatz um Attribute angereichert, die durch Verknüpfung untergeordneter Objekte der Baumstruktur mittels Rechenoperatoren wie Summen, Multiplikationen, Mittelwertbildungen usw. generiert werden. Der finale Datensatz mit allen für die ML-Experimente relevanten Merkmalen (Features und Labels) kann dem Anhang (vgl. Tabelle 11) entnommen werden.

Die Experimente zeigen, dass jedoch diese Features nicht alle relevanten Informationen über die Kosten von Gussteilen enthalten. Kostenrelevantes Wissen liegt vielmehr auch in der Art und Weise der Produktion, insbesondere in den verschiedenen Nachbearbeitungsschritten, die in der historischen Datenbasis nicht als Merkmale eines Gussteils vorliegen. Daher werden aus den Beschreibungen der Produktionsschritte mittels Text Mining weitere derartige Merkmale gewonnen. Bild 32 zeigt den Text Mining Prozess, der auf in der Literatur etablierten Methoden basiert [105].

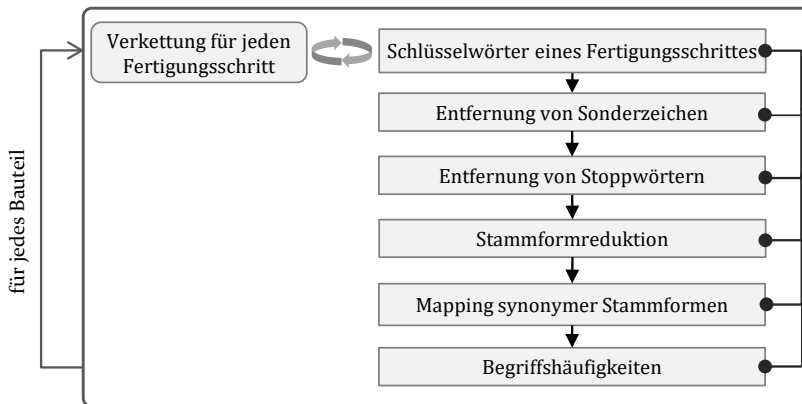


Bild 32: Auffinden von Fertigungsmerkmalen durch Text Mining (in Anlehnung an [P5])

Zunächst werden für jedes Teil die Textstrings der Kennzeichnungen der einzelnen Produktionsschritte verkettet. Anschließend entfernt das System Sonderzeichen und Stoppwörter ohne Bedeutung, wie z. B. Konjunktionen, und führt automatisch ein sog. Stemming durch, eine Reduktion der Wörter auf ihre Stammform. Da die Beschreibungsstrings einige Rechtschreibfehler enthalten, ergeben sich synonyme Wortstammergebnisse, die manuell zusammengeführt werden. Schließlich erhält man eine Matrix, die in den Feldern die absoluten Häufigkeiten jedes Wortstamms für jedes Teil enthält. Ein Teil i wird somit durch zusätzliche, neu generierte Attribute

H_{ij} zu Fertigungsschritten charakterisiert, nämlich die absoluten Häufigkeiten der Wortstämme j für ein Teil i . In einem finalen Bereinigungsschritt werden die erweiterten Datensätze, die einen oder mehrere fehlende Werte aufweisen, entfernt. Am Ende verbleiben in diesem ersten Use Case 767 Datensätze zur weiteren Verarbeitung. Die zugehörigen Features können dem Anhang (vgl. Tabelle 11) entnommen werden. Diese Datensätze werden nun in Trainings- und Testdaten aufgeteilt. Das Konzept der Datenpartitionierung in dieser Fallstudie folgt dem in Bild 33 dargestellten zweistufigen Prozess von [106].

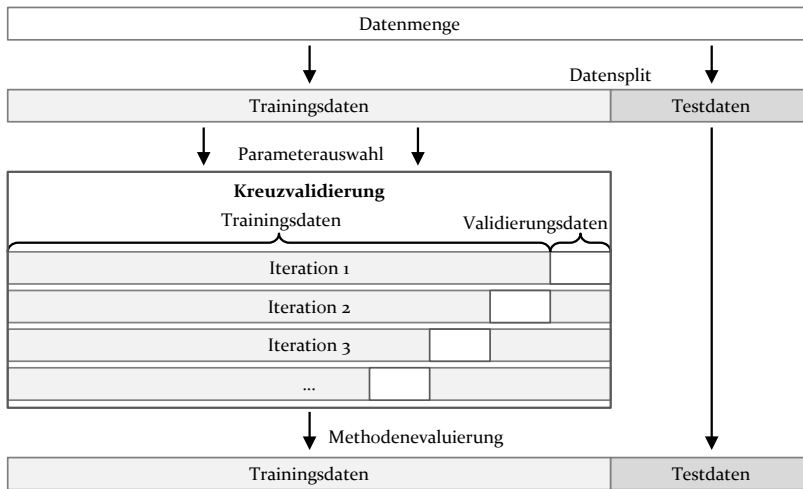


Bild 33: Ablauf der Datenpartitionierung (in Anlehnung an [106])

Auf der ersten Stufe führt man eine sog. Hold-out-Validierung durch. Die Daten werden in einem Verhältnis von 80:20 zufällig in Trainings- und Testdaten aufgeteilt. Die Testdaten hält man bis zum Ende der Modellierungsphase zurück. Sie dienen dort der Bewertung der entwickelten Modelle, u. a. der ANNs. Während der Modellierungsphase werden Topologie und Hyperparameter der ML-Algorithmen auf der Basis der Trainingsdaten durch Kreuzvalidierung optimiert. Zu diesem Zweck werden die Trainingsdaten weiter in zehn gleich große Teilmengen aufgespalten. In den folgenden zehn Iterationen wird jede Teilmenge einmal als Validierungsmenge festgelegt und das Modell mit den Daten der anderen neun Teilmengen trainiert. Der MAPE der zehn Iterationen liefert Informationen über die Effektivität einer Topologie oder einer bestimmten Hyperparameterkombination. Die Datenteilung der 767 Datensätze führt schließlich zu etwa 600 Trainingsdatensätzen und etwa 150 Hold-out-Testdatensätzen.

Nach der Durchführung der skizzierten Schritte der Datenaufbereitung ist es Aufgabe des Datenverständnisses, erste Einblicke in die Zusammenhänge innerhalb der Datensätze zu gewinnen. Das übergeordnete Ziel ist es, die besten Merkmale für das Modelltraining zu bestimmen. Für diese Merkmalsauswahl werden die jeweiligen Korrelationen mit dem Label berechnet und es wird eine Korrelationsmatrix erstellt, die die Pearson-Koeffizienten der Korrelationen zwischen allen Merkmalen (Features) anzeigt. Dabei gibt es keine fallstudienübergreifende Daumenregel, um zur Bestimmung der „wichtigen“ Features den „richtigen“ Korrelationsschwellwert bei der ein- bzw. zweistufigen Korrelationsanalyse festzulegen. In der vorliegenden Fallstudie wird zum einen darauf geachtet, einen Schwellwert zu bestimmen, der zum einen die Komplexität der Kostenprognose reduziert und zum anderen jedoch hinreichend viele Features berücksichtigt, um dem Cost Engineer die nötige Plausibilität der IKPM zu vermitteln. Unter Berücksichtigung dieses Tradeoffs reduziert Bild 34 die vollständige Korrelationsmatrix auf alle Merkmale, die einen Korrelationskoeffizienten größer als 0,35 in Bezug auf das Label aufweisen und stellt deren wechselseitige Featurekorrelationen dar. Der festgelegte Schwellwert basiert auf experimentellen Untersuchungen [P2; P5].

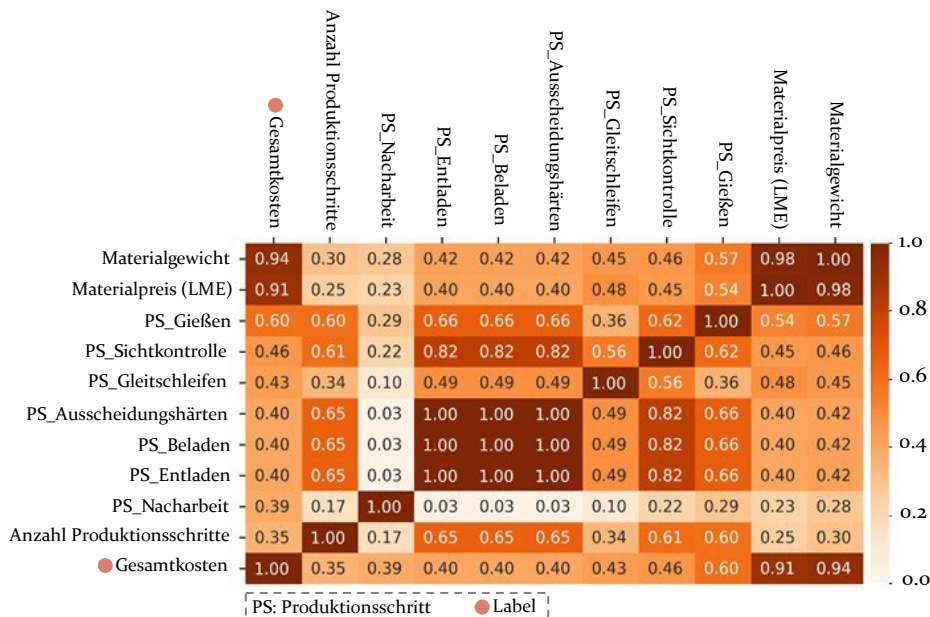


Bild 34: Korrelationen innerhalb der am höchsten mit dem Label korrelierenden Merkmale (in Anlehnung an [P5])

Die Features Materialgewicht und Materialpreis (LME) korrelieren mit Werten von 0,94 und 0,91 am stärksten mit dem Label Gesamtkosten. Diese beiden Merkmale enthalten jedoch redundante Informationen, da sie mit einem Koeffizienten von 0,98 stark miteinander selbst korrelieren. Bei den gegebenen Merkmalen ist somit bzgl. der Erwartung einer genauen Kostenprognose durch ML-Modelle zunächst einmal Zurückhaltung angezeigt.

4.2.3 Modellentwicklung und -evaluation

In der Modellierungs- und Auswertungsphase von CRISP-DM werden DM-Methoden und -Algorithmen auf die Daten angewendet [56]. Bevor die Algorithmen ausgeführt werden, ist ein Testdesign zu erstellen. Anschließend werden verschiedene Methoden und Algorithmen erprobt und durch Evaluationsmetriken wie MAPE miteinander verglichen. In dieser Fallstudie wird die Modellierungs- und Auswertungsphase dreimal mit verschiedenen Testdesigns und -experimenten iteriert. Das erste Experiment hat das Ziel, Methoden der Merkmalsauswahl zu vergleichen (vgl. Bild 35).

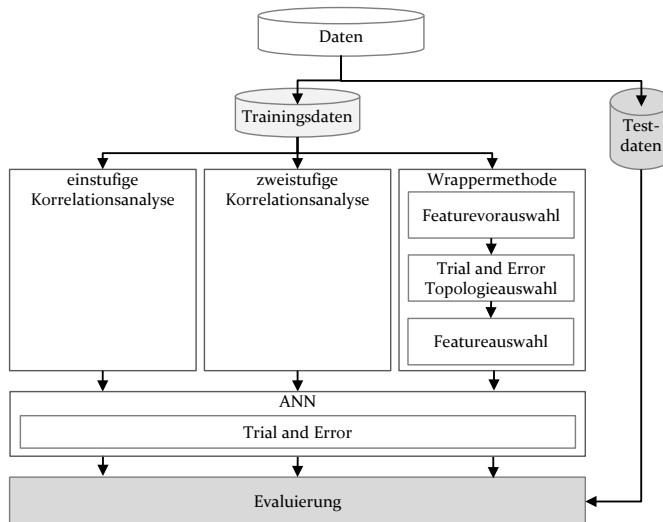


Bild 35: Experimentelles Design für die Bewertung und den Vergleich von Featureselektionsmethoden (in Anlehnung an [P5])

Wie schon erwähnt, ist eine möglichst kleine Anzahl von Eingabeparametern, wie z. B. Produkt- oder Prozessmerkmalen, sehr wichtig, da die meisten dieser Parameter in der frühen Phase der Beschaffungsvergabe nicht direkt verfügbar sind [66]. Trotz ihres hohen Potenzials für eine effiziente

Kostenschätzung werden Methoden zur Merkmalsauswahl in der etablierten Literatur zur Kostenprognose kaum behandelt (vgl. State of the Art in Abschnitt 3.3). In diesem Experiment werden zwei Arten der Korrelationsanalyse und eine Wrappermethode miteinander verglichen. Bei der einstufigen Korrelationsanalyse werden in einem einzigen Schritt Merkmale mit einem Label-Korrelationskoeffizienten ausgewählt, der höher ist als ein manuell festgelegter Mindestwert. Im Gegensatz dazu wird bei der zweistufigen Korrelationsanalyse ein konsekutiver Ansatz verfolgt, bei dem zunächst die Merkmale in absteigender Reihenfolge nach ihren Korrelationswerten mit dem Label sortiert werden. Dieser Reihung folgend wird ein Merkmal iterativ ausgewählt, wenn jeweils einerseits dessen Korrelationswert mit dem Label höher als der vordefinierte Minimalwert ist und andererseits gleichzeitig dessen Korrelationswerte mit allen bereits ausgewählten Merkmalen unter einem ebenfalls manuell vorgegebenen Maximalwert liegen. Der Minimal-Schwellwert wird in dieser Fallstudie auf der Grundlage von Literaturangaben und eigenen Experimenten auf 0,35 und der Maximal-Schwellwert auf 0,6 gesetzt [P2; P5].

Während die Korrelationsanalyse zu den Filtermethoden gehört, die Merkmale nach einem Ranking-Faktor selektieren, integrieren Wrappermethoden das ML-Modell, um die Leistung einer Merkmalsteilmenge zu bewerten [52]. In der Literatur verwenden nur Loyer et al. [63] Wrappermethoden zur Kostenschätzung. Dennoch haben sie nach Hall und Holmes [88] ein hohes Potenzial, die Genauigkeit von ML-Modellen zu verbessern. Die in dieser Fallstudie zusätzlich verwendete Wrappermethode basiert auf einer einstufigen Korrelationsanalyse sowie einem Korrelationsschwellwert zur Merkmalsvorauswahl. Für jede mögliche Untermenge der vorausgewählten Merkmale wird ein ANN trainiert und durch Kreuzvalidierung bzgl. MAPE ausgewertet. Die Merkmalsteilmenge mit der höchsten MAPE stellt die endgültige Merkmalsauswahl dar. Nach Anwendung aller drei Feature-Auswahlmethoden werden die Topologien der ANNs in dieser Fallstudie durch experimentelles „trial and error“ optimiert, bevor man die resultierenden ANNs unter Verwendung der Hold-out-Testdaten hinsichtlich ihrer Prognosegüte bewertet.

Neben einer zeitaufwändigen experimentellen Topologieoptimierung kann eine Optimierung der Neuronenzahl, der Kantengewichte sowie der Anzahl von verborgenen Schichten automatisiert erfolgen. Die automatisierte Optimierung der ANNs kann als eine Aufgabe des Automated Machine

Learning (AutoML) Prozesses verstanden werden. Einen Beitrag hierzu liefern Bodendorf et al. in Ihrer Fallstudie zur Kostenprognose, indem sie einen verschachtelten Algorithmus bestehend aus zwei PSO-Optimierungsschleifen (eine für die Netzarchitektur bestehend aus Layern und Neuronen und eine für die Anpassung der Gewichte) implementieren [P7].

Tabelle 2 zeigt die Vergleichsergebnisse der drei in dem ersten Experiment untersuchten Dimensionalitätsreduktionsmethoden.

Tabelle 2: Ergebnisse der Featureauswahl (in Anlehnung an [P5])

Feature	KK	Featureauswahl		
		KA ₁	KA ₂	WRA
Materialgewicht	0,94	X	X	X
Materialpreis (LME)	0,91	X		X
PS_Gießen	0,60	X	X	X
PS_Sichtkontrolle	0,46	X		X
PS_Gleitschleifen	0,43	X	X	X
PS_Ausscheidungshärten	0,40	X		X
PS_Beladen	0,40	X		
PS_Entladen	0,40	X		X
PS_Nacharbeit	0,39	X	X	
Anzahl Produktionsschritte	0,35	X	X	X

PS : Produktionsschritt
 KK : Korrelationskoeffizient zum Label nach Pearson
 KA₁ : Einstufige Korrelationsanalyse
 KA₂ : Zweistufige Korrelationsanalyse
 WRA : Wrappermethode

Während die einstufige Korrelationsanalyse aus 41 Features (vgl. Tabelle 11 im Anhang) zehn Merkmale nach deren KK (vgl. Bild 34, erste Spalte) selektiert, eliminiert die zweistufige Korrelationsanalyse eine noch größere Anzahl als relativ redundant erkannter Merkmale, so daß schließlich nur fünf Merkmale verbleiben. Die Wrappermethode wählt eine vergleichsweise hohe Anzahl von Merkmalen aus, einschließlich bereits in KA₁ festgestellter hochkorrelierender Merkmale, wie z. B. Materialgewicht und Materialpreis (vgl. Bild 34). Je niedriger der Korrelationskoeffizient in Bezug auf das Label ist, desto weniger Merkmale werden dabei sinnvollerweise durch die Wrappermethode selektiert.

Eine Vorstudie ohne DRM, d. h. unter Einbezug aller Features, für die einfachste ANN-Topologie (ein Layer, vier Neuronen) zeigt einen relativ hohen MAPE von 34 % im Training und 37 % im Test. Folglich werden weitere Topologieuntersuchungen ohne DRM nicht weiter analysiert. Unter Einbezug der DRM zeigt sich jedoch, dass ANNs eine höhere Genauigkeit mit einer höheren Anzahl von verbleibenden Merkmalen erreichen, obwohl

einige von ihnen redundante Informationen enthalten. Dies liegt vermutlich daran, dass ANNs die Merkmalsauswahl und das Feature-Engineering „von Natur aus“ durch die Gewichtung der AN-Verbindungen integrieren. Hierbei werden in ANNs redundante Informationen durch geringe Gewichtungen der assoziierten AN-Verbindungen „eliminiert“. Vergleicht man jedoch die Ergebnisse ohne und mit DRM kann behauptet werden, dass dieser Glättungseffekt möglicherweise bei geringerer Featureanzahl vorherrscht, aber mit stark zunehmender Zahl redundanter Merkmale abnimmt.

Dieser Effekt ist in Bild 36 dargestellt. Der MAPE (vgl. Formel 2.4) für unterschiedliche Feature-Auswahlansätze ist über verschiedene ANN-Netzwerktopologien nach Kreuzvalidierung aufgetragen.

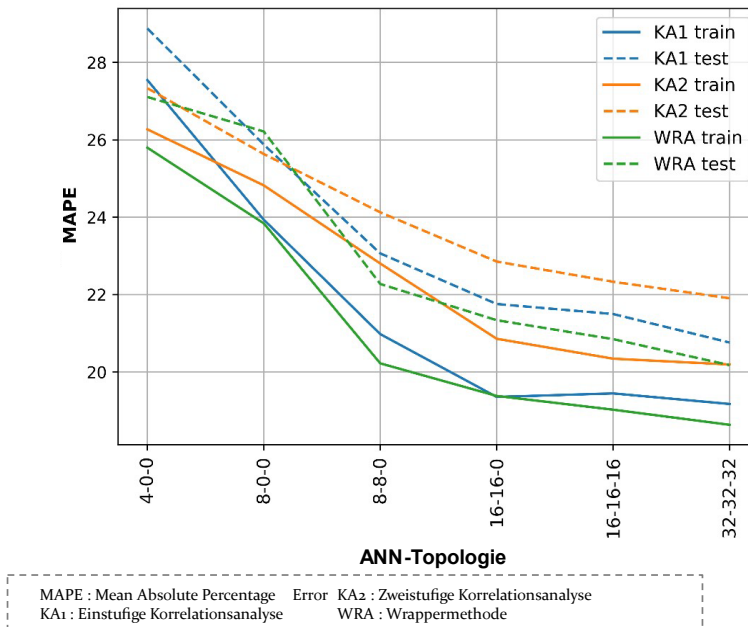


Bild 36: Vergleich von Featureauswahlmethoden und ANN-Topologien (in Anlehnung an [P5])

Die Topologien sind durch die Anzahl der ANs in jeder der ein bis drei verborgenen Schichten charakterisiert. Das Kürzel 16-16-0 kennzeichnet somit ein ANN mit jeweils 16 ANs in zwei verborgenen Schichten und 0 in einer dritten Schicht, d. h., diese fehlt. Die Komplexität des ANN nimmt in Bild 36 von links nach rechts zu. Aus diesem Diagramm geht hervor, dass sowohl die einstufige Korrelationsanalyse als auch die Wrappermethode die

zweistufige Korrelationsanalyse in Bezug auf den MAPE übertreffen. Darüber hinaus erzielen komplexere ANNs eine bessere MAPE als einfache ANNs. Ein möglicher Grund für dieses Ergebnis ist, dass nur komplexe ANNs in der Lage sind, nichtlineare Beziehungen zwischen den Merkmalen und dem Label (Gesamtkosten) abzubilden. Obwohl die Beziehungen innerhalb einer Kostenstruktur in der Regel linear sind, können die Beziehungen zwischen Kombinationen von einzelnen Merkmalen nichtlinear sein. Bild 37, die den MAPE nach Merkmalsauswahl und Topologieoptimierung zeigt, unterstreicht die Überlegenheit der einstufigen Korrelationsanalyse und der Wrappermethode.

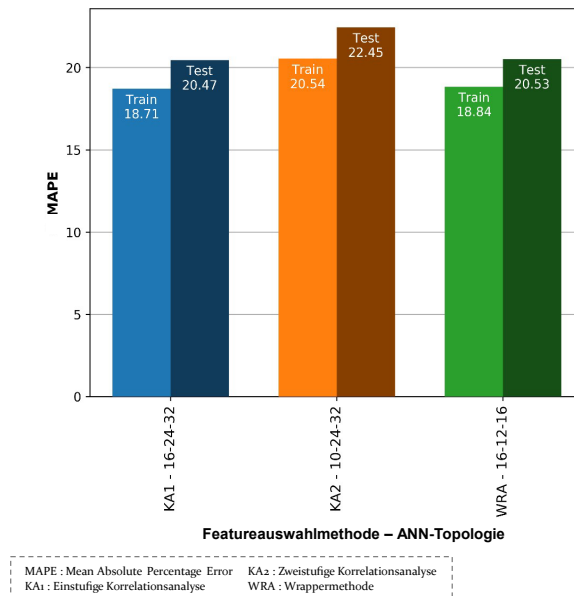


Bild 37: Vergleich von Featureauswahlmethoden und den jeweils optimierten Netzwerktopologien (in Anlehnung an [P5])

Die optimierte Topologie nach Anwendung der Wrappermethode ist dabei viel schlanker als die optimierte Topologie nach der einstufigen Korrelationsanalyse. Die Merkmalsauswahl nach der Wrappermethode ist vermutlich deshalb effizienter, da im Ergebnis dann nur wenige Transformationsoperationen innerhalb des ANN erforderlich sind, um die Gesamtkosten mit hoher Genauigkeit abzuschätzen.

Aus diesem Grund wird für alle weiteren Untersuchungen in dieser Fallstudie die Wrappermethode verwendet. Sie passt ihre Merkmalsauswahl automatisch an jeden ML-Algorithmus an, während die Merkmalsauswahl

der anderen Methoden hauptsächlich von manuell festgelegten Schwellwerten abhängt.

Im zweiten Experiment der Modellentwicklung und -evaluation werden verschiedene weitere ML-Algorithmen den optimierten ANNs aus dem ersten Experiment gegenübergestellt und in Bezug auf die Genauigkeit der Kostenschätzung miteinander verglichen (vgl. Bild 38).

In der Literatur zur Kostenschätzung wird in den meisten Studien nur ein einziger ML-Algorithmus fokussiert und mit der traditionellen linearen Regression verglichen (siehe Abschnitt 3.2). Daher sind bei dem simultanen Vergleich mehrerer ML-Algorithmen in diesem Experiment der Fallstudie keine Vergleichsergebnisse aus Veröffentlichungen einbeziehbar. In der ersten Fallstudie dieses Kapitels werden die Methoden Least Squares Support Vector Machine (LSSVM), K-Nearest-Neighbor Algorithm (KNNA) und Linear Regression (LR) mit einem optimierten ANN verglichen. Die LR ist der in der Literatur am häufigsten adressierte ML-Algorithmus zur Kostenschätzung. LSSVMs werden in den vergangenen zehn Jahren in wissenschaftlichen Quellen zur Kostenprognose zunehmend erwähnt. Die jedoch noch relativ wenigen Untersuchungen zeigen eine Überlegenheit von LSSVMs gegenüber ANNs auf [63, 65, 71, 73].

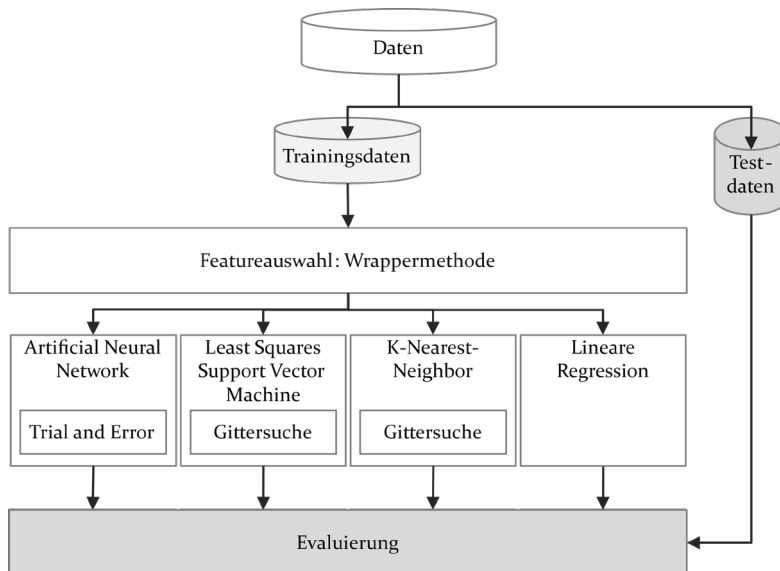


Bild 38: Experimentelles Design für die Bewertung und den Vergleich von ML-Algorithmen (in Anlehnung an [P5])

Basierend auf den Ergebnissen des ersten Experiments wird die Wrappermethode für die Merkmalsauswahl für alle zu vergleichenden ML-Algorithmen verwendet (vgl. Bild 38). Dies ermöglicht eine Reduktion der Anzahl an (redundanten) Features, um Komplexität, Zeitbedarf sowie die Rechenkosten der Modellierung zu senken und die Performance durch weniger fehlleitende Features im Training zu verbessern. Die Hyperparameter der LSSVMs und ANNs werden durch eine Gittersuche optimiert [65, 71, 73]. Die Gittersuche wendet alle möglichen Kombinationen von gegebenen Hyperparametern und gegebenen Hyperparameterwerten nacheinander auf den ML-Algorithmus an und wählt diejenige Hyperparameterwertkombination aus, die zum leistungsstärksten ML-Algorithmus führt. Im Gegensatz dazu hat LR keine zu optimierenden Hyperparameter. Schließlich werden die verschiedenen ML-Algorithmen mit ihrem jeweiligen besten Hyperparametersatz hinsichtlich ihrer Prognosegüte bewertet, indem man sie auf die Testdaten anwendet.

Im zweiten Experiment werden vier verschiedene ML-Algorithmen im Hinblick auf die Genauigkeit der Kostenvorhersage verglichen. Tabelle 3 zeigt die Ergebnisse.

Tabelle 3: Vergleich der ML-Algorithmen hinsichtlich der Featureauswahl (in Anlehnung an [P5])

Feature	KK	Featureauswahl			
		ANN	LSSVM	KNNA	LR
Materialgewicht	0,94	X	X	X	
Materialpreis (LME)	0,91	X		X	X
PS_Gießen	0,60	X		X	
PS_Sichtkontrolle	0,46	X		X	X
PS_Gleitschleifen	0,43	X	X	X	
PS_Ausscheidungshärten	0,40	X	X	X	
PS_Beladen	0,40			X	X
PS_Entladen	0,40	X	X	X	X
PS_Nacharbeit	0,39				
Anzahl Produktionsschritte	0,35	X	X	X	

PS : Produktionsschritt	LSSVM : Least Squares Support Vector Machine
KK : Korrelationskoeffizient zum Label nach Pearson	KNNA : K-Nearest-Neighbor Algorithmus
ANN : Artificial Neural Network	LR : Lineare Regression

Vor dem Hintergrund, dass die Wrappermethode die für die Performance des Algorithmus optimalen Features auswählt, zeigen die Ergebnisse, dass im Gegensatz zu ANN und KNNA die Algorithmen LSSVM und LR eine

bessere Leistung mit weniger Features aufweisen, die nicht redundant sind. Diese Tatsache rechtfertigt wiederum den Einsatz der Wrappermethode. Eine Korrelationsanalyse hätte zu einem problematischen Vergleich der Algorithmen geführt, da für alle Algorithmen die gleichen Merkmale ausgewählt und nicht die höchstmögliche Genauigkeit erreicht worden wären.

Bild 39 zeigt schließlich die Kernergebnisse des zweiten Experiments, indem sie die vier ML-Algorithmen hinsichtlich ihres MAPE gegenüberstellt.

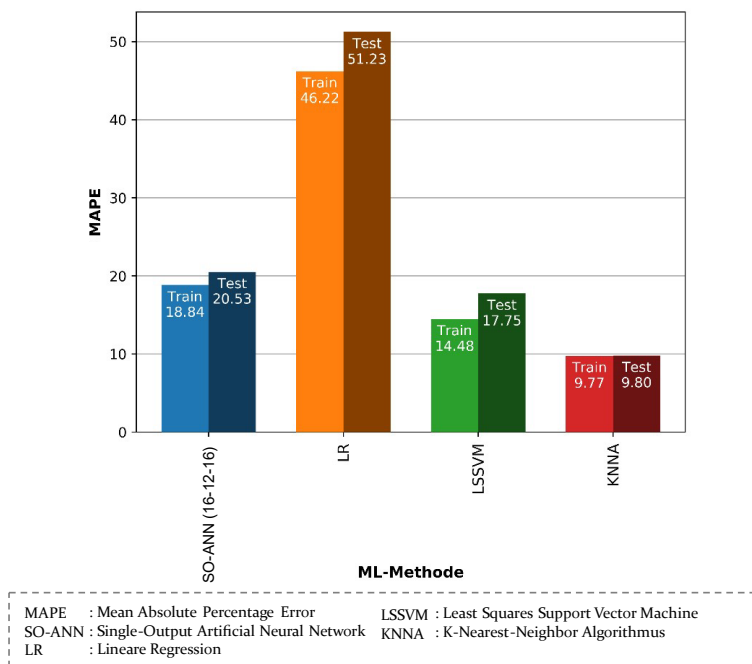


Bild 39: Vergleich der ML-Methoden (in Anlehnung an [P5])

Obwohl die Wrappermethode der LR eine effiziente Nutzung der performanceoptimalen Merkmale ermöglicht, erweist sich diese Methode aufgrund eines MAPE von mehr als 45 Prozent als völlig ungeeignet für eine Kostenprognose. Die schlechte Leistung der LR resultiert hauptsächlich aus der geringen linearen Korrelation der Merkmale mit dem Label. Nur "material_weight" und "material_costs_lme" haben einen Korrelationskoeffizienten von größer als 0,6. Darüber hinaus korrelieren diese beiden Merkmale stark miteinander. Daher kann LR die Beziehung zwischen den Merkmalen und dem Label nicht linear erklären. Mit einem MAPE von nur etwa 20 Prozent übertrifft ANN die LR deutlich, was die Ergebnisse von Fallstudien in der Literatur bestätigt. Auch die LSSVM-Prognosegüte geht

mit der Literatur konform und übertrifft wiederum die ANN bzgl. des MAPE. Im Hinblick auf die geringe Anzahl von Merkmalen, die zudem von LSSVM verwendet wird, besteht ein großes Potenzial für gute Kostenprognosen. Im Gegensatz dazu ist KNN in der Literatur bisher noch nicht entsprechend untersucht. Dennoch erzielt KNN in dieser Fallstudie den besten, d. h. niedrigsten MAPE für die Kostenprognose. Einer der Gründe für die gute Leistung der KNN ist eine gute Homogenität in der Datenbasis der Fallstudie, da alle Datenpunkte in einem weitgehend kompakten Wertebereich liegen.

Bild 40 zeigt jedoch bei KNN generell eine hohe Vorhersagegenauigkeit für den gesamten Bereich der Labelwerte. Selbst bei hohen Labelwerten mit einer geringen Dichte von Datenpunkten sind die Prognoseabweichungen nicht dramatisch.

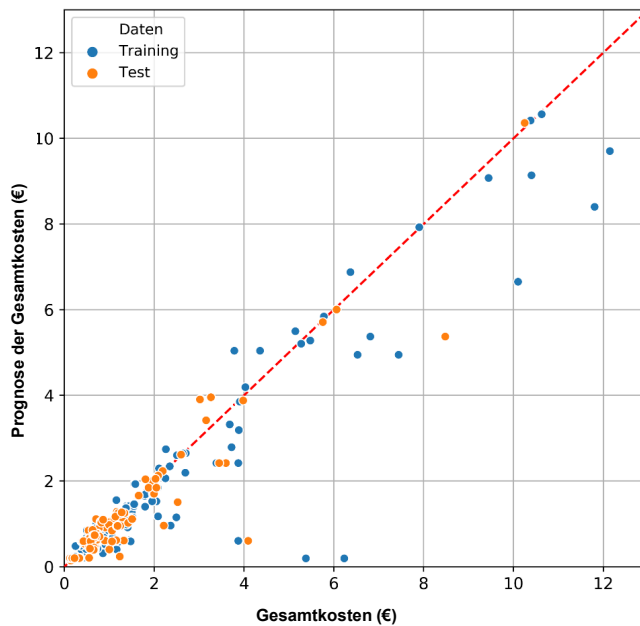


Bild 40: Gegenüberstellung der realen und der durch einen KNN prognostizierten Gesamtkosten (in Anlehnung an [P5])

Das dritte und letzte Experiment der Modellierung und Auswertung evaluiert zwei Ansätze zur Interpretation der Ergebnisse der Kostenvorhersage mittels ANNs (vgl. Bild 41). Der erste Ansatz greift das optimierte ANN der vorhergehenden Experimente auf und identifiziert Beziehungen zwischen den Ausgaben der verborgenen ANs und den Kostenstrukturelementen.

Der Ansatz geht von der Idee aus, dass ein ANN, das für die Vorhersage von Gesamtkostenwerten trainiert ist, in den verborgenen Schichten „Kenntnisse“ über die Kostenstruktur enthalten muss. Der zweite Ansatz zur Interpretation von ANN-Ergebnissen basiert auf dem Verfahren des Multi-Task Learnings [92, 93]. Nach diesem Konzept wird ein ANN darauf trainiert, mehrere Aufgaben gleichzeitig zu lösen. Dabei wird die Ausgabeschicht um zusätzliche ANs erweitert [93]. Es entsteht ein Multi-Output-ANN. Wenn die verschiedenen Aufgaben miteinander in Beziehung stehen, wird erwartet, dass das ANN von einem Training auf mehrere Aufgaben im Hinblick auf die Gesamtgenauigkeit profitiert [93]. In der Fallstudie dieser Arbeit werden drei ANs für die Schätzung von Teilkostenwerten in der Ausgabeschicht des ANN hinzugefügt. Damit wird das ANN auf vier Label, nämlich Materialkosten, Produktionskosten, Herstellungskosten und Gesamtkosten trainiert.

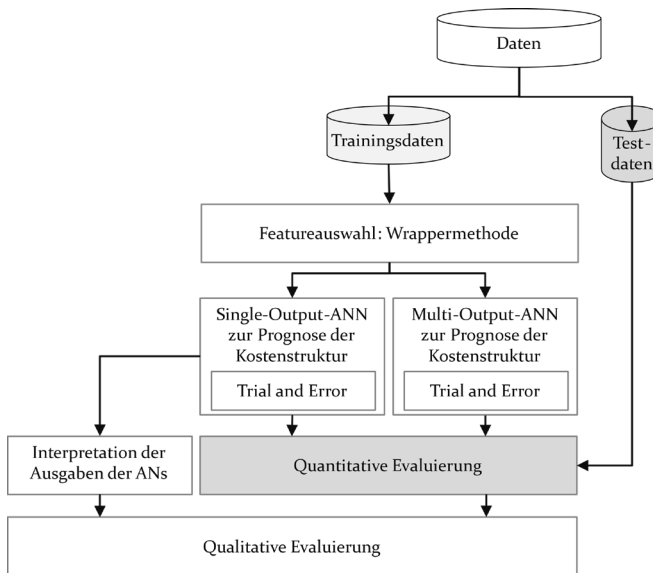


Bild 41: Experimentelles Design zum Vergleich von Single-Output- und Multi-Output-ANNs (in Anlehnung an [P5])

Da es wichtiger ist, die Gesamtkosten korrekt zu schätzen, wird die Fehlerfunktion der ANs so angepasst, dass die Fehler für die Gesamtkosten doppelt so hoch gewichtet werden wie für die Teilkostenwerte. Auch hier erfolgt die vorhergehende Merkmalsauswahl der Eingabefeatures nach der Wrappermethode. Nach der Anwendung beider Interpretationsansätze folgen zwei Auswertungsschritte. Im ersten Auswertungsschritt werden die

Single- und Multi-Output-ANNs mittels MAPE quantitativ verglichen. Im zweiten Schritt erfolgt eine qualitative Evaluation, indem man die Ausgaben der einzelnen Ausgabeneuronen bzgl. der Ergebnisse des ersten Schrittes insbes. auch hinsichtlich ihrer Interpretationsfähigkeit betrachtet.

Zusätzlich zu den separat dokumentierten Korrelationskoeffizienten zwischen den Merkmalen und dem Label Gesamtkosten zeigt Bild 42 die Korrelationen zwischen den Merkmalen und den Teilkostenwerten als weitere Label im Multi-Output-Fall. Die drei zusätzlichen Output-Neuronen liefern Prognoseergebnisse für die Material-, Fertigungs- und Herstellkosten. Im Allgemeinen ist die Stärke der Korrelationen zwischen den Merkmalen und diesen Teilkostenwerten ähnlich hoch wie die Korrelation zwischen den Merkmalen und den Gesamtkosten.

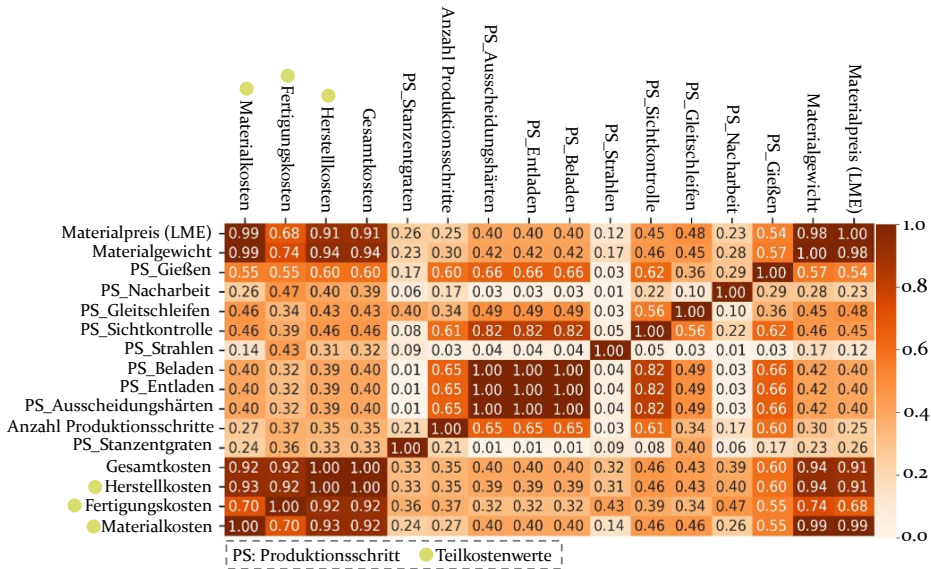


Bild 42: Korrelationen der Merkmale mit den Teilkostenwerten (in Anlehnung an [P5])

Auch hier korrelieren die Merkmale Materialgewicht und Materialpreis (LME) am stärksten mit den Kostenwerten. Im Gegensatz zu den Materialkosten korrelieren alle anderen Merkmale eher gering mit den Herstellkosten, da sie wenig Informationen über den Herstellungsprozess beinhalten. Nur die ergänzenden Merkmale, die durch Text Mining gewonnen werden, sind mit den Merkmalen des Herstellungsprozesses positiv korreliert, allerdings nur zu einem relativ niedrigen Grad.

Tabelle 4 zeigt die Ergebnisse der Merkmalsauswahl für die beiden untersuchten Netzarchitekturen Single-Output-ANN und Multi-Output-ANN.

Tabelle 4: Ergebnisse der Merkmalsauswahl für Single-Output- und Multi-Output-ANN (in Anlehnung an [P5])

Feature	KK zu...				Featureauswahl	
	GK	HK	FK	MK	SO-ANN	MO-ANN
Materialpreis (LME)	0,91	0,91	0,68	0,99	X	X
Materialgewicht	0,94	0,94	0,74	0,99	X	X
PS_Gießen	0,60	0,60	0,55	0,55	X	X
PS_Nacharbeit	0,39	0,40	0,47	0,26		X
PS_Gleitschleifen	0,43	0,43	0,34	0,46	X	X
PS_Sichtkontrolle	0,46	0,46	0,39	0,46	X	X
PS_Strahlen	0,32	0,31	0,43	0,14		
PS_Beladen	0,40	0,39	0,32	0,40		
PS_Entladen	0,40	0,39	0,32	0,40	X	
PS_Ausscheidungshärten	0,40	0,39	0,32	0,40	X	
Anzahl Produktionsschritte	0,35	0,35	0,37	0,27	X	
PS_Stanzentgraten	0,33	0,33	0,36	0,24		

KK : Korrelationskoeffizient nach Pearson

GK : Gesamtkosten

HK : Herstellungskosten

FK : Fertigungskosten

MK : Materialkosten

SO-ANN : Single-Output-ANN

MO-ANN: Multi-Output-ANN

Die Wrappermethode wählt bei beiden, wie schon dargestellt, diejenigen Merkmale aus, mit denen im Training die höchste Prognosegenauigkeit erzielt wird. Obwohl das Multi-Output-ANN mehr Labels gleichzeitig vorhersagt und deshalb wesentlich komplexer ist als das Single-Output-ANN, wird die beste Genauigkeit durch die Auswahl nur weniger Merkmale erreicht. Dies deutet auf eine hohe Ähnlichkeit der vier verschiedenen Vorhersageaufgaben (Materialkosten, Produktionskosten, Herstellungskosten und Gesamtkosten) hin, die von dem Multi-Output-ANN durchgeführt werden.

Im ersten Auswertungsschritt dieses dritten Experiments werden die Interpretationsmethoden hinsichtlich ihrer MAPE-Werte zur Vorhersage der Gesamtkosten quantitativ verglichen. Die in Bild 43 dargestellten Ergebnisse bestätigen erneut, dass das Multi-Output-ANN die Ähnlichkeiten zwischen den vier Vorhersageaufgaben ausnutzt, da sie das Single-Output-ANN und sogar die LSSVM bzgl. des MAPE übertrifft. Allein der KNN-Algorithmus weist einen geringeren MAPE als das MO-ANN auf.

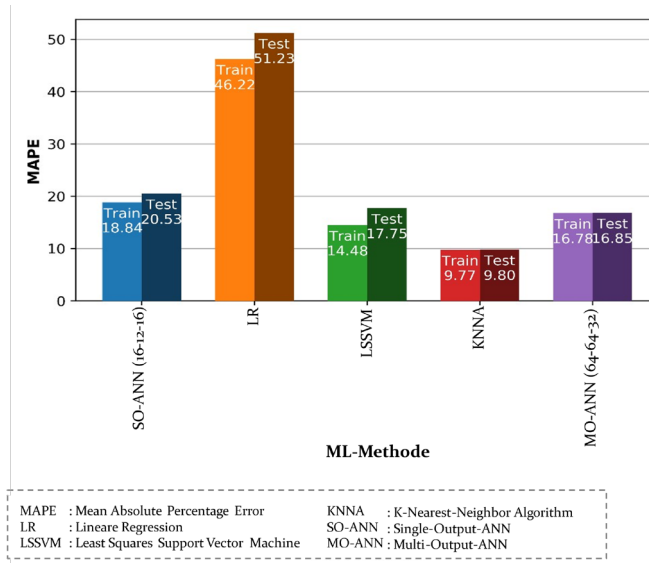


Bild 43: Vergleich des Multi-Output-ANN mit anderen ML-Algorithmen (in Anlehnung an [P5])

Bild 44 vergleicht den MAPE der Gesamtkostenwerte mit dem MAPE der Teilkostenwerte.

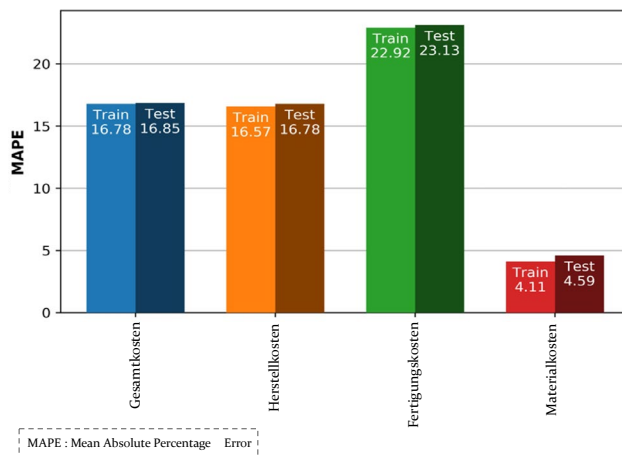


Bild 44: Vergleich der einzelnen prognostizierten Labels des Multi-Output-ANN (in Anlehnung an [P5])

Während der MAPE für Herstellkosten dem MAPE für Gesamtkosten ähnlich ist, ist der MAPE für Fertigungskosten deutlich höher. Dies ist auf die relativ schwache Korrelation zwischen den Merkmalen Materialgewicht sowie Materialpreis (LME) und den Fertigungskosten zurückzuführen, wie

aus der Tabelle 4 sowie der Korrelationsmatrix von Bild 42 ersichtlich. Im Gegensatz dazu ist der MAPE für die Materialkosten um etwa ein Vierfaches niedriger als der MAPE für die Gesamtkosten, weil die Korrelationskoeffizienten zwischen den Merkmalen Materialgewicht sowie Materialpreis und den Materialkosten extrem hoch sind. Daher lassen sich die Materialkosten sehr gut durch die in diesen Merkmalen enthaltenen Informationen erklären.

Im zweiten Auswertungsschritt wird ein qualitativer Vergleich des Multi-Output-ANN und des Single-Output-ANN durch die Interpretation der Ausgaben von versteckten ANs durchgeführt. Für die Interpretation des Single-Output-ANN gibt es zwei Aspekte. Erstens können die Ausgaben einiger versteckter ANs versehentlich von einem Teilkostenwert abhängen, ohne dass das ANN explizit auf die Teilkostenwerte trainiert ist. Die Analyse der Ausgaben zeigt jedoch, dass die Abweichung der AN-Outputs von den realen Teilkostenwerten immer höher als 100 Prozent ist. Zweitens, wenn die Korrelation zwischen den Ausgaben einiger versteckter ANs und einem Teilkostenwert sehr stark ist, könnten sich diese durch die Erhöhung von Gewichten mit zusätzlichen ANs stärker verbinden und nur die zusätzlichen ANs auf den Teilkostenwert trainieren. Da in dem Single-Output-ANN die Korrelation der verborgenen AN-Outputs mit den Teilkostenwerten nicht wesentlich höher ist als die Korrelation der verborgenen AN-Outputs in dem Multi-Output-ANN, wird diese zweite Option nicht weiterverfolgt. Außerdem ist die Vorhersagegenauigkeit des Multi-Output-ANN ohnehin höher, so dass es sich nicht lohnt, zusätzliche Anstrengungen zur Verbesserung des schlechter abschneidenden Single-Output-ANN zu unternehmen.

4.2.4 Deployment

Das Deployment beschreibt die Integration der Data Mining (DM) Projektergebnisse in die konkrete existierende Organisation eines Unternehmens und stellt die letzte Phase des CRISP-DM [56] dar. Die vorliegende Arbeit zielt darauf ab, innovative Ansätze und Lösungen zur Unterstützung des Cost Engineers aufzuzeigen (siehe Forschungsfragen in Abschnitt 1.2). Die Übertragung der Forschungsergebnisse in den regulären Betrieb liegt außerhalb der Ziele und auch der praktischen Möglichkeiten. In den durchgeführten Fallstudien werden u. a. die Schätzung und Nutzung von mittels

IKPM erzeugten Kostenstrukturinformationen in den vorhandenen Geschäftsbeziehungen zwischen OEMs und Lieferanten nur theoretisch untersucht sowie die Nutzbarmachung der IKPM für den Cost Engineer in Form einer Benutzerschnittstelle nur qualitativ illustriert (siehe Abschnitt 4.2.5). Darüber hinaus wird die prozessuale Verankerung der IKPM in den Cost Engineering Regelkreis (siehe Abschnitt 1.1) nicht eingehender untersucht. Die Phase des Deployment im CRISP-DM kann deshalb experimentell nicht weitergehend verfolgt werden.

4.2.5 Schlussfolgerungen

Alle Experimente in dieser ersten Fallstudie bestätigen das große Potenzial von ANNs zur Kostenprognose und damit zur Unterstützung der Entscheidungsfindung im Cost Engineering.

Erstens erweist sich die Wrappermethode als der beste Ansatz zur Merkmalsauswahl für die Kostenprognose, obwohl er die Anzahl der Merkmale nicht so stark reduziert wie die Korrelationsanalyse. Dabei passt die Wrappermethode ihre Merkmalsauswahl flexibel an den ML-Algorithmus an, wie es im zweiten Experiment der Fall ist. Zudem wird gezeigt, dass sich eine Reduktion der Featureanzahl durchaus positiv auf die Performance von Algorithmen auswirken sowie die Komplexität der Kostenprognosemodelle senken kann.

Die Vorhersagegenauigkeit der ANNs für die Kostenschätzung ist jedoch zuweilen relativ gering, ganz unabhängig von der verwendeten Featureanzahl. Hier ist es zielführender, den Fokus auf die Optimierung der Architektur der Algorithmen zu legen. Erste positive Auswirkungen einer Modifikation der Netzarchitektur zur Optimierung der Performance von ANNs werden in dem ersten Experiment gezeigt (vgl. Bild 36).

Zweitens übertrifft die KNN-Methode, die in der wissenschaftlichen Literatur nicht auf eine Kostenprognose ausgerichtet ist, alle anderen untersuchten ML-Algorithmen hinsichtlich der Genauigkeit deutlich, einschließlich der in der Literatur etablierten Algorithmen wie ANN und LSSVM. Bemerkenswert ist, dass KNN sogar für Daten, die sich in einem Gebiet mit geringer Dichte von Trainingsdatenpunkten befinden, eine gute Vorhersage liefert. Im Gegensatz dazu ist LR für eine Kostenschätzung völlig ungeeignet, da die Vorhersagegenauigkeit bei weitem die schlechteste

aller betrachteten Algorithmen ist. Wie aus der Literatur hervorgeht, schneidet LR nur bei quantitativen Merkmalen, die den Herstellungsprozess charakterisieren, besser ab. Für den Anwendungsfall der Beschaffung sind diese Merkmale jedoch nicht verfügbar. In Bezug auf ANN und LSSVM bestätigen die Experimente die Ergebnisse in der Literatur. Darüber hinaus benötigt LSSVM nur eine sehr geringe Anzahl von Merkmalen, um eine relativ hohe Genauigkeit zu erreichen. Dennoch ist der MAPE-Wert von etwa 20 Prozent für eine Kostenprognose zur Unterstützung der strategischen Beschaffung immer noch zu hoch. Obwohl der KNN das ANN hinsichtlich der Genauigkeit übertrifft, weist das ANN ein größeres Potenzial für die Interpretation seiner Vorhersagen auf, was aus einer Akzeptanzperspektive sehr wichtig ist.

Während eine Interpretation von versteckten ANs in Single-Output-ANNs Kostenstrukturen nicht erklären kann, sind Multi-Output-ANNs in der Lage, eine grobe Kostenstruktur mit einer im Vergleich zu einem Single-Output-ANN noch größeren Genauigkeit abzuschätzen. Diese Kostenstrukturinformation ermöglicht einerseits eine relativ hohe Nachvollziehbarkeit der Prognoseergebnisse und unterstützt andererseits die Entscheidungen der Einkäufer bei PV, da der Vergleich der ermittelten Kostenstruktur mit der behaupteten Kostenstruktur der Lieferanten starke Argumente für Preissenkungen und Effizienzsteigerungen im Supply Management liefert. Bild 45 skizziert exemplarisch eine Benutzerschnittstelle bei der Implementierung einer derartigen ML-basierten Kostenprognose für Beschaffungsentscheidungen, insbes. unter Verwendung von ANNs.

Das Konzept leitet sich aus den Erkenntnissen zur Kostenprognose von Aluminiumussteilen ab, die in der vorliegenden Multi-Experiment-Fallstudie gewonnen sind. Als Erweiterung könnte jedes untersuchte ML-System als Microservice in einer Cloud-Umgebung entsprechend einer Microservice-Architektur nach Thones [107] implementiert werden. Beispielsweise sammelt eine Webanwendung die notwendigen Parameterwerte von Teilen oder Baugruppen, z. B. durch Befragung von verantwortlichen Mitarbeitern. Mit einem Klick innerhalb der Web-Anwendung werden die gewünschten Microservices ausgeführt und schätzen die Gesamt- und Teilkostenwerte. Die Microservice-Architektur gewährleistet eine hohe Flexibilität, insbes. auch bei der Integration von neuen Zulieferern. Die Lieferanten können Kostenstrukturdaten ihrer Angebote in der Cloud ablegen.

Die Webanwendung zeigt dann die größten Abweichungen ihrer Kostenstrukturen von den prognostizierten auf und identifiziert damit Verbesserungspotenziale. Darüber hinaus ist die Information über Kostenstrukturen aus der Web-Anwendung für PV nutzbar.

Menü	Parameter	Wert
Aluguss-Bauteil	Materialgewicht	1245,00 g
Bauteil Typ 2	Materialpreis	Eingabe €
Bauteil Typ 3	Gießen	☒
	Sichtkontrolle	☒
	Starte Kalkulation	
	Gesamtkosten	-,- €
	Herstellkosten	-,- €
	Materialkosten	-,- €
	Fertigungskosten	-,- €

Bild 45: Deploymentansatz von ML-Systemen zur Kostenprognose im strategischen Einkauf (in Anlehnung an [P5])

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass ANNs nach einigen Iterationen von Datenaufbereitung, Merkmalsauswahl und Parameteroptimierung belegbar das Potenzial haben, den Prozess der Kostenprognose von Bauteilen deutlich effizienter zu gestalten und hinsichtlich einer kombinierten Betrachtung von Genauigkeit und Nachvollziehbarkeit der Prognoseergebnisse anderen ML-Methoden und -Modellen überlegen sind.

4.2.6 Limitationen und zukünftige Forschung

Die Ergebnisse der ersten Fallstudie zur intelligenten Kostenschätzung machen auch eine Problematik deutlich, nämlich insbesondere eine unter bestimmten Bedingungen geringe Vorhersagegenauigkeit der ML-Algorithmen. Für manche schlechte Prognosegüte ist neben einer zu geringen Trainingsdatenmenge der niedrige Informationsgehalt der verfügbaren Features als Hauptgrund zu sehen. So könnte sich die zukünftige Forschung u. a. auf die Untersuchung neuer Features und das Feature Engineering sowie den Test neuer DM-Methoden konzentrieren. Es ist jedoch sehr wichtig, Merkmale zu finden, die in der Phase des Vertragsabschlusses mit Lieferanten leicht gewinnbar sind. Im Hinblick auf das Feature Engineering ist es vielversprechend, tiefer in die domänenspezifischen

Beziehungen zwischen den Merkmalen und ihren Auswirkungen auf die Kostenstruktur einzutauchen. Eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit ist die Kombination verschiedener ML-Algorithmen. Zu diesem Zweck können die Algorithmen gestapelt oder parallelgeschaltet werden. Beispielsweise ist es möglich, durch die Verwendung einer KNNA für die Vorhersage des Gesamtkostenwertes und gleichzeitig durch die Verwendung eines ANN für die Vorhersage der Kostenstruktur mit den Teilkostenwerten die Gesamtgenauigkeit zu verbessern. Insbesondere ANNs mit mehreren Ausgängen sind leicht zu stapeln, so dass sie gleichzeitig Kostenwerte für aufeinander aufbauende Teile und Baugruppen vorhersagen können.

4.3 Fallstudie zur Kostenprognose von Spritzgussteilen

4.3.1 Business Understanding und Datenaufbereitung

Die zweite Fallstudie beschäftigt sich mit der Kostenprognose von Spritzgusskomponenten. Zu Spritzgussbauteilen gehören vielfältige Bestandteile von Außenspiegeln, Sitzen, Stoßfängern, Rädern usw. (vgl. Bild 46).

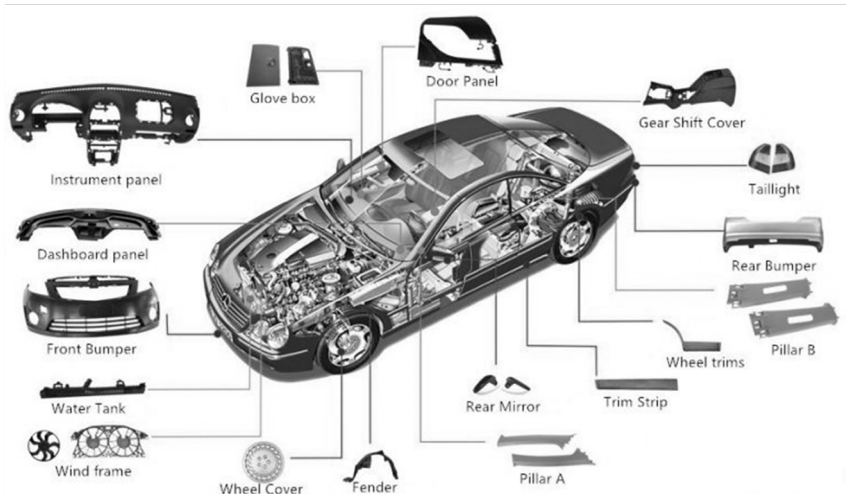


Bild 46: Spritzgussbauteile im Fahrzeug [108]

Der Grundgedanke des Spritzgießens ist die Fertigung eines meist unmittelbar gebrauchsfertigen Bauteils. Dies wird über eine Erwärmung von

Kunststoffgranulat/-pulver mit anschließender Formgebung im Schmelzzustand und darauffolgender direkter Abkühlung erreicht (vgl. Bild 47) [109]. Anschließend durchläuft das fertige Produkt eine Qualitätsprüfung.

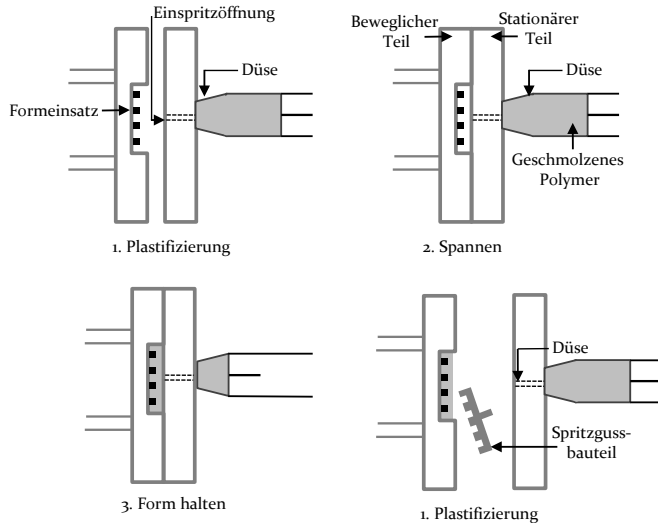


Bild 47: Elemente des Fertigungsprozesses für Spritzgussteile (in Anlehnung an [110])

Wie in Abschnitt 4.2.2 beschrieben, werden 380 Kostendatensätze von Spritzgussbauteilen bestehend aus jeweils 18 Merkmalen erhoben und aufbereitet. Die Erweiterung gegenüber der vorherigen Fallstudie besteht darin, dass die aus dem Kalkulationstool „Siemens Teamcenter Product Cost Management“ extrahierten Attribute um aus benachbarten Quellsystemen stammende Produktinformationen, wie z. B. die projizierte Fläche oder maschinenspezifische technische Merkmale, angereichert sind. Die technischen Bezeichnungen der Features sind dem Anhang (vgl. Tabelle 12) zu entnehmen. Durch die große Streuung der Featurewerte sowie die im Vergleich zu Studien in der Literatur geringe Spritzgussdatenmenge wird klar, dass es schwierig ist, die als Benchmark identifizierten Ergebnisse von Wang et al. in ihrer Performance zu übertreffen. Diese Studie erzielt unter Anwendung eines ANN eine sehr hohe Genauigkeit der Kostenprognose von speziellen Spritzgussteilen ($R^2 = 0,99$) [77]. Allerdings liegt der Fokus hierbei auf der Optimierung einer singulären ML-Anwendung auf der Basis von manuell eingegebenen und sehr detaillierten Parametern zur Herstellung dieser Spritzgusskomponenten. Zudem basiert die Studie auf 1260 Trainingsdatensätzen sowie 840 Testdatensätzen, die sich in ihren technischen Merkmalen nur gering unterscheiden.

Die zweite Fallstudie demonstriert, dass es alternative Verfahren der DM sowie IKPM gibt, welche die Anzahl an Einflussparametern auch bei heterogener Datenbasis automatisch bestimmen und gute Prognoseergebnisse in einer frühen Phase liefern. Zudem kann gezeigt werden, wie eine höhere Transparenz der Kostenprognose für den Einkäufer erreicht werden kann.

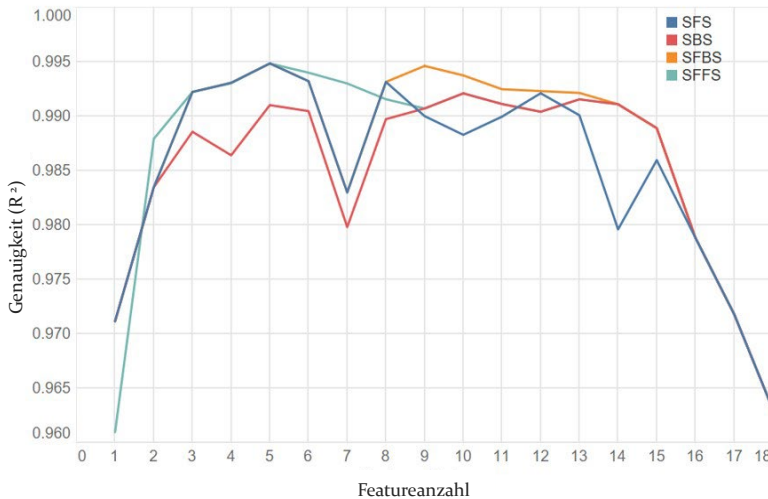
4.3.2 Modellentwicklung und -evaluation

Dieser Abschnitt konzentriert sich auf die Auswahl der „besten“ Features für eine Reihe von zu testenden Vorhersagemodellen, die dann auf der Basis dieser Featureselektion hinsichtlich ihrer Prognosegenauigkeit und Anzahl „bester“ Features miteinander verglichen werden. Hierzu werden vier Wrappermethoden zur Dimensionalitätsreduktion bzw. Featureauswahl betrachtet. Dabei handelt es sich um die Sequential Forward Selection (SFS), die Sequential Backward Selection (SBS) und die Sequential Floating Forward sowie Backward Selection (SFFS und SFBS)[111; 112]. Diese vier Selektionsmethoden basieren sämtlich auf „greedy“ Suchalgorithmen, die darauf abzielen, die Featureauswahl mithilfe einer Heuristik zu treffen. Wie bereits die erste Fallstudie in Abschnitt 4.2 zeigt, beeinflusst die Wahl des Wrapper-Algorithmus die Performance der IKPM auf unterschiedliche Weise. Motiviert durch die gute Interpretierbarkeit von DT (siehe Abschnitt 4.3.3) sowie die nachgewiesene gute Performance des Algorithmus in IKPM-Vergleichsstudien [63, P3], wird in einem ersten Experiment der DT-Regressor ausgewählt, um die vier verschiedenen Wrappermethoden miteinander zu vergleichen. In darauffolgenden Experimenten werden weitere Algorithmen hinzugezogen. Auf eine tiefergehende Analyse des DT ohne Reduktion der Featuremenge wird hier bei einem R^2 von 0,84 verzichtet, da neben einer hinreichend genauen Prognosegüte auch eine schlanke und effiziente Nutzung des IKPM für den Cost Engineer zu erzielen ist.

Die maximale Tiefe des DT-Regressors ist auf zehn begrenzt. Zur Vorhersage der Kosten werden sämtliche 18 Merkmale (vgl. Tabelle 12 im Anhang) jeder Komponente einbezogen. Die Methode gibt das beste Merkmal oder die beste Merkmalsgruppe für einen bestimmten Algorithmus aus. Bild 48 zeigt die Genauigkeit der vier Wrappermethoden über alle Merkmale. Die dabei ausgewählten Merkmale und deren Bedeutung können dem Anhang (vgl. Tabelle 12) entnommen werden. Das Performancemaß R^2 (vgl. Formel

2.5) ist der Durchschnitt der R^2 -Werte bei 5-facher Kreuzvalidierung. Ein hohes R^2 weist darauf hin, dass die Gesamtkosten durch die vom Algorithmus ausgewählten Features gut erklärt werden können. Die Kreuzvalidierung vermeidet einen durch eine einzige Berechnung verursachten Zufallsfehler.

Eine Vorstudie zeigt, dass der DT-Algorithmus unabhängig von der gewählten Wrappermethode schon eine gute Performance ($R^2 > 0,93$) unter Einbezug aller Features aufweist. Auf dieser Basis wird untersucht, inwieweit eine Dimensionalitätsreduktion unter Verwendung verschiedener Methoden diese Performance noch steigern kann.



N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
R^2 (SFS)	0,97116	0,98347	0,99223	0,99307	0,99485	0,99322	0,98299	0,99315	0,99001	0,98829	0,98996	0,99211	0,99009	0,9796	0,98596	0,97882	0,97181	0,96306
R^2 (SBS)	0,97116	0,98347	0,98857	0,98641	0,99102	0,99047	0,97981	0,98973	0,99071	0,9921	0,99112	0,99041	0,99155	0,9911	0,9889	0,97882	0,97181	0,96306
R^2 (SFBS)	0,97116	0,98347	0,99223	0,99307	0,99485	0,99322	0,98299	0,99315	0,99462	0,99375	0,99248	0,99231	0,99214	0,9911	0,9889	0,97882	0,97181	0,96306
R^2 (SFFS)	0,96097	0,98792	0,99223	0,99303	0,99485	0,994	0,99301	0,99156	0,99071	0,9921	0,99112	0,99041	0,99155	0,9911	0,9889	0,97882	0,97181	0,96306

SFS : Sequential Forward Selection SFBS : Sequential Floating Backward Selection
SBS : Sequential Backward Selection SFFS : Sequential Floating Forward Selection

Bild 48: Methodenvergleich von SFS, SBS, SFBS und SFFS zur Dimensionalitätsreduktion (in Anlehnung an [P6])

Bei den DR-Methoden in Bild 48 kann einer ersten qualitativen Betrachtung entnommen werden, dass sich einige ausgewählte Wrappermethoden

im Verlauf ihrer zugeordneten R^2 -Werte teilweise überlappen (z. B. SFS und SFBS im Intervall von 1 bis 8 Features). Die Wertetabelle zeigt dies im Detail, in der Liniengrafik überdeckt eine Farbe zuweilen eine andere.

Bei einer differenzierteren Betrachtung der vier Wrappermethoden zeigen die Floating-Methoden SFFS und SFBS kaum Unterschiede im Featurebereich von 8 bis 15, während die Ergebnisse der beiden konkurrierenden Methoden SFS und SBS im gleichen Bereich weniger gut sind und stärker schwanken. Floating-Verfahren zeichnen sich durch einen zusätzlichen Prozessschritt in der Featureauswahl aus. In diesem Schritt werden die bereits eingeschlossenen (oder ausgeschlossenen) Merkmale erneut daraufhin getestet, ob sie tatsächlich geeignet sind, eingeschlossen oder ausgeschlossen zu werden. Dies führt offenbar zu einem besseren Ergebnis im Bereich von 8 bis 15 Merkmalen. Im Ergebnis erreichen drei der vier getesteten Wrappermethoden mit fünf Merkmalen die höchste Genauigkeit ($R^2 = 0,995$). Diese drei Methoden SFS, SFFS und SFBS selektieren dabei die Merkmale Einkaufsvolumen (Feature 3), Wandstärke (Feature 5), Bruttogewicht (Feature 6), Materialpreis (Feature 7) und die Anzahl von Werkzeugkavitäten (Feature 14) für den Entscheidungsbaum-Regressor. SBS wählt hingegen bei maximaler Performance zehn material- und fertigungsbezogene Attribute aus, die jedoch einen etwas geringeren Genauigkeitswert liefern ($R^2 = 0,992$). Die Schlussfolgerung „weniger ist mehr“ führt zu einem deutlich niedrigeren Datenerhebungsaufwand in der Praxis (fünf anstelle von zehn Features).

In einem zweiten Experiment wird die Auswirkung der Größe des Datensatzes auf die Merkmalsauswahl getestet. Dies liefert erste Hinweise, ob eine weitere Datenakquise zur Erhöhung der DT-Performance sinnvoll ist. Zudem ergeben sich erste Einblicke, ob auch für einfache Bauteile, die mit alternativen Technologien (z. B. Stanzen oder Schmieden) hergestellt werden und deren Datenmenge deutlich geringer ist, der Einsatz von IKPM möglich sein kann.

Da die Wrappermethoden SFS, SFFS und SFBS zu einer optimalen Performance des DT-Regressors führen, werden diese für die weitere Untersuchung des Einflusses der Datensatzgröße zugrundegelegt.

Die R^2 -Ergebnisse dieser drei Wrappermethoden in Abhängigkeit von der Stichprobengröße sind in Tabelle 5 dargestellt. Dabei ändern sich jeweils die fünf selektierten Merkmale, die zu einem maximalen R^2 führen.

Tabelle 5: Wrappermethoden und Vorhersagegenauigkeit R^2 sowie selektierte Features in Abhängigkeit von der Datensatzgröße (in Anlehnung an [P6])

Wrapper- methode	Stichprobengröße					
	10%	30%	50%	70%	90%	100%
SFS	0,1548 (3, 8, 9, 10, 14)	0,8859 (1, 7, 8, 11, 14)	0,9790 (8, 9, 11, 14, 18)	0,9853 (4, 7, 9, 11, 15)	0,9734 (1, 4, 7, 12, 15)	0,9949 (4, 6, 7, 8, 15)
SFFS	0,1548 (3, 8, 9, 10, 14)	0,8930 (1, 8, 10, 11, 14)	0,9790% (8, 9, 11, 14, 18)	0,9871 (1, 4, 8, 10, 16)	0,9734 (1, 4, 7, 12, 15)	0,9949 (5, 6, 7, 8, 15)
SFBS	0,4053 (1, 2, 4, 8, 9)	0,8930% (1, 8, 10, 11, 14)	0,9798% (1, 7, 8, 11, 16)	0,9855 (4, 8, 12, 13, 14)	0,9716 (4, 7, 8, 16, 18)	0,9949 (4, 6, 7, 8, 15)

Den Ergebnissen in Tabelle 5 zufolge zeigen alle Wrappermethoden bei einer extrem geringen Datenmenge von 10 % sehr schlechte Genauigkeitswerte von ca. 40 % (SFBS) bzw. ca. 15 % (SFS und SFFS). Mit zunehmender Stichprobengröße wird das Vorhersageergebnis schnell besser. Nachdem die Stichprobendaten auf mehr als 30 % der gesamten Datenmenge angestiegen sind, weisen die Vorhersageergebnisse eine ähnlich hohe Genauigkeit über alle Wrappermethoden auf. Bei vollständiger Stichprobe sind die selektierten Merkmale über alle Wrappermethoden gleich.

Es kann gefolgert werden, dass die Erhöhung der Datenmenge schon beim Merkmalsauswahlprozess dazu beiträgt, die Genauigkeit des endgültigen Vorhersagemodells zu verbessern. Im vorliegenden Fall reichen somit schon etwa 200 (> 50 % von 380) Datensätze aus, um mit Wrappermethoden die „besten“ Features auszuwählen, die zu einer hohen Kostenprognosegenauigkeit (> 97 %) führen.

Es kann viele potenzielle Kombinationen aus ML-Algorithmen und den vier vorgestellten Wrappermethoden geben, die eine hohe Prognosegenauigkeit erreichen können [113]. Im Folgenden werden die Algorithmen LR, RF, Least Squares Support Vector Machines, XGBoost und Multilayer Perceptron (MLP) für eine weitere Vergleichsstudie ausgewählt. Eine Implementierung ohne Wrappermethode wird bei keinem Algorithmus weitergehend betrachtet, da diese in jedem Fall zu dem schlechtesten R^2 -Wert führt. Für jeden Regressor werden die geeignetsten aus insgesamt 18 Merkmalen bestimmt und mit Testdaten evaluiert. Die Stichprobengröße für die Featureauswahl entspricht den vollständigen Originaldaten (100 %). Die

Anzahl der auszuwählenden Merkmale ist nicht begrenzt. Es werden insgesamt 236 Tests ausgeführt. Tabelle 6 zeigt neben den R^2 -Werten ohne Dimensionalitätsreduktion das Ergebnis jeder Kombination aus ML-Algorithmus und Wrappermethode für diejenige Merkmalskombination, die zu der höchsten Prognosegenauigkeit führt.

Tabelle 6: Beste Merkmalsauswahl für Kombinationen von ML-Methoden und Wrappermethoden (in Anlehnung an [P6])

ML-Methode	Wrapper-methode	R^2	Featureindex	Feature-anzahl
LR	ohne	0,9212	-	18
	SFS	0,9645	(1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 13, 14, 15, 16, 18)	13
	SFFS	0,9683	(1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 13, 15, 16)	10
	SBS	0,9683	(1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 13, 15, 16)	10
	SFBS	0,9683	(1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 13, 15, 16)	10
DT	ohne	0,9314	-	18
	SFS	0,9949	(4, 6, 7, 8, 15)	5
	SFFS	0,9949	(4, 6, 7, 8, 15)	5
	SBS	0,9921	(1, 2, 3, 4, 8, 9, 11, 12, 13, 15)	10
	SFBS	0,9949	(4, 6, 7, 8, 15)	5
RF	ohne	0,9297	-	18
	SFS	0,9901	(1, 4, 7, 8, 9, 10, 15, 16)	8
	SFFS	0,9900	(4, 7, 8, 9, 10, 11, 15, 16)	8
	SBS	0,9900	(1, 4, 7, 8, 10, 15; 16)	7
	SFBS	0,9901	(1, 4, 7, 8, 9, 10, 15, 16)	8

LSSVM	ohne	0,8912	-	18
	SFS	0,9652	(1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 13, 14, 15, 16, 18)	13
	SFFS	0,9685	(1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 13, 15, 16)	11
	SBS	0,9679	(1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 13, 15, 16, 17)	11
	SFBS	0,9685	(1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 13, 15, 16)	11
MLP	ohne	0,9067	-	18
	SFS	0,9955	(2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 18)	12
	SFFS	0,9962	(2, 4, 5, 6, 8, 12, 13, 14, 15)	9
	SBS	0,9959	(1, 2, 3, 4, 8, 12, 15, 18)	8
	SFBS	0,9960	(1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18)	14
XGBoost	ohne	0,9658	-	18
	SFS	0,9949	(4, 7, 8, 11, 12, 14, 15, 16)	8
	SFFS	0,9949	(4, 7, 8, 11, 12, 14, 15, 16)	8
	SBS	0,9941	(2, 4, 8, 9, 11, 14, 15, 16, 18)	9
	SFBS	0,9949	(4, 7, 8, 11, 12, 14, 15, 16)	8

Allgemein zeigt sich, dass alle IKPM-Algorithmen unter Einbezug sämtlicher Features (d. h. ohne DR) Performancewerte von $R^2 > 0,89$ aufweisen. Im Vergleich kann jedoch festgestellt werden, dass sich bei allen gewählten Algorithmen unter Einbezug der Wrappermethoden SFS, SFFS, SBS und SFBS die Anzahl an Features und somit die Komplexität der IKPM deutlich reduziert sowie eine höhere Performance mit $R^2 > 0,95$ ergibt. Bei detaillierterer Analyse zeigt sich, dass bei der LR drei der vier Wrappermethoden (SFFS, SBS, SFBS) die gleiche Merkmalsgruppe bestehend aus zehn Merkmalen selektieren. Für den RF-Regressor wird die höchste Genauigkeit mit

den Wrappermethoden SFS und SFBS erzielt. Das beste Ergebnis der Vorhersage von LSSVM wird mit Features erreicht, die mittels SFFS oder SFBS ausgewählt werden. Das XGBoost-Modell macht die beste Vorhersage mit Features, die durch eine der Wrappermethoden SFS, SFFS und SFBS selektiert werden. Der beste ML-Algorithmus MLP wählt jedoch unterschiedliche Merkmalskombinationen mit verschiedenen Wrappermethoden aus. Unter den vier Wrappermethoden selektiert die SFFS-Methode diejenigen Merkmalsgruppen, die die höchste Genauigkeit in der gesamten Testmenge ergeben.

Wie Tabelle 6 zeigt, ist das Bestimmtheitsmaß R^2 für alle Algorithmen sehr hoch. Allerdings kann ein hohes R^2 auch fehlleiten und bedeutet nicht automatisch eine gute IKPM-Performance in der Praxis. Ein hohes R^2 kann auch auftreten, wenn das Modell überangepasst ist, also die Trainingsdaten zu gut lernt, jedoch schlechte Vorhersagen für neue Daten liefert. Demzufolge werden die besten Kombinationen der einzelnen ML- und Wrappermethoden in Bild 49 anhand der zusätzlichen Leistungsmetriken MAE, MSE und RMSE (siehe Abschnitt 2.2) nach 5-facher Kreuzvalidierung weiter verglichen.

Alle drei Metriken deuten darauf hin, dass die Kombination von MLP und Wrappermethode SFFS die beste Wahl ist. Dies spiegelt sich auch in den kleinen Fehlerwerten dieser Kombination wider. Die Ergebnisse unterstützen ebenfalls die oben genannte Kombination als die beste Wahl mit dem höchsten R^2 . Mit MLP als Benchmark schneiden die Tree-Modelle einschließlich DT, RF und XGBoost relativ gut bei der Vorhersage der Gesamtkosten ab, während die LR aufgrund ihres hohen RMSE-Wertes (fast doppelt so hoch wie das Ergebnis von RF oder DT) für diese Vorhersage offensichtlich nicht gut geeignet ist. Zusammenfassend können die Algorithmen MLP, DT, RF und XGBoost als geeignet für die Vorhersage der Gesamtkosten angesehen werden. Zudem ergibt sich für die Kostenprognose, dass wiederum Wrappermethoden ein praktisch gangbarer Weg sind, um die Dimensionalität der ursprünglichen Features zu reduzieren und dabei dennoch eine maximale Genauigkeit bei der Vorhersage zu erreichen.

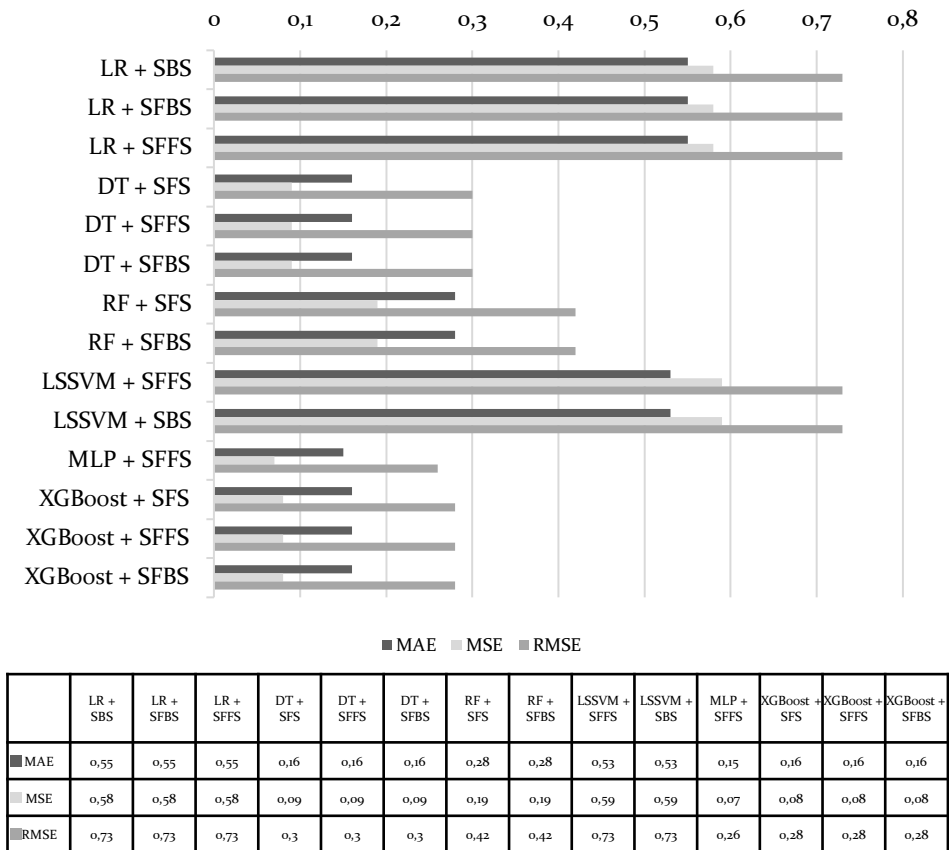


Bild 49: Beste Kombinationen verschiedener ML-Methoden und Wrappermethoden für Spritzgussbauteile (in Anlehnung an [P6])

Um die Performance der Algorithmen weitergehend zu überprüfen, werden die Algorithmen- und Wrappermethodenkombinationen aus Bild 50 auf einen neuen Datensatz von 720 Stanzteilen ähnlicher Komplexität angewandt und hinsichtlich der MAE-Werte miteinander verglichen.

Bei einem Vergleich der MAE-Werte der beiden Datensätze zu Spritzguss- und Stanzbauteilen zeigt sich, dass auch für den Datensatz der Stanzbauteile die Methoden MLP, DT, RF und XGBoost eine gute Performance ($MAE < 0,32$) aufweisen und somit geeignete Ansätze der IKPM darstellen. Es lässt sich somit vermuten, dass diese Algorithmenauswahl durchaus für unterschiedliche Bauteile ähnlicher Komplexität und Datenmenge eine gute Wahl darstellen.

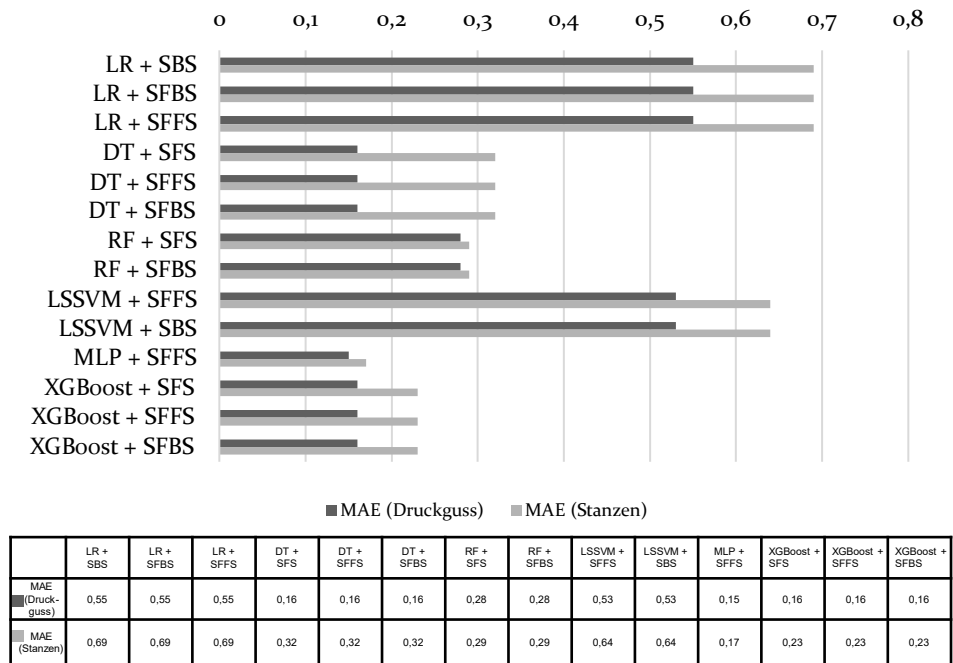


Bild 50: Vergleich ausgewählter ML-Methoden und Wrappermethoden für Spritzguss- und Stanzbauteile.

In einem weiteren Experiment wird als Alternative zur Wrappermethode eine PCA auf Basis der Singulärwertzerlegung mit denselben ML-Methoden des vorherigen Experiments für Spritzgussteile durchgeführt. Die PCA ist ein mathematischer Algorithmus, der die Dimensionalität der Features reduziert, wobei der größte Teil der Variation im Datensatz erhalten bleibt. Die PCA erzeugt neue Features, die sog. Principal Components (PCs), welche Linearkombinationen der ursprünglichen Features sind [114]. Es ist anzumerken, dass bei der Transformation in PCs die Bedeutung der ursprünglichen Features verloren geht und eine direkte ingenieurwissenschaftliche Interpretation der PCs für den Cost Engineer nicht mehr möglich ist. Die neuen PCs werden in absteigender Reihenfolge nach ihrem erklärten Varianzbeitrag angeordnet. So kann gewährleistet werden, dass die PCs mit der stärksten Interpretationsfähigkeit (kumulativer erklärter Varianzbeitrag) ausgewählt werden.

In Bild 51 stellt jeder blaue Balken den prozentualen Anteil der Varianz dar, der durch jede der ausgewählten Komponenten erklärt wird.

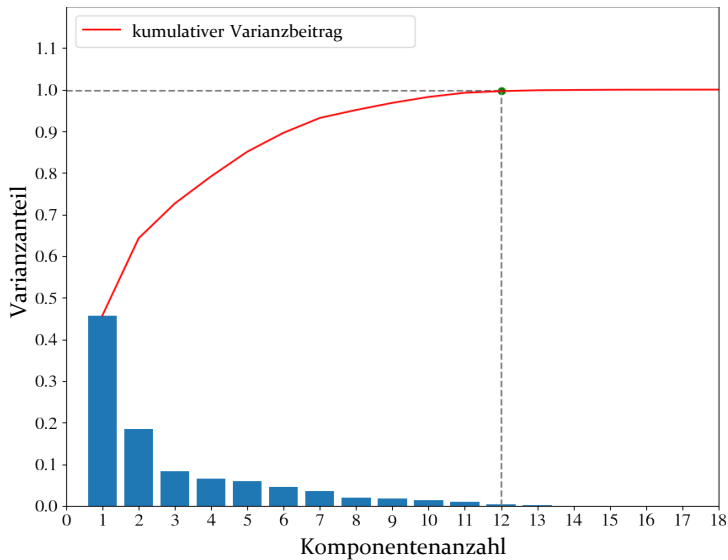


Bild 51: Einzelner und kumulativer Varianzbeitrag

In dieser Untersuchung kann die erste PC etwa 45,73 % der Varianz erklären, die zweite PC nur weniger als die Hälfte der ersten PC. Mit zunehmender Anzahl von Komponenten trägt jede PC weniger zur Interpretation der Merkmale im ursprünglichen Datensatz bei. Zum Beispiel ist der Beitrag der erklärten Varianz der PCs nach PC_{13} geringer als 0,2 %. In Anbetracht des Zeitaufwandes für den ML-Algorithmus ist es somit nicht notwendig, alle PCs einzubeziehen. Angenommen, n sei die Anzahl der PCs, die für die weitere Interpretation ausgewählt werden, dann stellt die rote Kurve die kumulative erklärte Varianz von der ersten PC bis zur n -ten PC über die gesamte Varianz dar. Zum Beispiel ist der Beitrag der kumulativ erklärten Varianz bei 12 PCs 99,64 %, was bedeutet, dass die ersten 12 PCs 99,64 % der Gesamtvarianz erklären.

Für eine Plausibilisierung der DR mittels PCA wird in Bild 52 ein indirekter Zusammenhang zwischen PCs und den ingenieurwissenschaftlichen Spritzguss-Features F_1 bis F_{18} (vgl. Tabelle 12 im Anhang) dargestellt.

Da die ersten beiden PCs etwa 65 % der Varianz erklären, werden PC_1 und PC_2 zur Veranschaulichung ausgewählt. Auf der x- und y-Achse sind dabei die PC-Werte aufgetragen. Diese berechnen sich aus den Koeffizienten E_i (relative Gewichte der einzelnen Features in den PCs), die sich bei der

PCA-Transformation ergeben. Vereinfacht lässt sich exemplarisch PC_1 veranschaulichen als $E_1 \cdot \text{Lebensdauer des Bauteils} + E_2 \cdot \text{Nachfragemenge} + E_3 \cdot \text{Nettogewicht} + \dots + E_{18} \cdot \text{Produktionsschritt (Nachbearbeitung und Qualitätskontrolle)}$.

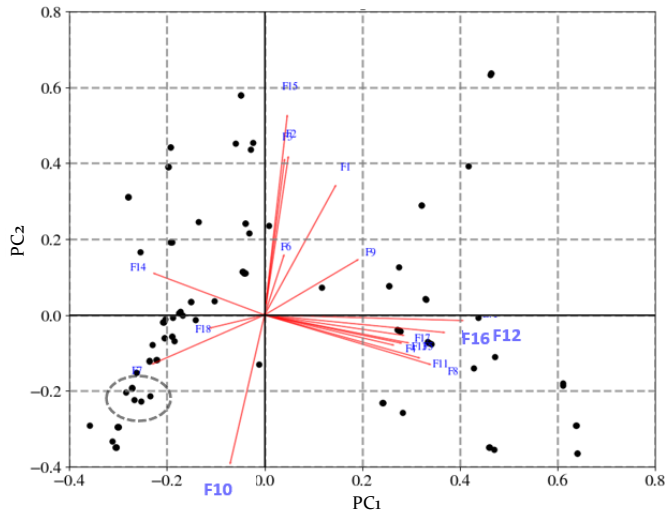


Bild 52: PCA-Biplot für PC_1 und PC_2

Die Datenpunkte im Biplot ermöglichen es, ähnliche Beobachtungen schnell herauszufinden. Zum Beispiel können die Punkte innerhalb des gestrichelt umrandeten Clusters aufgrund ihrer Werte von PC_1 und PC_2 als ähnliche Beobachtungen behandelt werden.

Die in rot gezeichneten Strecken beginnen am Punkt (0,0). Die Projektion der Strecken auf PC_1 oder PC_2 zeigt an, wie stark die Features in den Originaldaten einen PC beeinflussen. Zum Beispiel beeinflusst F_{10} die PC_2 erheblich, während F_{16} hauptsächlich PC_1 beeinflusst. Eine weitere hilfreiche Information zur Featurebeurteilung ist die Korrelation zwischen verschiedenen Features. Diese wird durch den Winkel zwischen den Strecken dargestellt. Ein Winkel kleiner als 90° , wie z. B. zwischen F_{16} und F_{12} , zeigt an, dass diese beiden Merkmale positiv miteinander korrelieren. Im Gegensatz dazu bedeutet ein Winkel größer als 90° , z. B. 100° zwischen F_{12} und F_{10} , dass die beiden Merkmale negativ korreliert sind.

Nach der Transformation der Features in PCs werden ML-Modelle mit diesen PCs trainiert, um die Vorhersage auf der Basis von PCs zu testen.

Bild 53 zeigt den durchschnittlichen R^2 -Wert der 5-fachen Kreuzvalidierung der ML-Modelle unter Verwendung unterschiedlicher PC-Anzahlen.

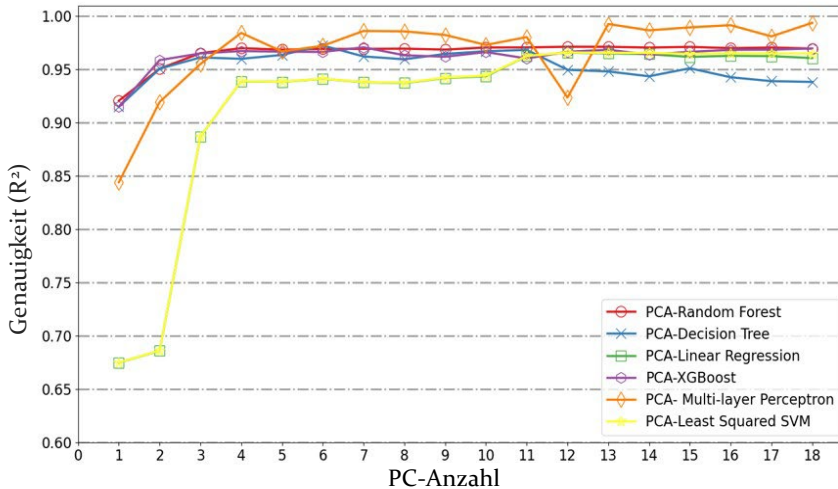


Bild 53: Vergleich von sechs ML-Methoden auf der Basis von PCA (in Anlehnung an [P6])

Die Vorhersage mit 12 PCs erreicht das beste Ergebnis mit RF ($R^2 = 97,09\%$) und LR ($R^2 = 96,53\%$). Der R^2 Wert des DT-Modells erreicht den höchsten Wert (97,20 %) mit nur sechs PCs. Bei den restlichen drei ML-Algorithmen verhält sich das XGBoost-Modell ($R^2 = 97,04\%$) ähnlich wie der DT- und RF-Algorithmus. Das DT-Modell und das XGBoost-Modell gehen jedoch mit einer signifikanteren Dimensionalitätsreduktion einher. Diese beiden Modelle sind in der Lage, die Gesamtkosten mit sechs bzw. sieben PCs sehr präzise vorherzusagen.

Zusammengefasst zeigen die Experimente der PCA-basierten ML-Modellierung, dass signifikante Dimensionalitätsreduktionseffekte für fünf getestete Modelle erzielt werden können. Nur das MLP-Modell erzielt die besten Ergebnisse mit sämtlichen 18 PCs. Des Weiteren weisen alle Modelle eine hohe Prognosegenauigkeit von mehr als 95 % ab einer generierten Anzahl von drei PCs auf. Im Ergebnis würde somit eine Dimensionalitätsreduktion auf drei oder vier PCs als Inputfeatures für einen ML-Algorithmus ausreichen, um eine gute Performance, d. h. gute Prognoseergebnisse, zu erzielen.

In einem weiteren Experiment wird die Standard PCA um sogenannte Kernels zur KPCA erweitert. Für die Anwendung der KPCA-Methode zur

Dimensionalitätsreduktion ist der erste Schritt die Wahl einer geeigneten Kernel-Funktion. Eine Kernel-Transformation ermöglicht eine Berechnung in einem höherdimensionalen Raum. In diesem Experiment werden der RBF-Kernel (Rationale Basisfunktion) und der Polynomkernel verwendet [115].

Um die beste Methode zur Dimensionalitätsreduktion für die Vorhersage der Gesamtkosten zu finden, werden in dieser Untersuchung die Ergebnisse der PCA und der KPCA (mit RBF- und Polynom-Kernels) verglichen. Obwohl die KPCA eine Erweiterung der PCA ist, gibt es keine Parameter wie die erklärable Varianz, um die Interpretationsfähigkeit der Komponenten durch KPCA zu visualisieren. Deshalb wird die weitere Bewertung der Leistungsunterschiede der Kernels durch einen Vergleich der durchschnittlichen R^2 -Werte der sechs ML-Algorithmen gemessen.

Bild 54(a) gibt einen Überblick über das resultierende durchschnittliche R^2 aus dem Experiment mit RBF und Polynom KPCA. Die Vergleichswerte der IKPM-Algorithmen ohne DR sind Tabelle 6 zu entnehmen. Die Anzahl der PCs variiert zwischen 1 und 18. Im Bereich von eins bis vier zeigen die durchschnittlichen R^2 -Werte der sechs ML-Algorithmen unter Verwendung von RBF und Polynom KPCA einen relativ steilen Anstieg. Nimmt die Anzahl der PCs weiter zu, stabilisiert sich die Genauigkeit auf 84 % bis 100 %. Für eine bessere Interpretation des stabilisierten R^2 -Bereichs zwischen 4 und 18 Komponenten zeigt Bild 54(b) den vergrößerten Teil der sechs ML-Algorithmen mit RBF KPCA, während Bild 54(c) die Ergebnisse der ML-Algorithmen mit Polynom KPCA enthält.

Das beste Ergebnis liefert die Vorhersage des MLP mit 16 PCs der Polynom KPCA. Das durchschnittliche R^2 liegt bei 99,48 %. Obwohl das durchschnittliche R^2 etwa 0,1 % geringer ist als bei dem Vorhersageergebnis von MLP mit PCA, wird die Anzahl der PCs von 18 auf 16 reduziert. Die drei ML-Algorithmen LR, LSSVM sowie MLP erreichen die beste Genauigkeit mit 17 bzw. 18 PCs. Bei beiden KPCA-Methoden liegt für diese drei ML-Algorithmen somit fast kein Effekt der Dimensionalitätsreduktion vor. LR und LSSVM erreichen auch mit einer größeren Anzahl von PCs nur eine geringere Genauigkeit als die restlichen vier Vergleichsalgorithmen. Es kann gefolgert werden, dass die KPCA-Methoden in dieser Fallstudie für LR- und LSSVM-Algorithmen nicht geeignet sind.

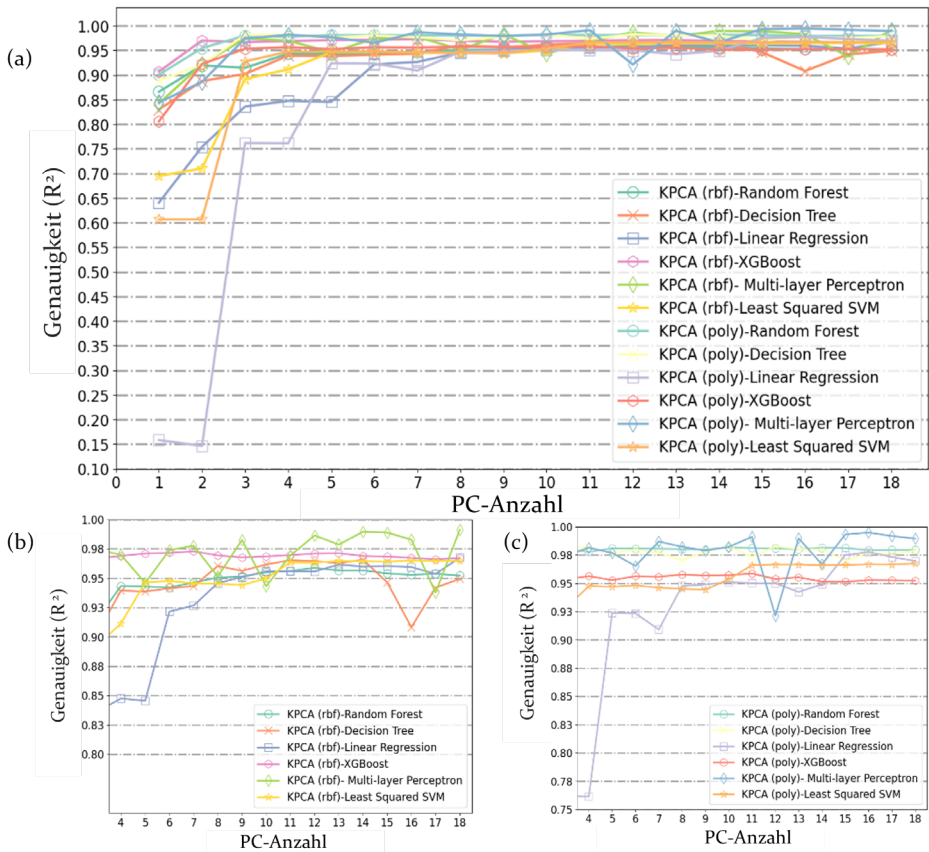


Bild 54: Vergleich von ML-Algorithmen mit RBF-KPCA und Polynom (poly)-KPCA (a), vergrößerter Performanceausschnitt der ML-Algorithmen für RBF-KPCA (b) und Polynom-KPCA (c) (in Anlehnung an [P6])

Bei dem weiteren Vergleich der KPCA-Methode mit Polynom-Kernel und RBF-Kernel erzielt der Polynom-Kernel für alle Modelle außer XGBoost ein besseres Ergebnis als die KPCA mit RBF-Kernel. Um genauer zu sein, haben das DT-Modell, das RF-Modell, das LSSVM-Modell und das MLP-Modell einen R^2 -Zuwachs von mehr als 0,2 %. Die Genauigkeit der Vorhersage mit dem LR-Modell steigt ebenfalls um etwa 0,1 %. Weitere Details über die Änderung des durchschnittlichen R^2 können dem Anhang (vgl. Tabelle 13) entnommen werden. Der geringe R^2 -Zuwachs geht mit einer ausgeprägte Dimensionalitätsreduktion einher. Es werden lediglich sechs PCs der Polynom KPCA in Verbindung mit dem RF-Modell einbezogen, während RBF-Kernel vierzehn PCs benötigt. Das DT-Modell liefert die gleichen Ergebnisse und untermauert die vorher gewonnenen Erkenntnisse.

Das Experiment zeigt, dass die KPCA-Methode mit einem Polynom-Kernel im Vergleich zum RBF-Kernel nur etwa die Hälfte der Komponenten benötigt, um eine höhere Genauigkeit mittels RF- und DT-Modell zu erzielen. Für XGBoost ist der RBF-Kernel die bessere Wahl zwischen den beiden Kernels im Hinblick auf die Dimensionalitätsreduktion und Genauigkeit. Das XGBoost-Modell benötigt zwei PCs weniger, um mit dem RBF-Kernel eine Genauigkeit von 97,29 % zu erreichen (ca. 1,5 % höher als mit Polynom-Kernel). Für die anderen drei Modelle (LR, LSSVM und MLP) verhält sich die Polynom KPCA besser mit einem über 0,3 % höherem R^2 .

Zusammenfassend kann gefolgert werden, dass eine reduzierte Gruppe von Features oder PCs sowohl den Zeitaufwand für die Eingabeaufbereitung durch den Cost Engineer als auch die Laufzeit der IKPM reduziert. Dieser Einspareffekt mag sich für einfache Bauteile aufgrund der begrenzten Anzahl an Features zwar noch in Grenzen halten, nimmt aber mit zunehmender Komplexität der Bauteile- und Baugruppen stark zu. Zudem kann gezeigt werden, dass eine DR auch die Performance der IKPM verbessert (vgl. auch Tabelle 6).

Es werden vier Wrappermethoden, PCA und KPCA mit Polynom-Kernel und RBF-Kernel experimentell getestet, um die Dimensionalität des ursprünglichen Datensatzes zu reduzieren. Die Ergebnisse der genannten Methoden sind im weiteren Verlauf mithilfe von sechs ML-Modellen getestet und die Genauigkeit der einzelnen Vorhersagen bewertet. Da die Wrappermethoden bereits ausführlich analysiert sind, wird in Tabelle 7 nur das beste Ergebnis der Wrapperstudie gezeigt. Als Vergleichswerte werden zudem die R^2 -Werte der IKPM ohne DR aufgeführt. Die besten Ergebnisse für PCA, KPCA mit RBF- und Polynom-Kernel sind zum Vergleich dargestellt. Unter den sechs ML-Algorithmen schneidet das MLP-Modell mit verschiedenen Methoden der Dimensionalitätsreduktion am besten ab. Die Vorhersage mit den drei Entscheidungsbaum-Modellen erzielt tendenziell ähnliche Ergebnisse mit denselben Dimensionalitätsreduktionsmethoden. Die durchschnittlichen R^2 -Unterschiede liegen bei etwa 1 %.

Zudem ist anzumerken, dass Wrappermethoden in der Lage sind, Merkmalsgruppen mit ingenieurwissenschaftlicher Bedeutung auszuwählen und somit zu einer besseren Interpretation des Prognoseergebnisses beizutragen. Im Gegensatz dazu haben die PCs aus PCA oder KPCA keine direkte ingenieurwissenschaftliche Interpretation. Allerdings hat die PCA oder

KPCA auch eigene Vorteile. Zum Beispiel kann das Verhältnis der kumulativ erklärten Varianz helfen, eine zielführende Anzahl von PCs zu bestimmen, während Wrappermethoden nur verschiedene Anzahlen von Features testen und schließlich durch ein „Durchprobieren“ die besten auswählen. Aufgrund der hohen Komplexität einiger Bauteile ist der Zeitaufwand für das Testen aller möglichen Featurekombinationen mit Wrappermethoden enorm hoch. Unter diesen Umständen kann PCA oder KPCA die bessere Wahl sein.

Tabelle 7: Zusammenfassung der Testergebnisse der Dimensionalitätsreduktion (in Anlehnung an [P6])

	$\emptyset R^2$	Feature- bzw. PC-Anzahl
MLP	0.9067	18
MLP + SFFS	0.9962	9
MLP + PCA	0.9934	6
MLP + KPCA (RBF)	0.9912	12
DT	0.9314	18
DT + KPCA (Polynom)	0.9948	7

4.3.3 Explainable Artificial Intelligence

Ein großer Kritikpunkt des maschinellen Lernens in der Praxis ist sein Blackbox Charakter [116]. Da für die Anwender von ML-Modellen in der Regel der verwendete Algorithmus und seine Struktur intransparent sind, ist es schwierig, einem Cost Engineer die Vorhersage aus einer Blackbox so darzustellen, dass sofort Akzeptanz und Vertrauen erzeugt werden. Es konzentrieren sich immer mehr Forschungsbestrebungen auf einen sog. Explainable Artificial Intelligence (XAI) Ansatz, der bei ML-Modellen nicht nur eine hohe Genauigkeit, sondern auch eine gute Nachvollziehbarkeit ermöglichen soll. Die theoretische Grundlage von XAI wird von Arrieta et al. [117] ausführlich diskutiert und in diesem Abschnitt nicht weiter erläutert. Es gibt viele Ideen, die Blackbox von ML-Algorithmen zu durchleuchten. In diesem Abschnitt werden einige Ansätze aufgezeigt, die ML-Modelle um Interpretierbarkeit und Transparenz erweitern können.

Von den sechs in Abschnitt 4.3.2 verwendeten Modellen kann das lineare Regressionsmodell direkt als eine lineare Funktion und das Künstliche Neuronale Netz als ein Graph von Verarbeitungsknoten dargestellt werden (siehe auch die erste Fallstudie, Abschnitt 4.2). Für die Modelle DT und XGBoost ist in den vorgehenden Abschnitten demonstriert, dass sie in der Lage sind, die Gesamtkosten mit hohen Genauigkeiten (über 99 %) vorherzusagen. Jedoch ist eine direkte Interpretation des nichtlinearen Modells für den Cost Engineer nicht zugänglich. Um die Entscheidungsregeln in dem Modell transparent zu machen, werden im Folgenden drei Methoden zur Erklärung dieser beiden ML-Modelle näher erläutert. Wie in Bild 55 skizziert, konzentrieren sich die ersten beiden Methoden Graphviz [118] und Dtreviz [119] auf die Transparenz des Entscheidungsprozesses innerhalb eines Entscheidungsbaummodells. Sie versuchen zu visualisieren, wie der Algorithmus die Eingabe-Trainingsmenge in kleinere Bereiche aufteilt und Vorhersagen macht.

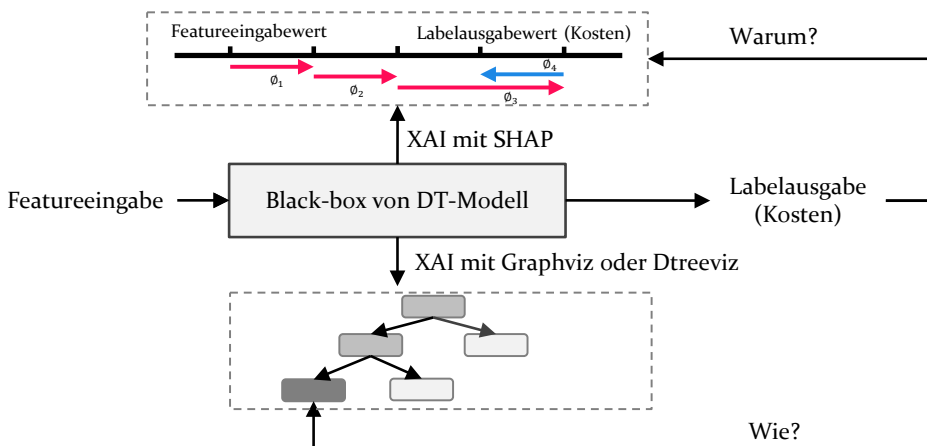


Bild 55: Veranschaulichung der verwendeten XAI-Methoden

Der Shapley-Wert (SHAP) ist eine weitere Möglichkeit zur Visualisierung der Modellfunktionsweise. Er gibt die Beziehung zwischen den Eingabefeatures und dem Outputlabel, d. h. den Gesamtkosten, wieder. Hierfür wird die Wichtigkeit der Features bewertet. Graphviz und Dtreviz beschreiben, wie ein Entscheidungsbaummodell eine Vorhersage trifft, während der SHAP erklärt, warum ein Entscheidungsbaum die Vorhersage trifft. Auf den SHAP-Ansatz wird weiter unten näher eingegangen.

Für das folgende Experiment werden drei Fragen formuliert, die als Anforderungen an eine eingängige Interpretation eines Entscheidungsbaums gestellt werden:

- Welches Feature wird für die Aufteilung des Baumes an jedem Knoten gewählt?
- Wie teilt das Merkmal die Daten in mehrere Teilmengen auf?
- Was ist das Vorhersageergebnis?

Im weiteren Verlauf werden zwei Methoden zur Demonstration des Entscheidungsbaummodells verwendet, um Antworten auf diese Fragen zu geben.

Die erste Methode zur Darstellung des Entscheidungsprozesses innerhalb des Baumes wird mittels des Python Pakets Graphviz realisiert [118]. Bild 56 visualisiert das Entscheidungsbaummodell. Aufgrund der Komplexität des Modells ist es schwierig, den Entscheidungsbaum mit allen Blättern darzustellen, daher zeigt Bild 56 nur einen Teil des Baumes einschließlich der ersten beiden Ebenen und zwei der Endblätter.

Die Hauptidee des Entscheidungsbaums ist die Aufteilung der Trainingsmenge in kleinere Teilmengen. Dies wird durch die Auswahl eines „besten“ Verzweigungskriteriums in jedem Entscheidungsschritt realisiert. Diese Punkte sind in Bild 56 mit n_1 bis n_5 gekennzeichnet. Die unabhängigen Variablen sind die fünf Merkmale, die durch die Wrappermethode in Abschnitt 4.3.2 ausgewählt werden. In jedem Aufteilungsschritt wählt das Modell ein Merkmal (x_i) aus der Eingabe.

Der Algorithmus garantiert, dass das gewählte Feature dasjenige ist, das den Fehler zwischen dem vorhergesagten Ergebnis und dem entsprechenden Zielwert im Trainingssatz minimieren kann. Das Beispiel zeigt die prozentuale Anzahl der Datenpunkte, die an diesem Aufteilungsprozess beteiligt sind. Ab der zweiten Ebene werden die Stichproben in jeweils zwei Gruppen aufgeteilt, eine mit 64 % der Datenmenge und die andere mit 36 % der Datenmenge. Mit zunehmender Tiefe des Entscheidungsbaums wird die Menge der Datenpunkte in den entsprechenden Untergruppen immer geringer. Der Aufteilungs- bzw. Klassifikationsfehler verringert sich von Ebene zu Ebene. Der MSE-Wert strebt gegen null. In Zahlen ausgedrückt wird von n_1 bis n_2 der MSE von 21,135 auf 1,205 reduziert, was ungefähr eine

98-prozentige Reduktion des MSE widerspiegelt. Mit zunehmender Tiefe des Entscheidungsbaums verlangsamt sich jedoch die MSE-Reduzierung.

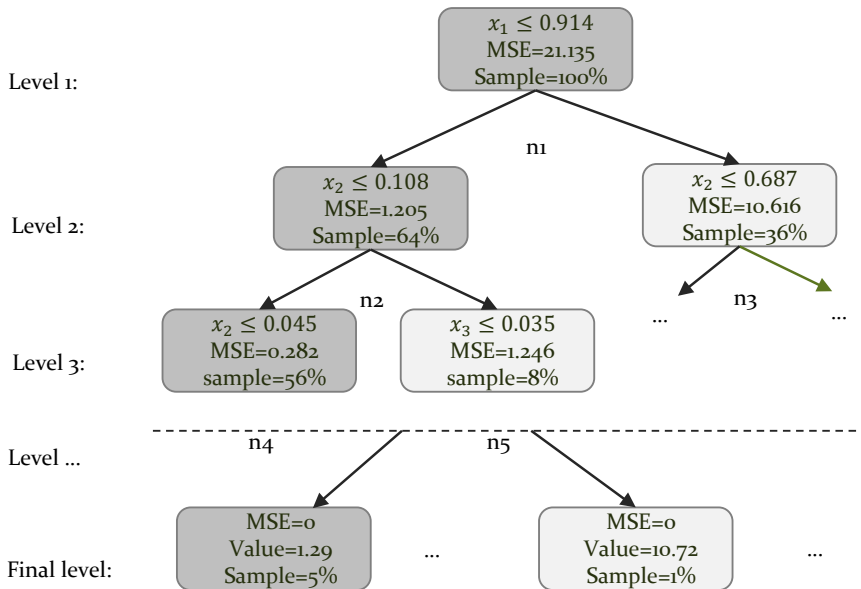


Bild 56: Visualisierung eines DT-Modells mit Graphviz

Um den XAI-Prozess zu verdeutlichen, wird in einem einfachen Beispiel eine Komponente mit Nettogewicht $x_1 = 0,27$ kg und Logistikkosten $X_2 = 0,04$ € herausgegriffen. Wenn eine Vorhersage der gesamten Produktkosten gemacht wird, durchläuft das Modell zunächst den ersten Verzweigungspunkt, hier das Nettogewicht. Es wird in die Untergruppe verzweigt, deren Nettogewicht kleiner als 0,914 kg ist. Anschließend durchläuft die Komponente Stufe 2 und Stufe 3, weil die Logistikkosten kleiner als 0,108 sowie auch kleiner als 0,045 sind. Die Gesamtkosten des Produkts werden schließlich bestimmt, nachdem alle Entscheidungsstufen durchlaufen sind. Die Kosten werden schließlich mit 1,29 € prognostiziert.

Eine weitere Möglichkeit zur Interpretation von DT-Modellen ist die Dtreviz-Methode. Sie versucht mittels Scatterplots den Aufteilungsprozess der Daten aufzuzeigen (vgl. Bild 57).

Die x-Achse symbolisiert das Merkmal, das für die aktuelle Aufteilung ausgewählt ist. Die y-Achse spiegelt die gesamten Produktkosten wider. Die horizontalen Linien repräsentieren den Mittelwert der Produktkosten in den beiden Aufteilungsbereichen. Zur Illustration bezieht sich Bild 57 auf

dasselbe Entscheidungsbaummodell wie Bild 56. Die Trainingsdaten werden in zwei Untergruppen aufgeteilt. Für den Fall von $x_1 \leq 0,914$ ist das Vorhersageergebnis y an dem Knoten n_1 1,49, sonst 9,96. Die vorhergesagten Werte auf jeder Ebene werden im Streudiagramm mit einer horizontalen gestrichelten Linie dargestellt. Die vom DT-Modell verwendeten orangefarbenen Featurewerte x_1 , x_2 , x_4 führen zum dem Endergebnis $y = 1,29$ €.

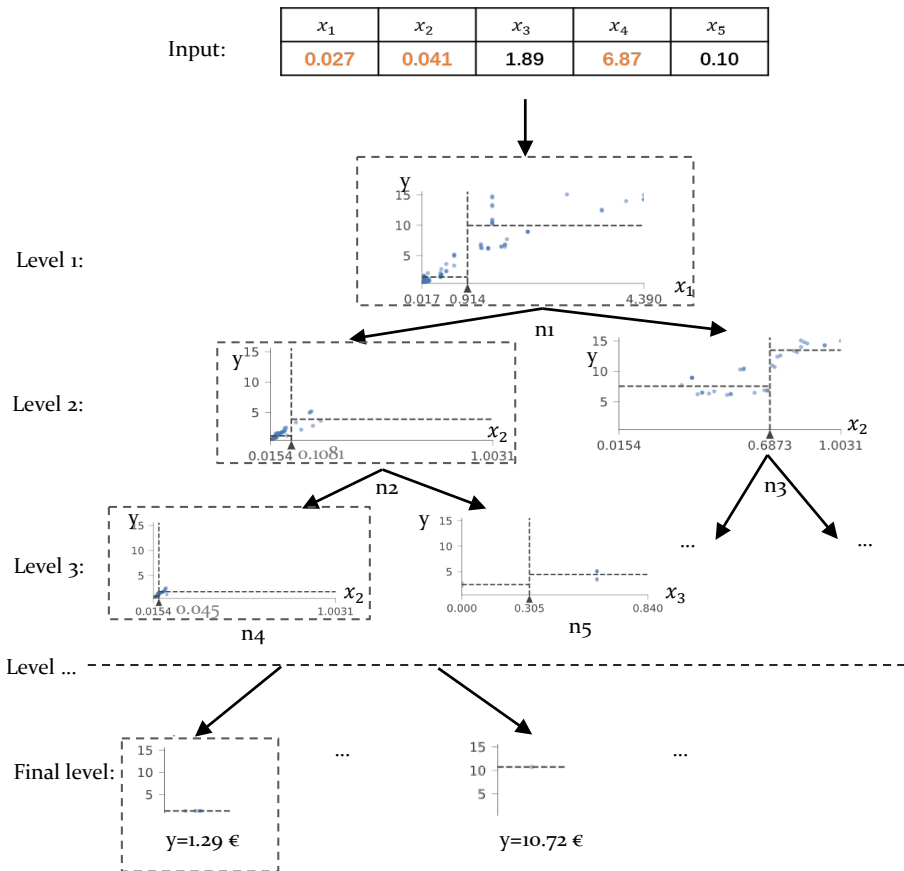


Bild 57: Veranschaulichung eines DT-Modells mit Dtreviz

Mit einer Prognosegenauigkeit von ca. 99,5 % ist das XGBoost-Modell (vgl. Tabelle 6) das beste unter den drei DT-Modellen. Im Weiteren wird etwas genauer auf den Algorithmus und seine Visualisierung eingegangen. Obwohl XGBoost ein hervorragendes Modell zur Lösung vieler Klassifizierungs- und Regressionsprobleme ist, bereitet die Interpretation dieses Modells aufgrund seiner Komplexität Schwierigkeiten. Dieses Modell lässt sich

weder direkt mit einer Funktion wie das LR-Modell erklären noch mit einer einzelnen Baumstruktur wie bei DT-Modellen interpretieren.

Ein einheitlicher Ansatz zur Interpretation von Modellvorhersagen wird von Scott M. L. et al. vorgeschlagen [120]. Der dort eingeführte SHAP (SHapley Additive exPlanation)-Wert ist ein Maß für die Wichtigkeit von einzelnen Features für die Prognose. Eine Eigenschaft des SHAP ist, dass er die physikalische Bedeutung der Features ignoriert und einen einheitslosen Wert verwendet, um den Beitrag jedes Features zum Vorhersageprozess zu kennzeichnen. Bild 58 verdeutlicht eine allgemeine SHAP-Vorhersage. Angenommen, es gäbe vier Merkmale, die das Endergebnis beeinflussen. Der Einfluss jedes Merkmals i wird durch die Strecke f_i repräsentiert. f_i wird Shapley-Wert genannt. In Bild 58 haben die ersten drei Merkmale (einen positiven Shapley-Wert, was auf positive Einflüsse der Merkmale auf das prognostizierte Ergebnis hinweist. Das Merkmal 4 zeichnet sich durch einen negativen Shapley-Wert und somit einen negativen Einfluss auf den Prognosewert aus. Das Vorhersageergebnis ist durch die Summe der Shapley-Werte darstellbar.

Dies wird an einem praktischen Beispiel verdeutlicht. Angenommen der IKP-Wert eines Spritzgussbauteils liegt bei 3,04 €. Dabei hat ein Bauteil eine Wandstärke von 2,5 mm, einen Materialpreis von 1,10 €/kg, ein Volumen von 400 cm³ und eine Materialeffizienz von 0,8. Es stellt sich die Frage, wie stark jedes technische Feature die Vorhersage beeinflusst. Nimmt man an, die durchschnittliche Kostenprognose für Spritzgussbauteile liegt bei 3,54 €, so kann für das betrachtete Bauteil gedeutet werden, dass der von den Features f_1 „Wandstärke“, f_2 „Bauteilvolumen“ und f_3 „Materialpreis“ verursachte positive kostenerhöhende Effekt von einem negativen Kosteneffekt f_4 „Materialeffizienz“ (Kosteneinsparung) teilweise kompensiert wird und zu einem geringeren IKP-Wert führt.

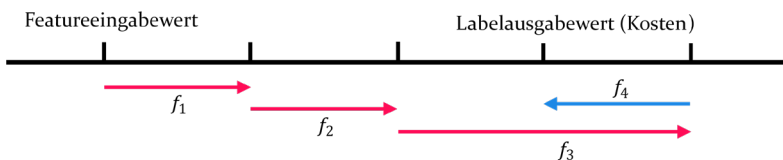


Bild 58: Darstellung von Featureeeinflüssen mit SHAP

In der weiteren praktischen Anwendung wird der XGBoost-Regressor mit den acht Features trainiert, die durch die Wrappermethoden SFS, SFFS

oder SFBS hierfür ausgewählt sind (vgl. Tabelle 6) sowie die höchste Genauigkeit der drei entscheidungsbaumbasierten Modelle liefern. Die SHAP-Methode bietet in dieser Diskussion sowohl eine mikroskopische als auch eine makroskopische Perspektive, um die Auswirkungen der einzelnen Features auf die Zielvariable zu analysieren. Die Mikroperspektive bezieht sich auf die Fähigkeit dieser Methode, eine einzelne Vorhersage zu visualisieren. Bild 59 gibt ein Beispiel für die Interpretation einer einzelnen Prognose in diesem Experiment. Sie zeigt das Merkmal mit einem positiven Einfluss auf die Vorhersage (rot) und die Merkmale mit einem negativen Einfluss (blau).

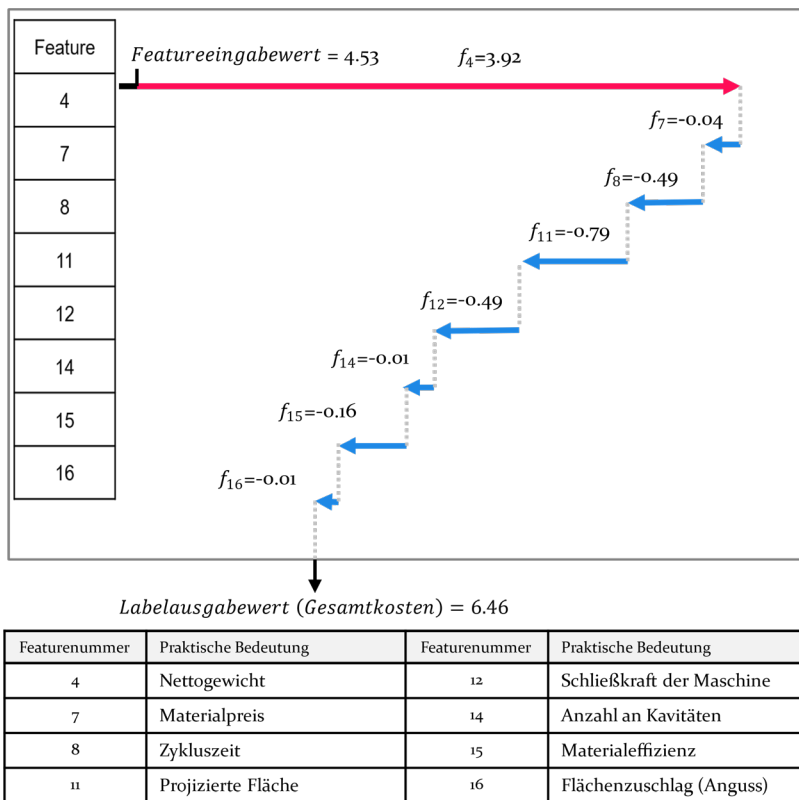


Bild 59: Mikroskopische Interpretationsperspektive von SHAP (in Anlehnung an [P6])

Das endgültige Vorhersageergebnis beträgt in diesem Beispiel 6,46. Man erkennt, dass nur Feature 4 (Nettogewicht der Komponente) einen positiven Beitrag zu dieser Einzelvorhersage liefert, während die anderen sieben Parameter das Ergebnis negativ beeinflussen. Unter den sieben Parametern scheint der negative Einfluss von Feature 11 (projizierte Fläche des

Gussteils) am stärksten zu sein. Das endgültige Vorhersageergebnis sind die Gesamtkosten dieser Fahrzeugkomponente in Höhe von 6,46. Es resultiert aus der Summierung der Shapley-Werte der einzelnen Features f_i .

In einer Makroperspektive werden die Shapley-Werte vieler Vorhersagen mittels eines Streudiagramms dargestellt. Während Bild 6o(a) die relativen Einflussstärken der verschiedenen Merkmale auf die Ausgabewerte des Prognosemodells illustriert, zeigt Bild 6o(b) den Einfluss der Ausprägungen eines speziellen Merkmals auf die Prognosewerte.

Es zeigt sich, dass Merkmal 4 (Nettogewicht der Komponente) das wichtigste Feature und Merkmal 8 (Zykluszeit) das zweitwichtigste Feature bei der Gesamtkostenvorhersage ist. Die Auswirkungen der anderen Features werden wegen ihrer niedrigen mittleren Shapley-Werte nicht weiter diskutiert. Die einzelnen Punkte in Bild 6o(b) charakterisieren die einzelnen Datenwerte, die in den XGBoost-Entscheidungsprozess eingehen. Die Wichtigkeit des Merkmals nimmt zu, wenn sich der Shapley-Wert von der Nullachse entfernt.

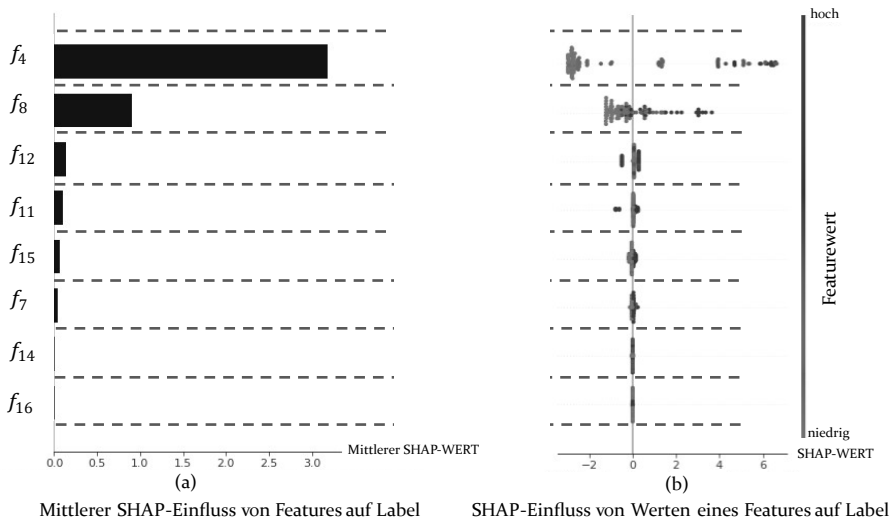


Bild 6o: Makroskopische Interpretationsperspektive von SHAP (in Anlehnung an [P6])

Zusammenfassend ist festzustellen, dass sich Graphviz und Dtreeviz auf die Erläuterung des Entscheidungsprozesses innerhalb einer Baumstruktur konzentrieren. Durch die beiden Visualisierungsmethoden kann man den

Weg der Kostenprognose verfolgen, indem das aus dem Trainingssatz trainierte Entscheidungsbaummodell schrittweise durchlaufen wird. Obwohl das Graphviz-Modell auch in der Lage wäre, die ensemble Baummodelle (XGBoost) zu visualisieren, ist die Kombination mehrerer Baummodelle in einer Grafik für Entscheider ziemlich unübersichtlich. Für diesen Fall wird auf SHAP sowohl in einer Mikro- als auch einer Makroperspektive zurückgegriffen.

Abschließend ist festzuhalten, dass alle Modelle den Cost Engineer aus verschiedenen Perspektiven spürbar in seiner Entscheidungsfindung unterstützen und ihm einen besseren Einblick in die Black Box der entscheidungsbaumbasierten Modelle ermöglichen. Wenn der Ingenieur mehr Wert auf eine Transparenz des Entscheidungsprozesses innerhalb eines Modells legt, ist Graphviz, Dtreviz oder eine Kombination aus beiden Methoden eine gute Wahl. Der SHAP-Ansatz hingegen ermöglicht eine vergleichende Interpretation der verschiedenen Merkmalseinflüsse auf das Vorhersageergebnis.

4.3.4 Multitask Learning

Wie in Abschnitt 3.4 verdeutlicht, können ML-Modelle auch in die Kategorien STL und MTL unterteilt werden. Das STL ermöglicht eine Vorhersage der Gesamtkosten mit nur einem einzigen ML-Modell. Dieser Ansatz wird in den Experimenten der vorhergehenden Abschnitte bereits ausgiebig untersucht. In diesem Abschnitt steht der Ansatz des Multitask Learning im Mittelpunkt (vgl. Bild 61).

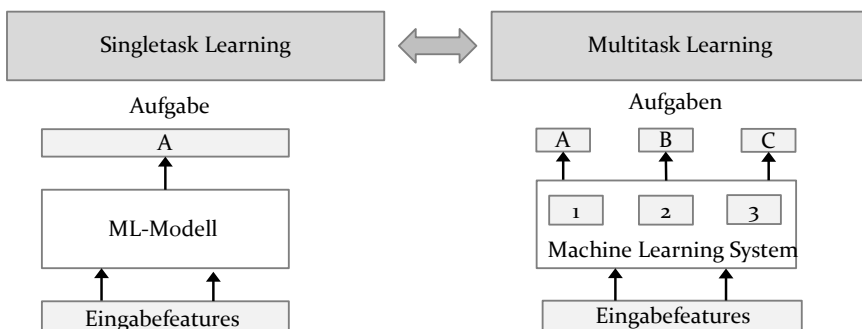


Bild 61: Vergleich von Singletask- und Multitask-Lernverfahren (in Anlehnung an [94])

Multitask Learning ermöglicht es, einen "digitalen Kostenzwilling" mit der gesamten Produktkostenstruktur zu erstellen und damit auch eine erhöhte

Transparenz für den Entscheider zu bieten. Dies geschieht durch ein ML-System, das Material- und Fertigungskosten als unabhängige Vorhersageaufgaben betrachtet.

Im Folgenden werden zwei MTL-Verfahren vorgestellt und experimentell miteinander verglichen. In einer ersten Untersuchung wird ein Multi-Output-Regressor (vgl. Bild 62) zur Kostenprognose implementiert. Eine Multi-Output-Regression (MOR) wird auch als Multi-Target-Regression (MTR) [121] oder Multi-Response-Regression (MRR) [122] bezeichnet.

Ein DT-Modell stellt einen der besten Ansätze für Multi-Output-Regressoren dar [122]. In Anlehnung an [122] wird das Multi-Output-Entscheidungsbaummodell verwendet, um Material- sowie Fertigungskosten vorherzusagen. Anschließend werden die beiden Kostentreiber der Rohteilebene mit den Gesamtproduktionskosten in der Komponentenebene verbunden. Wie in den vorherigen Studien gezeigt, liefern verschiedene Single-Task-Lernverfahren ähnlich genaue Performanceergebnisse mit einem $R^2 > 0,95$. Es wird nun zur Vorhersage der Gesamtkosten die Eignung von LR als einfachstem ML-Algorithmus mit einem Entscheidungsbaummodell verglichen.

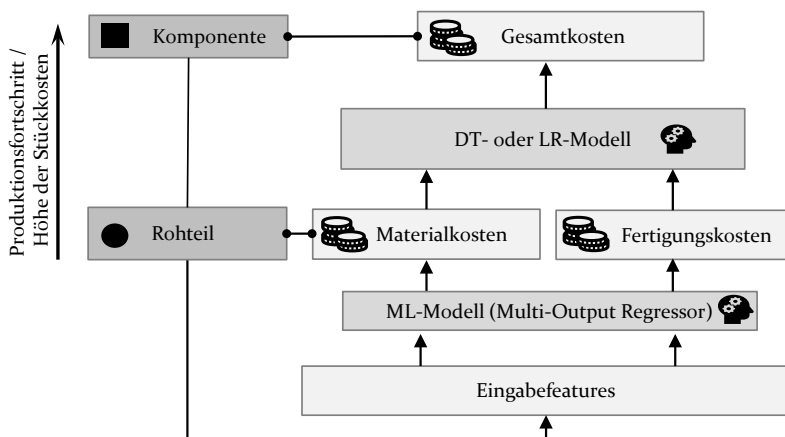


Bild 62: MTL mit Multi-Output-Regressor

Das zweite Experiment verwendet zwei unabhängige ML-Modelle zur Vorhersage der Kosten auf Rohteilebene (vgl. Bild 63).

Das LR-Modell wird für die Vorhersage der Materialkosten, das DT-Modell für die Prognose der Fertigungskosten gewählt. Auch hier wird aufgrund der vorher festgestellten ähnlich hohen Performance der Algorithmen auf

einen umfangreichen Methodenvergleich verzichtet. In diesem Fall werden die Eingangsvariablen, die auch für den Multi-Output-Regressor im ersten Experiment verwendet werden, in zwei Gruppen aufgeteilt. Die erste Gruppe enthält solche Parameter, die mit den Materialkosten verbunden sind (z. B. Materialpreis oder Nettogewicht der Gusskomponenten), die zweite Gruppe besteht aus Merkmalen, die mit den Herstellungskosten verbunden sind (z. B. Schließkraft oder mittels Expertensystem berechnete Zykluszeit der Fertigungsmaschinen). Nach der separaten Vorhersage der Materialkosten und der Fertigungskosten dienen diese als Eingabe für die Prognose der Kosten auf Komponentenebene. Für diese Aufgabe der Kostenprognose vergleicht man somit ein Entscheidungsbaummodell und ein lineares Regressionsmodell. Die Ergebnisse werden nachfolgend genauer diskutiert.

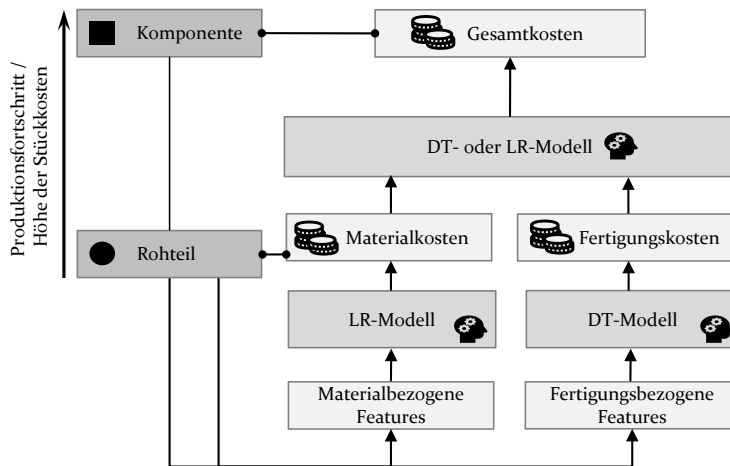


Bild 63: MTL mit zwei parallelen ML-Modellen

In einem weiteren Experiment werden zwei Multi-Output-Regressormodelle und zwei parallele ML (PML)-Modelle verglichen. Die Ergebnisse werden den besten STL-Verfahren MLP und XGboost gegenübergestellt. Die experimentellen Ergebnisse werden anhand einer Regression Error Characteristic (REC) Kurve [123] visualisiert und verglichen (vgl. Bild 64).

Die x-Achse repräsentiert die auf den Bereich 0 bis 1,5 skalierte absolute Fehlertoleranz der Kostenwerte in €, während die y-Achse den Prozentsatz der innerhalb der Toleranzgrenze richtig vorhergesagten Kostenwerte darstellt. Die resultierende REC schätzt die kumulative Verteilungsfunktion des Kostenprognosefehlers.

Die Fläche oberhalb der REC-Kurve (area over the curve, AOC) ist ein Maß für die mittlere Abweichung (ME). Eine kleinere Fläche spiegelt eine geringere mittlere absolute Abweichung wider. Je größer die Fläche unterhalb der REC-Kurve ist (area under the curve, AUC), desto besser ist das Modell.

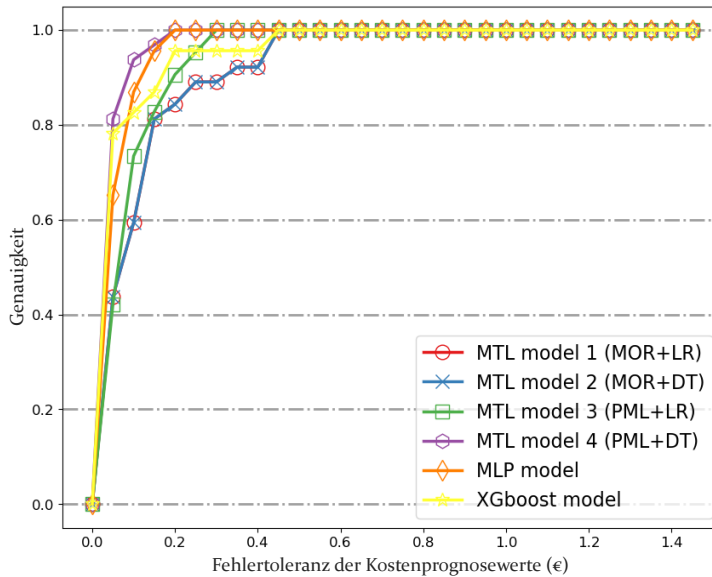


Bild 64: Genauigkeitsvergleich verschiedener ML-Modelle mittels REC-Kurve (in Anlehnung an [P6])

Tabelle 8 zeigt, dass das MTL-Modell 4 die größte AUC aufweist und somit das genaueste unter den sechs Vergleichsmodellen ist. Weitere Details zur AUC sind Tabelle 8 zu entnehmen.

Tabelle 8: AUC von sechs ML-Vergleichsmodellen (in Anlehnung an [P6])

Modell	AUC
MTL model 1 (MOR+LR)	0.894
MTL model 2 (MOR+DT)	0.894
MTL model 3 (PML+LR)	0.912
MTL model 4 (PML+DT)	0.943
MLP model	0.934
XGBoost model	0.928

Es wird aus der Tabelle nochmals deutlich, dass das MTL-Modell 4 die höchste AUC (0,943) aufweist. Die AUC des MLP-Modells (0,934) und des XGBoost-Modells (0,928) liegen nahe an der AUC von MTL-Modell 4. Betrachtet man die Genauigkeit der drei Modelle, so liegt der R^2 Wert des MTL-Modells 4 bei 98,25 %, während die R^2 -Werte des MLP-Modells und des XGBoost-Modells jeweils über 99 % liegen. Es können somit alle drei Modelle als für die Kostenprognose geeignet angesehen werden.

4.4 Fallstudie zur Kostenprognose von Baugruppen

Die beiden bisherigen Fallstudien zeigen die Einsetzbarkeit von maschinellen Lernverfahren am Beispiel von Komponenten relativ geringer Komplexität in der Automobilfertigung. Aus der zweiten Fallstudie wird klar, dass MLP die höchste Genauigkeit (R^2) in der Kostenprognose einfacher Bauteile liefert. [124] zeigen in Ihrer Forschung auf, dass MLP jedoch auch die Fähigkeit besitzt, durchaus komplexere Prognoseaufgaben zu bewältigen. Dieser These folgend wird in einer dritten Fallstudie untersucht, inwieweit MLP in der Lage ist, die Kostenstruktur komplexerer Baugruppen zu lernen, um einen Gesamtkostenwert zu prognostizieren. Ziel ist dabei nicht die reale Kostenprognose für den Praxiseinsatz, sondern die Untersuchung von Kostenstrukturzwillingen in Form von MLP-Modellen und insbesondere deren Performancevergleich, um u. a. Empfehlungen für die Modellentwicklung abzuleiten.

Als Betrachtungsobjekt wird die Automobilbaugruppe „Radbremse“ gewählt. Im weiteren Vorgehen werden die ersten drei Phasen von CRISP-DM zusammengefasst. Der darauffolgende Abschnitt erläutert die Entwicklung und Evaluation des MLP-Modells für eine intelligente Kostenprognose.

4.4.1 Business- und Datenverständnis sowie Datenaufbereitung

Vereinfacht kann angenommen werden, dass bei der Kostenkalkulation einer Baugruppe hauptsächlich drei Kostenelemente berücksichtigt werden müssen: Materialkosten, Fertigungskosten und Werkzeugkosten. Die Fertigungskosten werden dabei aufgespalten in die aus der Datenbank des OEM zu entnehmenden Fertigungskosten der verbauten Normteile und

der neu zu berechnenden Montagekosten der Baugruppe. Jedes dieser Kostenelemente, die formelmäßig berechenbar sind, enthält wiederum Einflussparameter, die als Eingabefeatures in ein ML-Modell eingehen.

$$C_{est} = C_{mat} + C_{man} + C_{assy} + C_{tools} \quad (4.1)$$

C_{est} Geschätzte Gesamtkosten einer Baugruppe

C_{mat} Materialkosten

C_{man} Fertigungskosten für Normteile

C_{assy} Fertigungskosten für Montage

C_{tools} Werkzeugkosten

Eine Baugruppe besteht aus mehreren vom Zulieferer angebotenen Normteilen. Diese sind im vorliegenden Anwendungsfall Kolben, Bremsbeläge, Bremssattel, Bremsscheibe + Nabe (vgl. Bild 65).

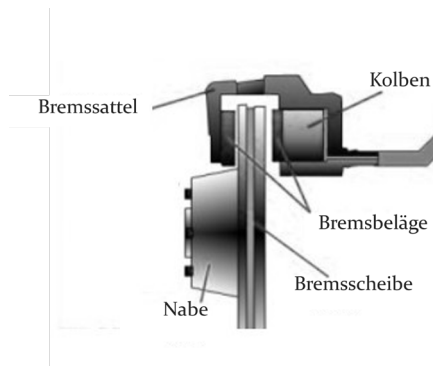


Bild 65: Allgemeiner Aufbau einer Radbremse (Scheibenbremse)

Die Material-, Fertigungs- und Werkzeugkosten dieser Normteile können aus der internen Datenbank beim OEM entnommen werden. Das Vorgehen der Entnahme und Aufbereitung der Daten geschieht analog zu den Ausführungen in Abschnitt 4.2.2.

Während für die Abbildung der Kostenstruktur mittels MLP historische Inputfeatures wie material-, fertigungs- und werkzeugbezogene Daten und deren Kostenwerte für Normteile in einer frühen Konzeptphase im Kalkulationstool erfasst sind, ist es schwierig, Daten zu Montagefeatures auf einem direkten Weg zu erhalten. Die Montagekosten lassen sich vereinfacht in drei Klassen aufteilen: Kapitalkosten, Kosten für elektrische Energie und Kosten für Arbeit. Da nicht jede Radbremse gleich aufgebaut ist, werden die verschiedenen Strukturen der Bremsenbaugruppen durch

einen Komplexitätsfaktor (siehe Formel 4.4) berücksichtigt. Einige der Faktoren wie der Installationskostenfaktor und der Energiekostenfaktor pro Montagezelle können der internen Datenbank entnommen werden, andere sind zu berechnen.

Zur Erstellung und insbesondere Evaluation von MLP-Modellen wird eine große Menge von Trainings- und Testdaten mittels einer Monte-Carlo-Simulation generiert. Monte-Carlo-Simulationen sind eine Möglichkeit, unter Einbezug von mit Unsicherheit behafteten Einflussgrößen Schätzungen der Zielgröße zu erhalten. Vor dem Hintergrund, dass eine empirische Erhebung der tatsächlichen Merkmalswerte beim Lieferanten aufgrund fehlender Offenlegung nicht möglich ist, ist die Monte-Carlo-Methode für die hier durchgeführten Computerexperimente eine gute Wahl [125, 126]. Die gesamte Simulation durchläuft i. d. R. fünf Schritte:

- 1) Schätzung der Montageparameter für Formel (4.2)
- 2) und Vereinfachung zur Formel (4.3)
- 3) Berechnung des Komplexitätsfaktors der verschiedenen Radbremsenstrukturen mittels Formel (4.4)
- 4) Berechnung der Produktivität der Arbeitskräfte mittels Formeln (4.5) bzw. (4.6)
- 5) Endgültige Berechnung der Baugruppenkosten als Label auf Basis der generierten Inputfaktoren mittels Formel (4.1).

Basierend auf den theoretischen Bestandteilen der Maschinenkostenrechnung wie kalkulatorische Abschreibungen und Zinsen (1), Instandhaltungskosten (2) Werkzeugkosten (3), Raumkosten (4) und Energiekosten (5) sowie unter Einbezug der Personalkosten (6) [127] wird vereinfacht angenommen:

$$C_{assy} = \gamma * [\underbrace{F_{inst} * F_{cap}}_{(1)} + \underbrace{F_{maint}}_{(2)} + \underbrace{F_t}_{(3)} + \underbrace{F_{sp}}_{(4)} + \underbrace{C_e \cdot e \cdot \sum_{m=1}^M T_m}_{(5)} + \underbrace{C_l \cdot l \cdot \sum_{w=1}^W T_l}_{(6)}] \quad (4.2)$$

γ	Komplexitätsfaktor	T_m	Laufzeit der Maschine m für die Montage
F_{inst}	Installationskostenfaktor	M	Anzahl der Maschinen pro Montageeinheit

F_{cap}	Kapitalrückflussfaktor	C_l	Lohnkostenfaktor
F_{maint}	Wartungskostenfaktor	l	Arbeitskosten pro Zeiteinheit
F_{misc}	Kostenfaktor für sonstige Aufwände	T_l	Arbeitszeit des Arbeiters l für eine Baugruppe
C_e	Energiekostenfaktor der Maschine m	W	Anzahl an Arbeitern pro Montageeinheit
F_t	Werkzeugkostenfaktor	e	Energieverbrauch der Maschine m pro Zeiteinheit
F_{sp}	Raumkostenfaktor		

Die geschätzten Faktoren werden in die Formel (4.2) eingebracht und diese weiter zu Formel (4.3) vereinfacht:

$$C_{assy} = \gamma * \left[\underbrace{12.63 \text{ €}}_{\text{Kapitalkosten}} + \underbrace{29.39 \text{ €} \cdot \sum_{m=1}^M T_m}_{\text{Energiekosten}} + \underbrace{35.6 \text{ €} \cdot l \cdot \sum_{w=1}^W T_l}_{\text{Personalkosten}} \right] \quad (4.3)$$

Zur Berechnung des Komplexitätsfaktors γ ist der Aufbau der Scheibenbremse zu berücksichtigen. Eine Scheibenbremse (vgl. Bild 65) besteht allgemein aus fünf Einzelteilen: Diese sind im vorliegenden Anwendungsfall ein Kolben, zwei Bremsbeläge, ein Bremssattel und eine Brems Scheibe mit Nabe. Die einzelnen Bestandteile unterscheiden sich u. a. nach dem Brems Scheibentyp (z. B. Sportkomponente oder Basiskomponente). Zudem variieren die Art der Verbindungen und Befestigungsmittel. Dies führt zu einer gewissen Variantenvielfalt in der Montage. Um diese für die Montageprozesse berücksichtigen zu können, wird ein Komplexitätsfaktor γ nach [128] berechnet (vgl. Formel (4.4)). Die Parameter werden unternehmensintern geschätzt.

$$\gamma = \left(\frac{n_p}{N_p} + CI_{assy} \right) [\log_2(N_p + 1)] + \frac{n_s}{N_s} [\log_2(N_s + 1)] \quad (4.4)$$

n_p	Anzahl der Einzelteile der Scheibenbremsstruktur
N_p	Gesamtanzahl der Teile der theoretisch möglichen Scheibenbremsstrukturen
CI_{assy}	Komplexitätsindex der Baugruppe
n_s	Anzahl einzelner Befestigungen einer Scheibenbremsstruktur
N_s	Gesamtzahl der Befestigungen der theoretisch möglichen Scheibenbremsstrukturen

Die benötigte Montagezeit eines Arbeiters beim Lieferanten hängt von der Qualifikation des Arbeiters sowie sonstigen auch zufallsbedingten Einflussfaktoren ab. Nach der Theorie der Erfahrungskurve verbessert sich die Produktivität eines Arbeiters, wenn die Arbeit wiederholt ausgeführt wird [129]. Es gibt mehrere mathematische Modelle, die in der Literatur vorgeschlagen werden, um die Beziehung zwischen der Produktivität y und der Lernzeit t eines Arbeiters zu beschreiben (z. B. [130]). Hier wird das exponentielle Modell nach [131] gewählt:

$$y = k \cdot \left(1 - e^{-\left(\frac{t}{R}\right)}\right) \quad (4.5)$$

- y Produktivität bzw. Zahl der produzierten Einheiten pro Stunde
- t Zeitaufwand für das Lernen der Tätigkeit
- k optimale Produktivität nach unendlich vielen Wiederholungen
- R Parameter für die Lernrate

Dabei ist y die Montageproduktivität und y^{-1} die benötigte Arbeitszeit T_1 eines Arbeiters l für die Montage einer Einheit.

Aus der Best-Practice Perspektive des Cost Engineerings kann angenommen werden, dass der Lieferant unter optimalen Produktionsbedingungen, hier optimaler Produktivität, fertigen kann. So kann der allgemeingültige Zusammenhang aus Formel (4.5) für den spezifischen Anwendungsfall zu Formel (4.6) vereinfacht werden.

$$y = k \quad (4.6)$$

4.4.2 Modellentwicklung und -evaluation

In Anlehnung an die in Abschnitt 2.2 skizzierte Architektur eines ANN besteht das MLP (eine Spezialform des Feedforward-ANN) aus einer Eingabeschicht, meist ein oder zwei versteckten Schichten und einer Ausgabeschicht. Die Neuronen in der Eingabeschicht repräsentieren die relevanten Inputfeatures aus den Berechnungsformeln (4.1) bis (4.6). Das einzige Neuron der Ausgabeschicht liefert die Gesamtkosten der Baugruppe. In diesem Abschnitt steht die Analyse der Zusammenhänge zwischen den strukturelevanten Parametern des MLP und dem Vorhersageergebnis im Mittelpunkt. In einer experimentellen Studie werden hierzu Methoden zur Optimierung der Kantengewichte, der Aktivierungsfunktionen und der Anzahl

der Neuronen in den versteckten Schichten untersucht. Die Versuchsplanung basiert auf den theoretischen Grundlagen des Design of Experiments (DoE) und wird in Bild 66 schematisch dargestellt. Für die Variation der Faktoren wird ein vollfaktorieller Versuchsplan gewählt. Dieser berücksichtigt alle möglichen Kombinationen der Einflussfaktoren auf das Netzdesign [132]. In diesem Experiment werden drei Optimierungsmethoden für die Kantengewichte, zwei Aktivierungsfunktionen und verschiedene Neuronenanzahlen in der zunächst einfach, später zweifach vorliegenden versteckten Schicht getestet.

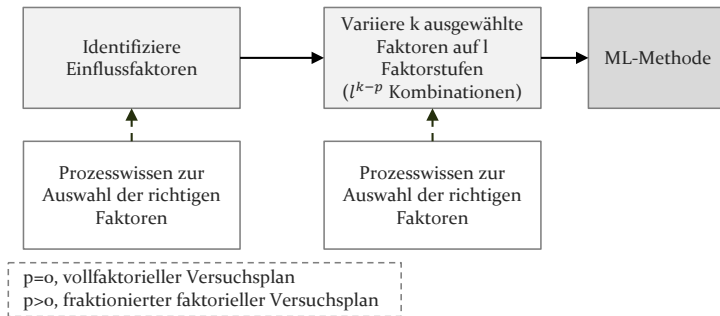


Bild 66: Schematische Darstellung der DoE Versuchsplanung

In einem ersten Schritt werden zur Optimierung der Kantengewichte folgende Algorithmen betrachtet: Adam, Particle Swarm Optimization (PSO) und Ant Colony Optimization (ACO). Adam ist eine Methode mit geringem Speicherbedarf für die effiziente stochastische Optimierung [133]. PSO und ACO sind beides Algorithmen der Schwarmintelligenz (SI), die das soziale Verhalten von Tieren nachahmen. Sie werden beim Training von MLP und bei der Optimierung der Gewichte des neuronalen Netzes eingesetzt und sind von [134] mit Erfolg getestet. Die allgemeine Idee der Verwendung von Schwarmintelligenz zur Optimierung der Gewichte im neuronalen Netz umfasst vier Schritte (vgl. Bild 67).

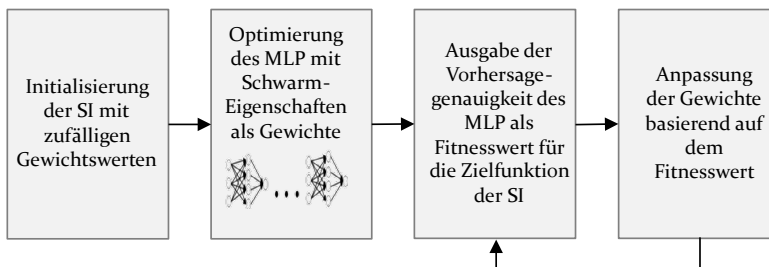


Bild 67: Optimierung der MLP-Gewichte mit Schwarmintelligenz

PSO basiert auf dem Schwarmverhalten von Vögeln und Fischen. Die Grundidee ist, dass sich der kooperierende Schwarm, bestehend aus einer Population von Partikeln, so lange durch einen Suchraum bewegt, bis eine optimale Lösung gefunden ist. Dabei werden die Geschwindigkeit (V) und die Position der Partikel (p) in jedem Zeitschritt aktualisiert [135].

$$V_{id} = w \cdot V_{id} + c_1 r_p (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_g (g_d - x_{id}) \quad (4.6)$$

i	Partikelnummer	g	Optimale Schwarmposition
d	Dimension	c_1	Konstante zur Steuerung des Einflusses von p
w	Trägheitsgewicht	c_2	Konstante zur Steuerung des Einflusses von g
V	Geschwindigkeit	r_p	Zufallszahl zwischen 0 und 1
x	Partikelposition	r_g	Zufallszahl zwischen 0 und 1
p	Optimale Partikelposition		

ACO ist ein Algorithmus, der auf der Grundlage des Nahrungssuchverhaltens von Ameisen entwickelt wurde. Auf der Futtersuche scheiden die Ameisen Duftstoffe (Pheromone) aus. Unter der Annahme, dass alle möglichen Wege zur Futterquelle gleich häufig betreten werden, weist der kürzeste (optimale) Weg die größte Duftkonzentration auf. Das Kernkonzept des Algorithmus ist die Verwendung einer Wahrscheinlichkeitsfunktion für den Suchfortschritt.

$$p_{xy} = \frac{(\tau_{xy}^\alpha)(\eta_{xy}^\beta)}{\sum_{z \in \text{allowed } x} (\tau_{xz}^\alpha)(\eta_{xz}^\beta)} \quad (4.7)$$

τ_{xy}^α	Menge des deponierten Pheromons für den Zustandsübergang xy
η_{xy}^β	Erwünschtheit des Zustandsübergangs xy
α, β	Parameter zur Steuerung von τ und η
τ_{xz}^α	Nachlaufpegel für anderen Zustandsübergang xz
η_{xz}^β	Attraktivität für andere Zustandsübergänge xz

Weitere Details zu dem theoretischen Hintergrund dieser Algorithmen können [135] entnommen werden.

Zur Untersuchung der Anzahl der versteckten Schichten wird ein vollständig faktoriell ausgelegtes Experiment auf Basis des MLP mit zunächst einer einzigen versteckten Schicht erstellt. Das Theorem von Kolmogorov, das die Anzahl auf ein oder zwei Schichten beschränkt, wird auch als Richtlinie zur Bestimmung der maximalen Anzahl von Neuronen in dem Hidden Layer gewählt [66]. Mit 10 Neuronen in der Eingabeschicht ergibt sich nach Formel (4.8) als maximale Anzahl der Neuronen in der versteckten Schicht der Wert 21. In den folgenden Experimenten wird das MLP mit 1 bis 21 Neuronen in der versteckten Schicht getestet.

$$N = 2d + 1 \quad (4.8)$$

N Maximale Neuronenanzahl im Hidden Layer

d Neuronenanzahl im Input Layer

Um die Komplexität des vollständigen faktoriellen Designs zu verringern und in Anbetracht der Tatsache, dass die vier möglichen Aktivierungsfunktionen ReLU, Identity, Tanh und Logistic (Formeln (4.9)) möglicherweise nicht alle für das Kostenprognoseproblem geeignet sind, werden zunächst diese vier Aktivierungsfunktionen anhand einer fixierten MLP-Architektur getestet und vorselektiert, bevor ein vollständiges faktorielles Experiment durchgeführt wird.

$$ReLU: f(x) = \max(0, x)$$

$$Identity: f(x) = x \quad (4.9)$$

$$Logistic: f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$Tanh: f(x) = \tanh(x)$$

Bild 68 vergleicht die verschiedenen Aktivierungsfunktionen des MLP.

Detaillierte Werte zu Verlust und Genauigkeit der vier Modelle nach 8000 Iterationen können der Tabelle 9 entnommen werden. Als Verlustwert (Loss) wird in diesem Experiment der quadratische Fehler gewählt, die Genauigkeit durch R^2 repräsentiert.

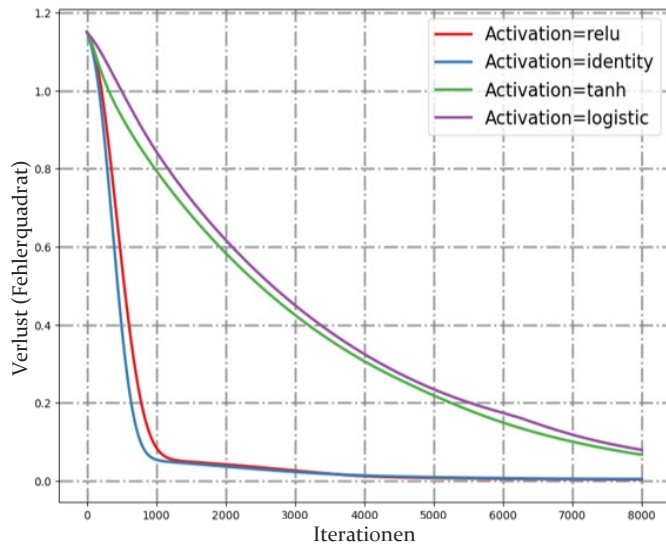


Bild 68: Verlustvergleich der MLP-Varianten mit verschiedenen Aktivierungsfunktionen

Wie aus Tabelle 9 ersichtlich, liegt der Loss des MLP-Modells mit der Aktivierungsfunktion "ReLU" und "Identity" unter dem Wert 50, während die beiden anderen Aktivierungsfunktion zu einem Wert von über 650 führen. Auch das R^2 der ersten beiden Funktionen ist deutlich höher (über 94 %) als das der alternativen Funktionen (unter 30 %). Beide Bewertungskriterien zeigen, dass die beiden Aktivierungsfunktionen "Tanh" und "Logistic" für den vorliegenden Anwendungsfall nicht geeignet sind.

Tabelle 9: Verlust und Genauigkeit der MLP-Varianten in Abhängigkeit von der Aktivierungsfunktion

Aktivierungsfunktion	Verlust (Fehlerquadrat)	Genauigkeit (R^2)
ReLU	36.87	95.81%
Identity	48.41	94.66%
Tanh	669.52	28.4%
Logistic	793.62	17.72%

Im Weiteren wird die Anzahl der Neuronen im Hidden Layer untersucht. Ein Vorversuch liefert eine extrem niedrige Prognosegenauigkeit mit einem Neuron im Hidden Layer. Deshalb wird mit 2 bis 21 Neuronen weiter experimentiert. Bild 69 zeigt sechs Kombinationen der beiden ausgewählten

Aktivierungsfunktionen mit den drei Optimierungsmethoden der Gewich-
tungen. Optimierungsmethode Adam ergibt für beide Aktivierungsfunkti-
onen einen steigenden Trend, während die anderen beiden Optimierungs-
verfahren auf einem höheren Niveau starten und sich in einem relativ klei-
nen Schwankungsbereich weiterbewegen. Mit Performanceausschlägen
zwischen 71,52 % und 96,37 % verhält sich "Optimierungsmethode Adam +
Aktivierungsfunktion ReLu" am volatilsten. "Optimierungsmethode PSO +
Aktivierungsfunktion ReLu" weist im Vergleich eine hohe Stabilität zwi-
schen 94,04 % und 94,06 % auf. Die Verknüpfung von Aktivierungsfunk-
tion Identity mit Optimierungsmethode ACO sowie Aktivierungsfunktion
ReLu mit Optimierungsmethoden PSO und ACO spiegeln die besten Kom-
binationen in diesem Experiment wider (R^2 -Werte von 96,37 %, 96,26 %
und 96,78 %). Die Aktivierungsfunktion ReLU schneidet in diesem Experi-
ment überwiegend besser ab als die Aktivierungsfunktion Identity. Unter
126 getesteten Kombinationen erzielt "Optimierungsmethode ACO + Akti-
vierungsfunktion ReLu" mit 8 Neuronen auf dem Hidden Layer die höchste
Genauigkeit.

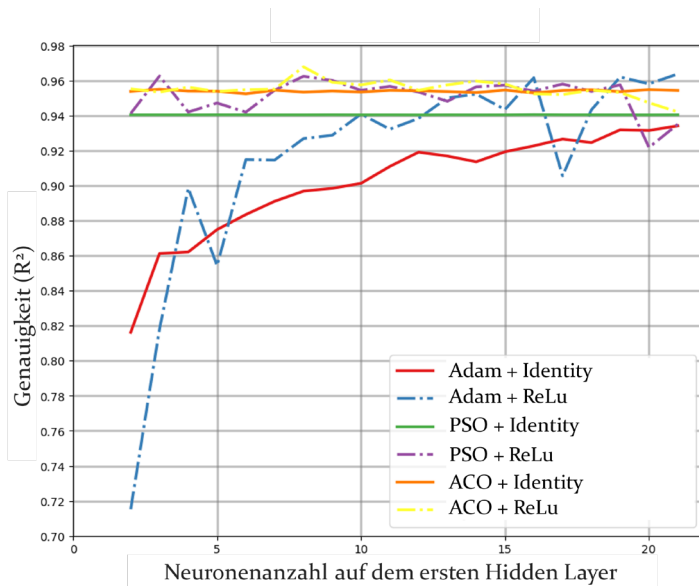


Bild 69: Vollfaktorieller Vergleich verschiedener MLP-Topologien mit einem Hidden Layer (in Anlehnung an [P6])

Es kann jedoch sein, dass sich die ohnehin schon gute Performance durch Hinzunahme eines weiteren Hidden Layer verbessert. Somit wird in einem nächsten Experiment das MLP-Modell mit zwei Hidden Layers getestet.

Unter Berücksichtigung der verschiedenen Optimierungsmethoden, Aktivierungsfunktionen und Neuronenanzahlen in den nunmehr zwei versteckten Schichten müssten 1260 MLP-Strukturen getestet werden. Anstatt alle Kombinationen an dieser Stelle durchzudeklinieren, wird die Kombination aus Optimierungsmethode und Aktivierungsfunktion nach der besten Performance im letzten Experiment ausgewählt und vordefiniert ("Optimierungsverfahren Adam + Aktivierungsfunktion ReLu"). Die maximal zulässige Zahl an Neuronen in den beiden versteckten Schichten wird auf 21 festgelegt. Die aus diesem Versuch resultierenden 19 Architekturen sowie deren Performance sind in Bild 70 dargestellt. Die Genauigkeiten liegen dabei im Bereich von 95 % bis 97 %. Das beste Modell ist in Bild 70 rot hervorgehoben. Seine Genauigkeit liegt bei 96,53 %, was nur etwa 0,1 % höher ist als das beste Ergebnis des MLP-Modells mit nur einem Hidden Layer. Vor dem Hintergrund der erhöhten Komplexität sowie der benötigten Rechenzeit eines MLP mit zwei Schichten und der nur marginal erhöhten Performance, ist ein MLP-Modell mit einem Hidden Layer vorzuziehen.

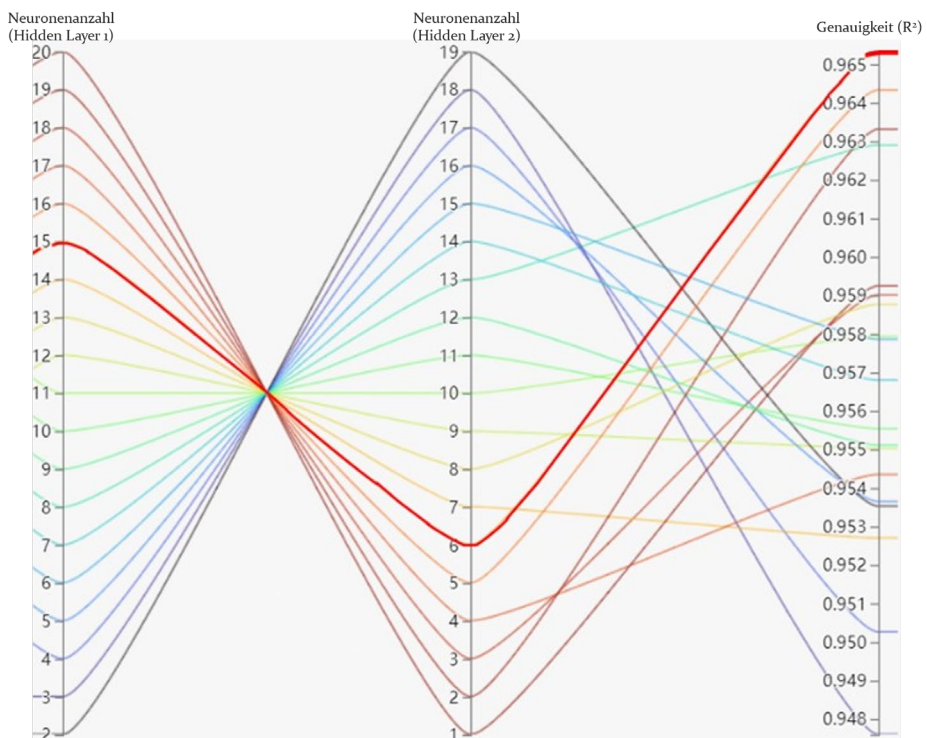


Bild 70: Genauigkeit verschiedener MLP-Architekturen mit zwei Hidden Layers (in Anlehnung an [P6])

Zusammenfassend kann die dritte Fallstudie zeigen, dass IKPM auch in der Lage sind, die Gesamtkosten komplexerer Baugruppen mit hoher Genauigkeit zu prognostizieren. Im Detail führt das MLP-Modell mit "ReLU"-Aktivierungsfunktion und einer einzigen versteckten Schicht zu einer höheren Genauigkeit als andere Kombinationen. ACO scheint im vorliegenden Anwendungsfall die MLP-Gewichte am besten zu optimieren und ergibt eine Genauigkeit von 96,78 %. Die Erweiterung auf zwei Hidden Layers scheint nur eine ganz geringfügige Genauigkeitsverbesserung zu erbringen (Ergebnis des vielversprechendsten Teilausschnitts von 19 aus 1260 möglichen MLP-Modellen).

5 Herausforderungen intelligenter Systeme in der Cost Engineering Praxis

5.1 Empirischer Ansatz

Die qualitative Analyse wird als eine geeignete Methode gesehen, um das praktische Einsatzpotenzial von IKPM im strategischen Einkauf zu erforschen, da es sich um ein in den meisten Unternehmen neuartiges Thema handelt [136]. Der Forschungsansatz folgt dem Vorgehen der Grounded Theory von Gioia et al. [137]. Dazu werden semistrukturierte Interviews durchgeführt, die sich als geeigneter Rahmen erweisen, um ähnlich hohen Ansprüchen wie in der quantitativen Forschung zu genügen [138]. Semistrukturierte Interviews, oft auch als qualitative Interviews bezeichnet, zielen darauf ab, eine fundierte Theorie zu entwickeln [137]. Das Hauptargument für den Einsatz semistrukturierter Interviews ist ihre inhärente Fähigkeit, dem Forscher Flexibilität zuzugestehen. Ein entsprechender Interviewleitfaden besteht einerseits aus einer Reihe von vorgegebenen Fragen, die immer gestellt werden, um einen Antwortvergleich zu ermöglichen. Andererseits kann der Interviewer von der im Leitfaden festgelegten Reihenfolge abweichen, zusätzliche Themen einführen und bei interessanten Antworten Folgefragen stellen. Diese Flexibilität kann erweiterte Einblicke in das geben, was jeder Befragte als positiv und kritisch empfindet, und somit ein umfassenderes Bild erzeugen [138, 139].

Die Studie umfasst insgesamt 130 Teilnehmer aus 21 Unternehmen unterschiedlicher Branchen. Sie lassen sich nach ihren Rollen in zwei verschiedene Hauptgruppen unterteilen: Kostenexperten (CE) und Senior Level Experten (SL). Deren Alter bewegt sich zwischen 31 und 72 Jahren. Während das Durchschnittsalter bei CE 39,3 Jahre beträgt, ist es bei SL mit durchschnittlich 48,6 Jahren deutlich höher. Innerhalb der CE-Gruppe stammen die Teilnehmer aus verschiedenen Fachabteilungen wie Kostentechnik, Kostenanalyse, Einkauf, Produktion und technischer Wertanalyse. Die befragten Experten kommen nicht nur aus Automobilunternehmen, sondern auch aus verschiedenen weiteren Branchen, darunter Maschinen- und Anlagenbau, Bauwirtschaft sowie Konsumgüter- und Softwareindustrie. Innerhalb der SL-Gruppe haben die Teilnehmer Führungspositionen in ihren Unternehmen inne, u. a. Vorstand, Geschäftsführer, Einkaufsleiter, Leiter

der Kostenanalyse, Leiter der Technik und Produktionsleiter. Die adressierten Branchen entsprechen denen der CE-Gruppe.

Die Interviews werden mit Zustimmung der Befragten aufgezeichnet, mittels der Software MAXQDA transkribiert, anonymisiert und dann nach der Methodik von Gioia et al. [137] induktiv kodiert und interpretierend ausgewertet. Relevante Ergebnisse werden identifiziert und in sogenannten First-Order-Codes zusammengefasst. Diese basieren auf der Sprechweise der Informanten. Die Codes bilden die Grundlage für die nachfolgende weitere Datenauswertung, bei der man Second-Order-Codes generiert. Diese repräsentieren einander ähnliche Ergebnistypen und ihre Wechselbeziehungen auf einer höheren Abstraktionsebene. Mehr Details zu First- und Second-Order-Codes können [140] entnommen werden.

Ziel der empirischen Studie ist, die Herausforderungen bei der Implementierung von IKPM in der Praxis zu beleuchten. Bei der Aggregation der zahlreichen in den Interviews genannten Herausforderungen ergeben sich als Second-Order-Codes folgende fünf Hauptbereiche:

- *Produkttechnologie*

Neue in Produkten verbaute Technologien sind bei den Einflußgrößen für die Kostenschätzung zu berücksichtigen und erfordern einen Kompetenzumbau im Cost Engineering.

- *Datenmanagement*

Prozesse zur Erhebung und Bereitstellung von qualitativ hochwertigen Kostenanalysedaten sind umzusetzen, um verlässliche IKPM-Ergebnisse zu gewährleisten.

- *Akzeptanz*

Individuelle Akzeptanz von IKPM in der Cost Engineering Praxis ist zu fördern, um das Potenzial der neuen Methoden und Modelle zu realisieren.

- *Organisatorische Rahmenbedingungen*

Unternehmensseitige Hürden bei der Implementierung von IKPM sind in der Organisationsstruktur des Cost Engineering zu beseitigen.

- *Gesamtwirtschaftlicher Nutzen*

Kosten-Nutzenbetrachtungen haben das Management von den Vorteilen der IKPM im Cost Engineering zu überzeugen.

Zu jedem dieser Hauptbereiche sind die in den Interviews dominierenden First-Order-Codes den jeweiligen Spinnennetzdiagrammen zugeordnet,

die in dem folgenden Abschnitt 5.2 skizziert werden. Die wichtigsten zu jedem Hauptbereich genannten Herausforderungen sind in den entsprechenden Unterabschnitten erläutert und kommentiert. Zu den Second-Order-Codes der Spinnennetzdiagramme sind die Durchschnittswerte der von den Befragten abgegebenen Einzelbewertungen auf einer Skala von 0 bis 10 Punkten (Wichtigkeit von „sehr gering“ bis „sehr hoch“) angegeben.

5.2 Ergebnisse

Die Herausforderungen bei der Implementierung von ML-Systemen in Einkaufsabteilungen, die sich auf die Kostenanalyse konzentrieren, sind sehr vielfältig. In diesem Abschnitt sind wichtige, d. h. sich aus den Antworten von sehr vielen Interviews ergebende Erkenntnisse, in Form der erwähnten Spinnennetzdiagramme visualisiert und mit etlichen zusammenfassenden Erläuterungen versehen. Eine detailliertere Darstellung der gesamten Studie kann [P9] entnommen werden.

Produkttechnologie

Obwohl einige Experten in produzierenden Unternehmen über ein gewisses Know-how auf dem Gebiet des ML verfügen, wird dieses häufig bei der Entwicklung von Produkten und nicht bei der Analyse von Kosten eingesetzt. Unternehmen zählen auf Anwendungen der Künstlichen Intelligenz hauptsächlich dort, wo man sich einen direkten Kundennutzen verspricht.

Produkteigenschaften wie Geometrie und technische Anforderungen in eine Kostenbeziehung zu setzen, ist eine große Herausforderung. Die Aufgabe ist, diejenigen unabhängigen Variablen zu identifizieren, die möglicherweise einen direkten, aber vor allem auch indirekten kostenrelevanten Einfluss auf ein Bauteil haben. Hier kann einerseits der Input von Kostenexperten dazu beitragen, die Komplexität des Produkts auf ein Niveau zu reduzieren, bei dem ML-Lösungen akzeptable Ergebnisse versprechen. Andererseits können ML-Experten bei Aufgaben unterstützen, bei denen man erwartet, dass aus sehr großen Datenmengen bessere Ergebnisse als auf traditionelle Weise gewinnbar sind (vgl. Bild 71).

Die ggf. notwendige Kombination von Algorithmen bezieht sich auf das "no free lunch theorem". Dieses Theorem besagt, dass eine höhere Leistung eines Algorithmus innerhalb einer Problemkategorie mit einer geringeren

Leistung in anderen Problemkategorien verbunden ist [141]. Für die Kostenschätzung bedeutet dies, dass ein Algorithmus, der für ein bestimmtes Kostenanalyseprojekt optimal ist, nicht ohne weiteres auf andere Projekte angewendet werden kann.

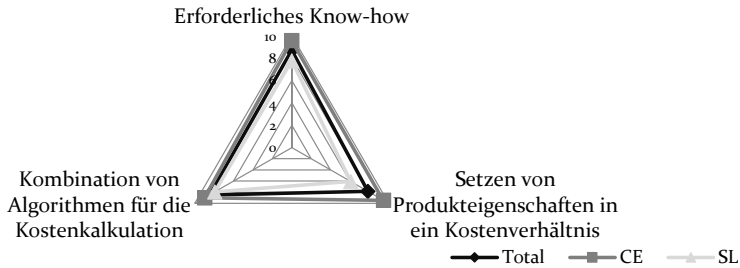


Bild 71: Expertenbeurteilung der technologischen Herausforderungen

Datenmanagement

Eine hohe Datenqualität und Datenverfügbarkeit sind die Voraussetzungen für eine fundierte Kostenanalyse. Diese Voraussetzungen sind jedoch oft nicht gegeben und stellen deshalb eine der größten Herausforderungen bei der Entwicklung von ML-Systemen dar (vgl. Bild 72). Zudem mangelt es an einer Standardisierung der Daten.

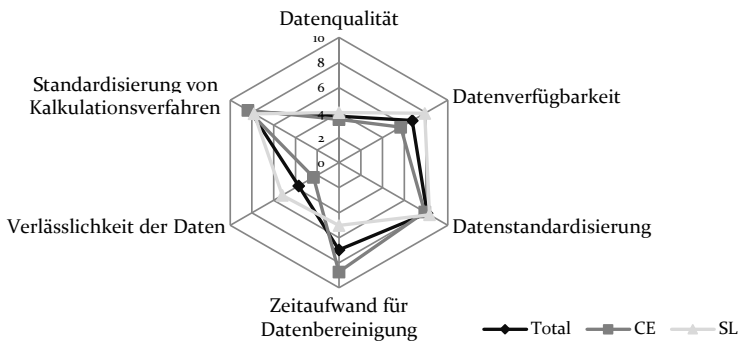


Bild 72: Expertenbeurteilung des Datenmanagements

Um ML-Modelle zu trainieren, hängt die Menge der benötigten Daten von der Komplexität der abzubildenden Analysesituation ab. Im Allgemeinen wird postuliert, dass für ML "sehr große Datenmengen" an strukturierten und gelabelten Daten erforderlich sind, was einen hohen Erhebungsaufwand nach sich ziehen kann [142]. Wenn nicht genügend repräsentative

Daten zur Verfügung stehen, verringert sich die Genauigkeit des Modells und es besteht z. B. bei der Kostenprognose von Bauteilen die Gefahr, dass nur eine geringe Anzahl von Komponentenvarianten durch das Modell behandelt werden kann. Eine Idee zur Reduzierung dieses Problems ist die Einführung eines Qualitätssicherungsprozesses für Kalkulationsdaten.

Wenn Daten in ausreichender Menge verfügbar sind, können sie meist nicht ohne weiteres für das Training eines ML-Modells verwendet werden. In diesem Zusammenhang nimmt die Sammlung, Bereinigung und Normalisierung von Daten in der Regel ca. 80 % der Zeit von ML-Projekten in Anspruch [143]. Wenn Daten aus verschiedenen Systemen stammen, werden sie oft in unterschiedlichen Maßstäben dargestellt. Infolgedessen sind die Daten nicht direkt vergleichbar. Darüber hinaus führt das Training von ML-Algorithmen zu Schwierigkeiten beim sogenannten "Feature Engineering". Wenn verschiedene Merkmale kombiniert werden, die sehr unterschiedliche Werteskalen haben, reduziert dies die Leistung des Algorithmus. Eine Normalisierung der Daten ist daher eine wichtige Voraussetzung für das Training von ML-Algorithmen. Selbst wenn Daten von ausreichender Qualität zur Verfügung stehen, ist ein weiteres Problem deren Zuverlässigkeit. Die wahren Kostenwerte, d. h. die Labelwerte, lassen sich oft nicht trivial ermitteln. Für Abweichungen in den Daten sind verschiedene Gründe denkbar. Auf den ersten Blick lässt sich nicht direkt feststellen, ob eine Abweichung, z. B. ein extremer Ausreißerwert, auf ein einmaliges außerordentliches Ereignis zurückzuführen ist oder ob es sich tatsächlich um eine begründete und relevante Abweichung handelt. Daher ist es insbesondere auch bei einer weitgehend automatisierten Erfassung notwendig, die Relevanz und Signifikanz der verwendeten Daten zu beurteilen und zu überprüfen.

Neben der technischen Entwicklung ist die Aktualisierung eines ML-Modells eine zentrale Aufgabe, um einen nachhaltigen Nutzen sicherzustellen. Kostenrelevante Daten können sich auf verschiedenen Ebenen ändern. Eine neue Produktionstechnologie beim Zulieferer verändert den Produktionsprozess und damit auch alle produktionsrelevanten Parameter sowie Kosten. Wenn ein System auf veralteten Annahmen basiert oder veraltete Daten zum Training des Modells verwendet, besteht ein hohes Risiko, dass die Modellparameter nicht mehr adäquat und die Ergebnisse unbrauchbar sind.

Akzeptanz

Bei dem praktischen Einsatz von ML-Modellen verzeichnet man einen Zielkonflikt zwischen Flexibilität und Interpretierbarkeit [P10]. Je flexibler ein Modell ist, desto weniger interpretierbar ist es in der Regel. Wenn die untersuchten Zusammenhänge auf komplexen, nichtlinearen Beziehungen beruhen, bedeutet eine höhere Flexibilität, d. h. Anpassungsfähigkeit, des Algorithmus auch eine höhere Genauigkeit im Vergleich zu einfachen linearen Modellen. Nichtlineare Algorithmen wie ANN oder SVM sind für Praktiker aber sogenannte Black-Box-Algorithmen. Es ist selbst für ML-Experten oft kaum durchschaubar, auf welche Weise bzgl. der Abbildung der Realität die Algorithmen zu den Berechnungsergebnissen gelangen. Transparenz als entscheidender Faktor bei der Kostenverhandlung steht hier in direktem Widerspruch zu den beim maschinellen Lernen weit verbreiteten Black-Box-Algorithmen [P10].

Die Ergebnisse eines Black-Box-Modells sind jedoch nicht allein auf der Grundlage von Transparenz und Genauigkeit zu beurteilen. Ein weiteres Kriterium ist der Vergleich mit dem Status quo. Liefert ein ML-Modell in einer bisher mit traditionellen Methoden analysierten Situation nicht nur eine höhere Genauigkeit gegenüber den traditionellen Ergebnissen, sondern darüber hinaus oder auch ergänzende Hinweise und Erkenntnisse, ergibt sich ein signifikanter Nutzen für das Unternehmen oder hier speziell für den Manager im Einkauf, selbst bei mäßiger Präzision und Erklärbarkeit der ML-Modelle. Wenn sich die Modelle in etlichen Anwendungsfällen als hilfreich erweisen, entsteht über die Zeit ein natürliches Vertrauen, auch ohne genaue Kenntnis der Funktionsweise.

Die Akzeptanz von Black-Box-Algorithmen für die Bestimmung von Parametern oder Zwischenwerten für weitere analytische Berechnungen, sog. hybride Ansätze, ist in der Praxis deutlich höher als die von ganzheitlichen Black-Box-Modellen. Diese Zwischenwerte werden dann oft zur weiteren Kostenberechnung mit „manuellen“ Standardmethoden weiterverwendet.

Die Vorteile dieses Ansatzes lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- ML wird nur für Probleme eingesetzt, bei denen dessen Leistungsfähigkeit analytischen Methoden oder Expertenschätzungen überlegen ist.

- Der traditionelle Berechnungsaufwand kann erheblich reduziert werden, da bestimmte Parameter nicht mehr manuell zu bestimmen bzw. zu schätzen sind.
- Die Tatsache, dass Experten die Möglichkeit haben, in den Prozess einzugreifen und Werte zu kontrollieren, sichert die Qualität der Berechnung.
- Die Akzeptanz des Modells steigt, weil der gesamte Prozess transparenter und nachvollziehbarer ist.
- Die Komplexität des Problems wird reduziert, was die technische Umsetzung und Aktualisierung bzw. Pflege des Modells erleichtert.

Die Akzeptanz hängt aber nicht nur von der technischen Leistungsfähigkeit und Nachvollziehbarkeit eines ML-Modells ab, sondern u. a. auch davon, ob die Mitarbeiter das Werkzeug als Bedrohung für ihren Arbeitsplatz wahrnehmen (vgl. Bild 73).

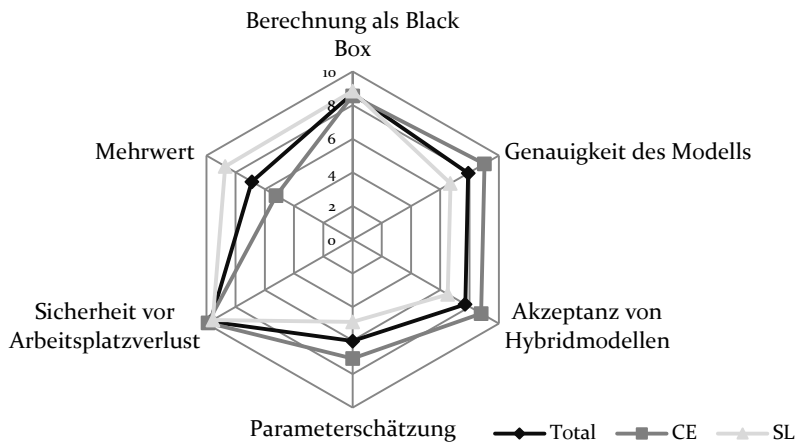


Bild 73: Expertenbeurteilung der Akzeptanz

Alle Experten sehen das Potenzial von ML vor allem in der Unterstützung von Cost Engineers, damit diese ihre Aufmerksamkeit auf komplexe Aufgaben richten können, die nicht automatisiert bewältigt werden können. Dennoch sehen die Mitarbeiter oft ihren Arbeitsplatz bzw. ihr langjähriges Wissen durch die Einführung von automatisierten Berechnungsmodellen gefährdet. Es macht dabei keinen Unterschied, ob das Werkzeug auf einem parametrischen Ansatz oder einem Black-Box-Ansatz basiert.

Es ist somit notwendig, den Mehrwert eines neu einzuführenden anspruchsvollen Hilfsmittels und der damit verbundenen neuen Vorgehensweisen für den einzelnen Benutzer nachvollziehbar zu machen und auch in der Praxis nachzuweisen. Dies betrifft jedoch nicht nur die hier betrachteten ML-Modelle, sondern jegliche Art von Neuerungen im Betriebsablauf und ist eine generelle Herausforderung im sogenannten Change Management.

Organisatorische Rahmenbedingungen

Die erfolgreiche Implementierung eines ML-Modells im Unternehmen hängt nicht nur von der technischen Leistungsfähigkeit des Modells ab, sondern wird auch maßgeblich von den organisatorischen Rahmenbedingungen beeinflusst (vgl. Bild 74).

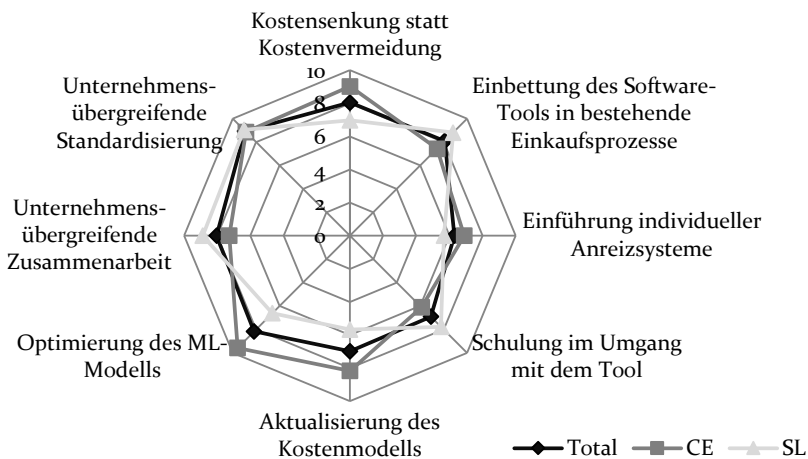


Bild 74: Expertenbeurteilung des organisatorischen Rahmens

In vielen Unternehmen liegt der Blickwinkel bei der Kostenbetrachtung bislang mehr auf einer Senkung von Kosten im laufenden Betrieb als auf einer Vermeidung von möglichen Kosten, bevor diese überhaupt entstehen. Die Kostensenkungspotenziale eines Produktes, das sich im Fertigungsprozess befindet, sind sichtbar und leicht zu quantifizieren. Daher werden solche Bemühungen in Unternehmen eher belohnt, als dass Produkte im Voraus kosteneffizienter gestaltet werden. Aufgrund dieser Tatsache ist es schwieriger, Instrumente zu implementieren, die der Unterstützung der frühen Konzeptentwicklung in Unternehmen und dort dem

Cost Engineering dienen. Da die frühe Konzeptphase einer der Hauptansatzpunkte für den Einsatz von ML im Cost Engineering ist, wird die dortige Einführung von ML-Systemen durch das bestehende Anreizsystem im Unternehmen erschwert.

Ein weiteres Problem ist die Integration eines Softwaretools in einen bestehenden Beschaffungsprozess. Kostenanalysewerkzeuge sind sehr komplex und individuell an den Unternehmenskontext angepasst. Die Einbettung eines ML-Systems stellt daher eine besondere Herausforderung dar. Ein System zur unmittelbaren Kostenschätzung auf der Basis von CAD-Daten bietet beispielsweise einerseits ein enormes Einsparungspotenzial, da Ingenieure die Möglichkeit haben, Kosteninformationen bereits in einem frühen Stadium des Konstruktionsprozesses zu berücksichtigen. Andererseits stellt ein solches Werkzeug auf individueller Ebene für Ingenieure in erster Linie einen Mehraufwand gegenüber dem Status quo dar. Die Ingenieure müssen erst das Werkzeug und dessen effiziente und effektive Verwendung erlernen, um kostengünstiger zu konstruieren. Hinzu kommen Transparenzdefizite und Akzeptanzbedenken. Die Konsequenz ist, dass dafür Sorge zu tragen ist, dass die Mitarbeiter speziell geschult werden und individuelle Anreize zur tatsächlichen Nutzung erhalten.

Nicht nur die Parametrisierung, sondern auch die optimale Architekturgestaltung eines ML-Modells sind permanente technische und auch organisatorische Aufgaben. Beispielsweise kann sich bei Künstlichen Neuronalen Netzen die optimale Anzahl von Neuronen und verborgenen Schichten in Abhängigkeit von der sich wandelnden Bauteiltechnologien und Datenverfügbarkeiten ändern. Die Durchführung dieser Anpassungen erfordert spezifisches Know-how, welches in der Organisation vorhanden sein muss. Je höher die Anforderungen an Genauigkeit und Leistung eines ML-Modells bei der Kostenanalyse sind, desto höher ist die Komplexität dieses Modells. Ein hoher Grad an Komplexität führt wiederum zu vermehrter Nachjustierung des Modells und somit zu erhöhten Wartungskosten. Es besteht daher nicht nur ein Zielkonflikt zwischen Genauigkeit und Interpretierbarkeit, sondern auch zwischen Genauigkeit und Stabilität des Modells. Die Leistungsfähigkeit eines ML-Modells für Aufgaben im Cost Engineering ist daher eine Funktion von konkurrierenden Eigenschaften wie Genauigkeit, Interpretierbarkeit, Akzeptanz, Stabilität und langfristigem Wartungsaufwand. Es kann daher sinnvoll sein, zunächst ein einfacheres Modell einem

komplexen, sehr genauen Modell vorzuziehen, bis man auf der Lernkurve der Modellanwendung weiter fortgeschritten ist.

Gesamtwirtschaftlicher Nutzen

Eine allgemeine Voraussetzung für die Entwicklung und Implementierung von ML-Systemen ist der gesamtwirtschaftliche Nutzen (vgl. Bild 75). ML wird im Einkauf von Fremdbezugskomponenten hauptsächlich für Anwendungen in der frühen Konzeptphase und im Bereich der Angebotskalkulation eingesetzt. Ein Teil der erforderlichen Daten für den Einsatz von ML stammt aus früheren Projekten und Kostenkalkulationen. Ein Hauptproblem ist jedoch die Quantifizierung der vermiedenen bzw. vermeidbaren Kosten. Eine weitere Schwierigkeit ist, die Investitionskosten eines ML-Projekts zu ermitteln.

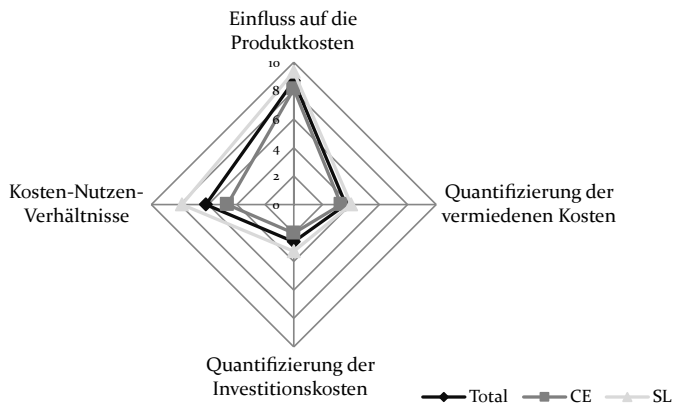


Bild 75: Expertenbeurteilung des gesamtwirtschaftlichen Nutzens

Neben der technischen Machbarkeit sind auch die Aufwände für die Beschaffung, Bereinigung und Standardisierung der benötigten Daten zu berücksichtigen. Diese zugeordneten Kosten sind schwer abzuschätzen und daher schwer zu quantifizieren. Hinzu kommen die Kosten für die Integration eines solchen Modells in die Prozesse eines Unternehmens.

Die vorhergehenden Abschnitte weisen auf vielfältige Nutzenpotenziale von ML im Cost Engineering hin, die jedoch ebenfalls wie viele Herausforderungen einer ML-Einführung schwer zu quantifizieren sind. Die empirische Studie zeigt aus der Perspektive einer qualitativen Analyse von Expertenmeinungen u. a., dass das Kosten-Nutzen-Verhältnis für kleinere

Unternehmen schlechter ist als für große Unternehmen. Als Hauptgrund ist der hohe Aufwand zu sehen, den kleinere Unternehmen betreiben müssen, um große Datenmengen in standardisierter Form zur Verfügung zu stellen.

5.3 Zusammenfassung und Anforderungen in der Praxis

In dem Kapitel 5 werden die identifizierten Herausforderungen bei der Implementierung von ML-Lösungen im Einkauf, insbesondere bei der Kostenanalyse, erörtert. Es wird gezeigt, dass im Gegensatz zu der wissenschaftlichen Literatur nicht nur methodische Herausforderungen zu diskutieren sind, sondern in der Industrie organisatorische Bedingungen und ökonomische Überlegungen eine besonders wichtige Rolle spielen. Ein Grund für die aktuell noch geringe Nutzung von ML in dieser Domäne ist die Integration von Expertenwissen, das insbesondere auch bei dem Feature Engineering wichtig ist. Zur Erinnerung, Feature Engineering versucht, unabhängige Variablen zu finden, die die Kostenfunktion signifikant beeinflussen [25]. Dieses Problem wird sowohl in der Literatur als auch in den empirischen Fallstudien in der Praxis bestätigt.

Um ML-Modelle zu trainieren, werden große Mengen angepasster und normalisierter Daten benötigt [144]. Kostenrelevante Daten in Unternehmen werden in der Regel in verteilten Datensilos gespeichert, was einen einfachen Zugriff erschwert [145]. Es zeigt sich, dass ein erheblicher Aufwand erforderlich ist, um die benötigten Daten zu beschaffen und anschließend entsprechend technisch aufzubereiten. Ein funktionierendes Datenmanagementsystem ist deshalb eine Voraussetzung für die Anwendung von ML und stellt aus technischer Sicht das größte Hindernis für die Entwicklung von ML-Lösungen dar.

Die mangelnde Akzeptanz von Black-Box-Modellen wird in einigen wissenschaftlichen Artikeln erwähnt, nimmt dort aber nicht den hohen Stellenwert ein, den die Experten in der empirischen Studie diesem Problem beimessen. Wissenschaftliche Publikationen befassen sich auch bevorzugt mit der technischen Umsetzung von ML-Modellen. Organisatorische Herausforderungen werden dort nicht besonders berücksichtigt.

Da sich viele Daten und viele Fertigungstechnologien, auf denen eine Berechnung basiert, ständig ändern, muss auch die Aktualisierung des Modells gewährleistet sein. Je komplexer ein Modell ist, desto schwieriger ist es für die Unternehmen, es zu pflegen. Obwohl komplexe, nichtlineare Algorithmen oft eine höhere Genauigkeit erreichen, werden aus Sicht der Industrie wegen ihrer Langzeitstabilität derzeit noch einfachere und restriktivere Algorithmen bevorzugt.

Die Vorteile, die sich aus der Einführung oder Entwicklung von ML-Lösungen ergeben, müssen in einem angemessenen Verhältnis zum Aufwand stehen. ML wird hauptsächlich in der frühen Konzeptphase eingesetzt, mit dem Ziel, Kosten zu vermeiden, bevor sie überhaupt entstehen. Für Unternehmen ist es sehr schwierig, den wirtschaftlichen Nutzen der vermiedenen Kosten zuverlässig zu quantifizieren. Hinzu kommen kulturelle Besonderheiten, die eher Kosteneinsparungen in der Produktion als Kostenvermeidung im frühen Design belohnen. In der Literatur sind keine Studien zu finden, die versuchen, den wirtschaftlichen Nutzen der Einführung solcher ML-Modelle zu bewerten. Die technische Machbarkeit von ML-Lösungen in der Kostenanalyse ist daher eine notwendige, aber keine hinreichende Bedingung für ihre tatsächliche Einführung und Nutzung in der industriellen Praxis.

5.4 Limitationen

Die Expertenauswahl für die empirische Studie repräsentiert ein breites Spektrum von Branchen, Unternehmen und Expertenrollen. Dennoch lassen sich die Ergebnisse nicht ohne weiteres verallgemeinern. Die Prozesse und Strukturen der Kostenanalyse im Einkauf sind je nach Branche und Unternehmen sehr unterschiedlich. Es ist davon auszugehen, dass die Relevanz der Kostenkalkulation und der Einsatz innovativer Softwarelösungen auch international unterschiedlich sind und daher die Expertenbasis in Zukunft weiter ausgebaut werden muss, um eine umfassendere Sichtweise zu erhalten.

In der empirischen Untersuchung kristallisieren sich einige Anwendungen von ML heraus, die nicht direkt mit der Kostenanalyse zu tun haben. Da solche Anwendungen außerhalb des Rahmens der vorliegenden Arbeit liegen, werden sie nicht im Detail analysiert. Die Anwendung von ML an der Schnittstelle zu anderen Anwendungsfeldern scheint in Unternehmen aber

eine wichtige Rolle zu spielen und sollte in Zukunft eingehender untersucht werden.

Es ist auch zu beachten, dass die Mehrheit der befragten Experten ihre Kompetenzen auf die Kostenanalyse im Einkauf konzentriert. Die Expertise in den Bereichen von IT und Künstlicher Intelligenz ist meist relativ begrenzt. Aus diesem Grund ist es in der empirischen Studie nicht möglich, auf technische Details und Einzelfunktionen von ML-Algorithmen bei der Expertenbefragung einzugehen.

Im Gegensatz zu wissenschaftlichen Artikeln, in denen das Vorgehen und die vorgestellte Lösung eines Problems sehr detailliert beschrieben werden, kommunizieren viele Experten die Entwicklungen in ihren Unternehmen auf dem Gebiet des ML nur oberflächlich. Die detaillierte technische Umsetzung von einzelnen ML-Lösungen ist vertrauliches Know-how, das Unternehmen nicht teilen wollen. Es ist daher nur begrenzt möglich, die selbst durchgeführten ML-Experimente und ML-Pilotprojekte aus technischer Sicht durch die qualitative empirische Studie, basierend auf Expertenmeinungen in Unternehmen, im Detail zu beurteilen und in substantieller Weise mit den noch dazu spärlichen Praxisstudien in der Literatur zu vergleichen.

6 Zusammenfassung und Ausblick

6.1 Zusammenfassung der Forschungsergebnisse

Die Ergebnisse und Erkenntnisse der durchgeführten Forschungsarbeiten lassen sich in kompakter Form wie folgt charakterisieren. Dabei wird auf das Forschungsdesign und den entsprechenden Kapitelaufbau der Arbeit Bezug genommen.

Bei der Behandlung der zentralen Forschungsfrage (siehe Abschnitt 1.2) kann zusammenfassend gezeigt werden, dass es eine Vielfalt von Methoden aus dem Gebiet des maschinellen Lernens gibt, die sich für eine intelligente Kostenprognose eignen und die Aufgaben des Cost Engineers wirkungsvoll unterstützen können. Diese Erkenntnis wird zum einen durch theoretische Analysen, u. a. in verschiedenen Literaturstudien, fundiert und zum anderen durch differenzierte Ergebnisse von drei Fallstudien mit jeweils zahlreichen Einzelexperimenten belegt.

Für diese Experimente wurden viele Varianten von ML-Modellen konzipiert, implementiert und auf die Fallstudienzenarien angewendet sowie anschließend die Kostenprognoseergebnisse evaluiert. Die Erkenntnisse aus den durchgeführten Entwicklungsarbeiten beantworten den zweiten Teil der zentralen Forschungsfrage und zeigen auf, wie der Cost Engineer für eine bestimmte Aufgabe die „richtigen“ ML-Methoden selektieren und darauf aufbauend die „besten“ ML-Modelle konstruieren kann.

Das Kapitel 2 der vorliegenden Arbeit zeigt auf, welche Basiskonzepte einerseits dem Cost Engineering mit der Aufgabe der Kostenprognose (siehe Abschnitt 2.1) und andererseits den Methoden und Modellen des Machine Learning (siehe Abschnitt 2.2) zugrundeliegen. Abschnitt 2.3 verbindet diese beiden Perspektiven, indem auf ein Standardprozessmodell zur Durchführung von Datenanalyseprojekten Bezug genommen wird. Dieses Vorgehensmodell liefert dann die Leitlinie für die Durchführung jeder Fallstudie im Kapitel 4.

Der State of the Art bei der Anwendung von Ansätzen des Machine Learning für eine intelligente Kostenprognose wird in Kapitel 3 durch mehrphasige Literaturanalysen exploriert. Diese theoretischen Forschungsergebnisse zeichnen einerseits ein differenziertes Bild von in den Publikationen

adressierten Teilaspekten. Diese Aspekte lassen sich in ML-Kernalgorithmen (siehe Abschnitt 3.2), Methoden zur Dimensionalitätsreduktion (siehe Abschnitt 3.3), Konzepte der mehrstufigen Kostenprognose mit ML (siehe Abschnitt 3.4) sowie Ansätze der Explainable Artificial Intelligence (siehe Abschnitt 3.5) strukturieren. Andererseits wird aus dem State of the Art deutlich, dass es bei der Untersuchung von ML-Ansätzen für die Kostenprognose im Einkauf bzw. Supply Management noch erhebliche Forschungslücken gibt (siehe Abschnitte 3.2 bis 3.6).

In den Fallstudien im Kapitel 4 (siehe Abschnitte 4.2, 4.3 und 4.4) werden Wege erforscht und Lösungskonzepte erarbeitet, wie ein Cost Engineer bei seinen Kostenprognoseaufgaben durch ML-Modelle zielgerichtet unterstützt werden kann. Durch das experimentelle Design und die begleitende Evaluation der Experimentergebnisse gelingt es, exemplarisch die Entwicklung von Best Practices aus der immensen kombinatorischen Vielfalt von ML-Algorithmen, Featureselektionsmethoden sowie Trainings- und Testkonzepten darzustellen. Darüber hinaus liefert das Kapitel 4 auch wertvolle Erkenntnisse über die Leistungsfähigkeit und Genauigkeit von ML-Ansätzen. Ergebnisse von Methodenvergleichen erlauben Schlussfolgerungen, die auch auf andere Use Cases übertragbar sind.

Ziel des Kapitels 5 ist es, die im praktischen Umfeld gesehenen Herausforderungen bei der Einführung von Systemen zur intelligenten Kostenprognose zu erheben. Hierzu dient eine empirische Untersuchung in der Form einer Befragung von 130 Managern in einschlägigen Verantwortungsbereichen. Die gesehenen Herausforderungen sind sehr vielfältig und lassen sich mit denjenigen bei der Einführung neuer Technologien im Allgemeinen vergleichen. Die besondere Erkenntnis aus der empirischen Praxisstudie liegt in der festgestellten Priorisierung der Herausforderungen mit besonderem Bezug zum Cost Engineering.

6.2 Kritische Wertung

Bei sowohl operativen Aufgaben als auch strategischen Überlegungen im Unternehmen liegt das derzeit wohl größte Augenmerk auf den Zukunftspotenzialen der Künstlichen Intelligenz. Dies betrifft insbesondere auch das Cost Engineering im Beschaffungswesen, damit ebenfalls das Supply Management und in einer weitergehenden Betrachtung die ganze Supply Chain bzw. das Beschaffungsnetzwerk. Vor diesem Hintergrund

widmen sich die Kapitel 3 und 4 eingehend den Methoden und Modellen auf diesem Feld und dabei vor allem solcher aus dem Teilgebiet des Machine Learning. Die Forschung umfasst Literaturanalysen, Konzeptentwicklungen mit verschiedenen Lösungsalternativen und prototypische Umsetzungen sowie umfangreiche Experimente und praktische Fallstudien. Die mittlerweile sehr große Vielfalt von ML-Algorithmen kann dabei nicht umfassend ausgeschöpft werden. Die Forschung dieser Arbeit konzentriert sich auf die etabliertesten Algorithmen. Diese sind einerseits über Literaturanalysen und andererseits durch Quellenauswertungen zu „robusten“ Anwendungen in verschiedenen Unternehmensbereichen und Branchen identifiziert. Aus der Sicht der Forschung wäre es aber auch sehr interessant, mit neuesten, im Cost Engineering noch weitgehend unbekannten Algorithmen zu experimentieren, nicht zuletzt um diese auch mit den schon verwendeten zu vergleichen. Beispiele wären Ansätze des sog. Deep Learning, die bisher eher zur Bildanalyse, Objekterkennung oder Textübersetzung verwendet werden [P8; P11].

Die digitale Transformation im Supply Management und dem dortigen Cost Engineering ist eine sehr facettenreiche Thematik. Die Forschung dieser Arbeit ist durch Herausforderungen in der Praxis und insbesondere in produzierenden Unternehmen motiviert. Die Problematik der Kostenprognose von Fremdbezugsteilen und -baugruppen ist in analoger Form in den meisten Unternehmen der fertigen Industrie anzutreffen. Die Forschungsergebnisse zur Analyse der großen Methodenvielfalt des Machine Learning sowie hinsichtlich deren „best practice“ Verwendung und Kombination für die Kostenprognose von zu beschaffenden Komponenten sind als durchaus übertragbar anzusehen. Dies ist auch durch die durchgeführte empirische Untersuchung belegt, die in Kapitel 5 kizziert ist.

Hinsichtlich der Experimente und Fallstudien sind ähnliche Limitationen wie bei vielen anderen Forschungsarbeiten zu vermerken. Für Berechnungsalgorithmen, -methoden und -modelle sind spezifische Anforderungen an die benötigte Datenquantität und -qualität zu stellen, die nicht immer voll erfüllbar sind. Die entwickelten Lösungen stehen deshalb öfters unter dem (in den entsprechenden Abschnitten auch offengelegten) Vorbehalt, dass wegen der Limitationen der zugänglichen Datenbasis keine höhere Genauigkeit, insbes. in den Kostenprognosen, erreichbar war. Dennoch konnten in etlichen Fällen ähnlich genaue Ergebnisse wie bei der

bisherigen traditionellen Vorgehensweise erzielt und in nahezu allen Fällen manuelle Aufwände sogar deutlich reduziert werden [P1-P3; P5-P8].

Bei den praktischen Fallstudien war es nur sehr begrenzt möglich, den realen Betrieb als „Feldlabor“ für innovative Lösungen zu verwenden. Ein Eingriff in laufende Geschäftsprozesse zu Forschungszwecken ist naturgemäß schwierig. Reale Aufgaben wurden deshalb „geklont“ und in einer Testlaborumgebung mit den entwickelten Methoden, Modellen und Werkzeugen bearbeitet. In der vorliegenden Arbeit können diese Aufgaben und die dazu verwendeten Daten aus Vertraulichkeitsgründen nur zum Teil offengelegt bzw. nur etwas abstrahiert dargestellt werden.

Die Verallgemeinerbarkeit der erzielten unternehmensinternen Erfolge ist schwierig zu untersuchen. Ein direkter Vergleich mit analogen Fallstudien und Daten ist aus Vertraulichkeitsgründen nicht möglich. Man kann jedoch annehmen, dass aufgrund der betrachteten Forschungsumgebung eine gute Übertragbarkeit der Ideen, Konzepte, Methoden, Modelle und Lösungen gegeben sein dürfte.

Eine nicht zu unterschätzende Herausforderung ergab sich häufig bei der Akzeptanz der entwickelten Lösungskonzepte und -werkzeuge. Insbesondere bei vielen Ansätzen des Machine Learning werden diese als „Black Boxes“ gesehen, denen die Cost Engineers, die das Arbeiten mit Tabellenkalkulationsprogrammen gewohnt sind, häufig skeptisch gegenüberstehen. Auch dass ML-Modelle oft durch Trial-and-Error Verfahren optimiert werden müssen, beeinträchtigt das Vertrauen. Hier besteht ein großes Potenzial für die Forschung zur sog. Explainable Artificial Intelligence.

Insgesamt gesehen bewegt sich die vorliegende Forschungsarbeit im Überlappungsbereich zwischen theoriegeleiteter Wissenschaft und praktischer Innovation. Herausforderungen der Unternehmenspraxis werden mit wissenschaftlichen Methoden angegangen und identifizierte Lücken mithilfe von Erkenntnissen aus der Anwendungsdomäne in der Forschung adressiert.

6.3 Weiterführende Forschung

Es liegt nahe, die Untersuchungen der Kapitel 3 und 4 zu Algorithmen und Methoden des Machine Learning in Bezug auf sehr neue und anspruchsvolle Formen fortzusetzen. Mit immer komplexer werdenden Methoden

geht jedoch das Problem der Akzeptanz, der Erklärbarkeit und Vertrauenswürdigkeit einher. Es geht um Vertrauen insbes. in die Daten, in die Algorithmen und in die damit produzierten Ergebnisse. Sofern für ML-Methoden keine integrierte einheitliche Datenbasis vorliegt, was in der Regel der Fall ist, müssen weitere Forschungen Wege aufzeigen, die aus verteilten Datenbeständen auf effiziente Weise eine derartige vertrauenswürdige Datenbasis qualitätsgesichert und werthaltig generieren [P12]. Hinsichtlich der Erklärbarkeit von Algorithmen hat sich in neuester Zeit das Forschungsfeld der XAI entfaltet mit Themen wie „Trustworthy AI“, „Counterfactual AI“ oder „Causal AI“. Das Schaffen von Vertrauen in die Ergebnisse führt zu Forschungsmöglichkeiten in Analogie zum Reverse Engineering, d. h., man versucht für erzeugte Ergebnisse detailliert darzulegen, auf welche Weise diese zustande gekommen sind. Vertrauensaspekte reichen inzwischen noch deutlich weiter, bis hin zu ethischen Fragen der AI, und das nicht nur wie oft diskutiert bei AI-gesteuerten autonomen Fahrzeugen, sondern auch bei AI-gesteuerten betrieblichen Entscheidungen, wie z. B. bei der Einstellung von Mitarbeitern.

Arbeiten Cost Engineers mithilfe automatisierter vertrauensbildender Maßnahmen regelmäßig mit intelligenten Unterstützungswerkzeugen, so bieten sich Forschungen auf dem Gebiet der Mensch-Maschine-Interaktion an. Einerseits spielen Empfindungsaspekte bzgl. „Usability“ und „Intention to Use“ eine Rolle, wie sie in den Technology Acceptance-Modellen vorkommen, andererseits aber auch operative Aspekte der Interaktion. Beispielsweise könnten ML-Modelle den Cost Engineer beobachten, während dieser verschiedene Varianten eines Zukaufteils begutachtet und durchkalkuliert. Ein ML-Modell tritt dann punktuell aus dem Hintergrund hervor und zeigt durch Kostenprognosen dem Cost Engineer auf, welche Konsequenzen seine Variantenentscheidungen haben. Diese ergänzende Zielrichtung von Kostenprognosen für einzelne technische Detailänderungen einer Komponente, geben Ideen für die Fortsetzung der Forschungen von Kapitel 4. Denkt man das Szenario weiter, so könnte der Cost Engineer umgekehrt dem ML-System Feedback zu dessen Ergebnissen geben, wodurch sich das ML-System selbst optimiert. Der Cost Engineer wird damit parallel zu seiner fachlichen Tätigkeit zum Trainingspartner des ML-Systems, das damit um Elemente des Reinforcement Learning erweitert werden kann.

Man kann sich nun fragen, ob ein derartiges intelligentes Werkzeug zur ML-basierten Kostenprognose nicht nur für den Cost Engineer, sondern

auch für andere Anwender interessant wäre. So ist u. a. vorstellbar, dass der Produktdesigner ein ähnliches ML-Tool parallel zu dem CAD-System verwendet, um die Kostenauswirkungen seiner Konstruktionsergebnisse direkt abzuschätzen. Dabei kann man an Produktentwickler nicht nur bei einem OEM, sondern auch bei Lieferanten denken. Spinnt man den Gedanken noch weiter, so gelangt man zu der Idee, aus dem prototypischen Kostenprognosewerkzeug ein marktfähiges Softwareprodukt zu entwickeln, das z. B. auf einem Webserver im Internet angeboten wird. Für eine derartige Übertragbarkeit ist jedoch noch intensive Forschungsarbeit zu leisten, u. a. zur Ergänzung bzw. Verallgemeinerung von Kosteneinflußgrößen.

Auch für den in dieser Arbeit betrachteten Anwendungsfall im Cost Engineering beim OEM ist es denkbar, die einbezogenen traditionellen Kostenarten von Zukaufkomponenten um neue Aspekte zu erweitern. Ein Beispiel ist die Berücksichtigung des CO₂-Footprints von zu beschaffenden materiellen sowie auch mehr oder weniger digitalisierten Komponenten [P13]. Zum einen kann dieser Kostenfaktor mit in die ML-basierten Bewertungsmodelle eingehen, zum anderen liefert diese Betrachtung auch Zusatzinformationen im Prozess der Lieferantenauswahl. Geht man in der Lieferkette weiter, so führt dies zu einem CO₂-bezogenen Tracing in der Supply Chain. Mit derartigen Untersuchungen ließen sich Begleitforschungen zum Lieferkettenmanagement im Sinne von fairen und ökologischen Beschaffungsstrukturen flankieren. Weitergedacht führt dies in das sehr breite, extrem wichtige und noch weitgehend zu erkundende Zukunftsfeld der Nachhaltigkeitswissenschaft und sogenannten Circular Economy.

7 Summary and outlook

7.1 Research summary

The results and findings of this research can be concisely characterized as follows. Reference is made to the research design and the corresponding sections of the thesis.

Section 2 of this study outlines the fundamental ideas that underpin cost engineering with the objective of cost estimation on the one hand (see Section 2.1) and machine learning approaches and models on the other (see Section 2.2). In Section 2.3, a process model for data analysis projects combines these two perspectives and provides a guideline for conducting each case study in Section 4.

Dealing with the first part of the research question (see Section 1.2), it can be demonstrated in Section 3 that there is a large number of machine learning algorithms that are suited for intelligent cost estimations and can effectively support the cost engineer's activities. On the one hand theoretical analyses by a differentiated literature review and on the other hand insights from three case studies, each with a great variety of experiments, support this conclusion.

In these experiments many variants of ML models are designed, implemented, and applied to the case study scenarios, and the cost estimation results are subsequently evaluated. This work in Section 4 deals with the second part of the research question and shows how the cost engineer can select the "right" ML methods for a given task and construct the "best" ML models based on them.

In a nutshell, the first part of the research question is answered by showing which ML approaches can be considered for cost predictions and why. The second part is answered by developing and evaluating prototypical best practices.

The state of the art in applying machine learning approaches to intelligent cost estimation is explored in Section 3 through a multi-stage literature review. On the one hand, the theoretical findings present a structured overview of the aspects addressed in the publications. The methodological

perspectives can be divided into ML core algorithms (see Section 3.2), dimensionality reduction methods (see Section 3.3), multilevel cost prediction concepts with ML (see Section 3.4), and explainable artificial intelligence approaches (see Section 3.5). However, the state of the art also shows that there are still major research gaps in the investigation of ML methods for cost forecasting in purchasing or supply management (see Sections 3.2 to 3.6).

In the three case studies explained in Sections 4.2, 4.3, and 4.4 strategies are investigated and solution concepts built in order to support a cost engineer in cost estimation processes by ML models. The construction of optimized solutions from the huge combinatorial range of ML algorithms, feature selection approaches, and training and testing concepts is exemplarily demonstrated through experimental designs, implementations, and evaluations. In addition, Section 4 sheds light on the performance and accuracy of ML algorithms. Conclusions drawn from method and model comparisons can be transferred to various other use cases.

Section 5 identifies the challenges that arise in a real-world context while implementing intelligent cost estimation systems. An empirical study addressing 130 managers in key areas is conducted. The difficulties explored are numerous and comparable to those encountered in the adoption of new technologies in general. The empirical study's specific and enlightening insights lie in the priority setting of challenges, particularly in the field cost engineering within supply management.

7.2 Critical review

In both operational tasks and strategic planning in a company, the greatest attention is currently being paid to the potential of artificial intelligence (AI). This also applies to cost engineering in procurement as well as to supply management and the complete supply chain or network. Against this background, Sections 3 and 4 deal with AI methods and models in this area, and in particular with those from the field of machine learning (ML). The research comprises literature analyses, concept developments with different solution approaches and prototypical implementations as well as extensive experiments and practice-oriented case studies. The immense variety of ML algorithms cannot be fully exploited. This work focuses on the

most established algorithms that are identified on the one hand by literature reviews and on the other hand by robust applications in different business areas and industries. From the researcher's point of view, however, it would also be very interesting to experiment with the latest algorithms that are still largely unknown in cost engineering and especially to compare them with those already in use. Examples are approaches of so-called deep learning, which have been applied so far primarily for image analysis, object recognition or text translation [P8; P11].

The digital transformation in supply management and cost engineering is a multifaceted topic. This work is motivated by challenges in practice and especially in the manufacturing industry. The problem of cost estimation of externally sourced parts and assemblies can be found in most companies of the manufacturing industry. The research results on the analysis of a variety of machine learning concepts and their "best practice" combination for the cost estimation of components to be procured are widely transferable. This is also substantiated by an empirical investigation which is outlined in Section 5.

The experiments and case studies face similar limitations as many other research studies on cost prediction in manufacturing. For computational algorithms, methods and models, there are specific requirements concerning data quantity and quality, which cannot always be completely fulfilled. The prototypical solutions developed are therefore subject to the limitations of the accessible database, that are also disclosed in the corresponding sections. Nevertheless, in quite a number of cases, similarly accurate cost predictions as by traditional bottom-up approaches could be achieved and in almost every case manual efforts could be significantly reduced [P1-P3; P5-P8].

In the practical case studies, operations as a "field laboratory" for innovative solutions could be used only to a limited extent. Intervening in running business processes for research purposes is inherently difficult. Real tasks were therefore "cloned" and processed in a test lab environment using the developed methods, models, and tools. In the thesis, these business tasks and the data used can only be partially disclosed for reasons of confidentiality.

The generalizability of the achieved research results and successful solutions is difficult to investigate. A direct comparison with similar case studies and data is not possible due to confidentiality reasons. However, it can be assumed that, looking at the given research environment, a good transferability of ideas, concepts, methods, models and solutions should exist.

Obtaining acceptance of the successful research results in practice was often a challenging task. Many machine learning systems are viewed as "black boxes" which cost engineers, who are accustomed to dealing with spreadsheet applications, are generally wary about. The fact that machine learning models are frequently refined through trial-and-error techniques adds to the scepticism. There is much room for studying so-called explainable artificial intelligence concepts in this area.

Overall, the research work combines theory-driven science and practical innovation. Challenges of business practice are addressed by scientific methods and theoretical research gaps are addressed with the help of findings from the application domain.

7.3 Future research avenues

The investigations into algorithms and methods of machine learning in Section 3 and 4 should be continued with regard to upcoming new forms. However, as approaches get more complex, acceptance, explainability, and trustworthiness become issues. It is a question of faith, particularly in the data, algorithms, and results generated with them. If there is no integrated consistent data foundation for ML approaches, which is often the case, more research is needed to efficiently create such a trustworthy data base from dispersed data sets [P12].

The research field of XAI gains more and more importance, dealing with subjects such as "Trustworthy AI," "Counterfactual AI," and "Causal AI." Furthermore, creating faith now extends to AI ethical questions, which are frequently debated not only in popular discussions on AI-driven autonomous vehicles but also in AI-driven automated decision making such as employee hiring.

If cost engineers engage with intelligent support tools on a regular basis and use automated trust-building strategies, research on human-machine

interaction is obvious. On the one hand, perceptions of "usability" and "intention to use" are important, as they are in technological acceptance models, but operational characteristics of the interaction are also crucial. For example, machine learning models can track a cost engineer when he or she examines and calculates various variants of a part to be purchased. In this case, a ML model calculates cost estimates to illustrate the effects of the variant options. In a next step the cost engineer may give feedback to the ML system, allowing the ML system to optimize itself. In this scenario, the cost engineer becomes a training partner of the ML system which can be enhanced by reinforcement learning elements.

A smart tool for ML-based cost predictions would not only be useful for cost engineers in supply management but also for other users. For example, a product designer may utilize a similar ML technology together with a CAD system in order to directly assess the cost impact of the design alternatives. And here, not just product designers at the OEM but also at the supplier come to mind. If you drive this idea even further, one arrives at developing a marketable software product based on the prototypical cost prediction tools of this thesis. This software could be offered by a web server on the Internet, for example. For such a transferability to various use cases, however, intensive research work is still to be done, among other things on enhancing the scope of cost influencing variables.

For cost engineering at the OEM considered in this work it is conceivable that traditional characteristics of purchased components are enriched by new aspects. An example is the consideration of the CO₂ footprint of material as well as the degree of digitization of parts [P13]. On the one hand, these factors can be included in the developed ML-based evaluation concepts, and on the other hand, this consideration also provides additional information for supplier selection or negotiation strategies. If one moves further upstream, this leads to a CO₂-related tracing over the whole supply chain. By investigations of this kind, research on supply chain management in the sense of fair and ecological procurement structures can be supported. As a consequence, this leads to the very broad, extremely important and still largely to be explored research field of sustainability and the so-called circular economy.

8 Anhang

Tabelle 10: Suchbegriffsverknüpfungen der Literatursuche

Themen-bereiche	Machine Learning		Kosten-prognose		Automobil-industrie
Themen-begriffe	machine learning		cost estimat*		automotive
	OR		OR		OR
Verwandte Begriffe / Synonyme	expert system	AND	cost predict*	AND	manufactur*
	OR		OR		OR
	deep learning		cost forecast*		fabricat*
	OR		OR		OR
	neural network*		cost evaluat*		production
	OR		OR		
	regression		cost calculat*		
	OR				
	support vector				
	OR				
	nearest neighbor*				
	OR				
	decision tree*				
	OR				
	ensemble learning				

Tabelle 11: Aluminiumguss-Features sowie verwendete Labels (orange) und deren Bedeutungen

Datenfeld	Praktische Bedeutung
_id	Identifikationskennung
cost_goods_manufactured	Herstellkosten
cost_goods_production	Fertigungskosten
cost_goods_sold	Gesamtkosten
material_costs	Materialkosten
avg_degree_machine_utilization	Ø Maschinennutzungsgrad
avg_man_binding_rate	Ø Personalbindungsgrad
avg_occupation_worksystem	Ø Belegung des Arbeitssystems
avg_production_reject	Ø Fertigungsausschuss
charge_cost_goods_manufactured_special_individual_costs	Zuschläge nach Herstellkosten und Sonder-einzelkosten
cycle_time	Zykluszeit
delivery_conditions	Lieferbedingungen
depreciation_interests_tools_devices	Abschreibungen und Zinsen für Werkzeuge und Vorrichtungen
direct_labor	Direkte Arbeitskräfte
imputed_depreciation	Kalkulatorische Abschreibung der Maschinen
invest_machines	Investitionen für Maschinen
lifetime_invest_tools_devices	Lebenszeit-Investitionen für Werkzeuge und Vorrichtungen
machines_nr	Anzahl der Maschinen
maintenance_costs_tools_devices	Instandhaltungskosten für Werkzeuge und Vorrichtungen
manpower_time	Arbeitszeit des Personals

Datenfeld	Praktische Bedeutung
material_costs_lme	LME-Wert der Materialkosten
material_weight	Materialgewicht
max_occupation_worksystem	Maximale Belegung des Arbeitssystems
melt_weight	Schmelzgewicht
min_occupation_worksystem	Minimale Belegung des Arbeitssystems
production_reject	Fertigungsausschuss
production_steps_nr	Anzahl der Fertigungsschritte
PS_xxx	Art des Fertigungsschritts
PS_Schmelzen	
PS_Gießen	
PS_Sichtkontrolle	
PS_Gleitschleifen	
PS_Stanzentgraten	
PS_Ausscheidungshärten	
PS_Beladen	
PS_Entladen	
PS_Nacharbeit	
PS_Röntgen	
PS_Vermessen / Qualitätsprüfung	
PS_Strahlen	
profit	Gewinn
residual_production_overheads	Restfertigungsgemeinkosten
setup_costs_machine	Rüstkosten für Maschinen
setup_costs_personnel	Rüstkosten für Personal

Datenfeld	Praktische Bedeutung
shot_weight	Schussgewicht
special_individual_costs	Sondereinzelkosten
tools_devices_nr	Anzahl der Werkzeuge und Vorrichtungen

Tabelle 12: Spritzguss-Features und deren Bedeutungen

Nummer	Praktische Bedeutung
1	Lebensdauer
2	Vergabevolumen
3	Spitzenbedarf
4	Nettogewicht
5	Bauteilwandstärke
6	Bruttogewicht
7	Materialpreis
8	Zykluszeit
9	Produktionsstandort
10	Materialtyp
11	Projizierte Fläche
12	Schließkraft der Maschine
13	Erforderliche Schließkraft
14	Anzahl an Kavitäten
15	Materialeffizienz
16	Flächenzuschlag (Anguss)
17	Projizierte Fläche der Kavität
18	Anzahl an Fertigungsschritten

Tabelle 13: Vergleich von PCA und KPCA mit rbf und poly Kernel

Anzahl PCs	PCA RF Ø R²	PCA DT Ø R²	PCA LR Ø R²	KPCA (rbf) RF Ø R²	KPCA (rbf) DT Ø R²	KPCA (rbf) LR Ø R²	KPCA (poly) RF Ø R²	KPCA (poly) DT Ø R²	KPCA (poly) LR Ø R²
1	0.920	0.915	0.675	0.924	0.906	0.694	0.849	0.805	0.606
2	0.950	0.950	0.686	0.955	0.957	0.709	0.922	0.916	0.606
3	0.965	0.961	0.887	0.967	0.949	0.892	0.969	0.974	0.928
4	0.970	0.960	0.939	0.968	0.964	0.912	0.971	0.961	0.948
5	0.968	0.963	0.938	0.969	0.962	0.948	0.971	0.972	0.947
6	0.969	0.972	0.941	0.968	0.970	0.949	0.972	0.967	0.948
7	0.969	0.962	0.938	0.967	0.954	0.947	0.970	0.976	0.946
8	0.969	0.959	0.937	0.967	0.967	0.946	0.971	0.965	0.945
9	0.968	0.964	0.942	0.967	0.958	0.943	0.968	0.965	0.943
10	0.970	0.967	0.943	0.967	0.965	0.950	0.968	0.964	0.952
11	0.970	0.968	0.962	0.968	0.958	0.968	0.968	0.969	0.967
12	0.971	0.949	0.965	0.969	0.973	0.967	0.969	0.949	0.966
13	0.971	0.948	0.965	0.969	0.964	0.969	0.969	0.954	0.967
14	0.970	0.943	0.964	0.970	0.961	0.970	0.968	0.951	0.964
15	0.971	0.951	0.961	0.969	0.947	0.967	0.968	0.951	0.965
16	0.970	0.942	0.962	0.968	0.955	0.972	0.967	0.950	0.966
17	0.970	0.939	0.962	0.968	0.959	0.970	0.967	0.948	0.966
18	0.969	0.938	0.960	0.969	0.964	0.972	0.967	0.937	0.970

Literaturverzeichnis

- [1] NEUMANN, K.-T. Achtung, „Umparker“! Vom Automobilhersteller zum vernetzten Mobilitätsanbieter. In: A. Hildebrandt und W. Landhäußer, Hg. *CSR und Digitalisierung. Der digitale Wandel als Chance und Herausforderung für Wirtschaft und Gesellschaft*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2017, S. 373-389. ISBN 978-3-662-53201-0.
- [2] WINKELHAKE, U. *Die digitale Transformation der Automobilindustrie. Treiber - Roadmap - Praxis*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2017. ISBN 978-3-662-54934-6.
- [3] AUDI AG. *Sensorfelder der Umfeldüberwachung* [online], 2017. Verfügbar unter: <https://www.audi-mediacycenter.com/de/techniklexikon-7180/fahrerassistenzsysteme-7184>
- [4] SCHUPP, F. und H. WÖHNER. *Digitalisierung im Einkauf*. Wiesbaden: Springer Gabler, 2018. ISBN 978-3-658-16908-4.
- [5] GLAS, A.H. und F.C. KLEEMANN. *Einkauf 4.o. Digitale Transformation der Beschaffung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017. essentials. ISBN 978-3-658-17229-9.
- [6] KLEEMANN, F.C. Einkauf 4.o.: Schlafwagen oder Lokomotive. In: *All About Sourcing*, 2016.
- [7] WILDEMAN, H. Cost-Engineering – Verankerung des Cost-Engineerings im Unternehmen. In: G. SCHUH und V. STICK, Hg. *Enterprise -Integration: Auf dem Weg zum kollaborativen Unternehmen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014, S. 181-193.
- [8] KERKHOFF, G. und J. WILMS. Procurement 4.o [online]. Software-gestützter Einkauf zum dauerhaften Best Price. *BA Beschaffung aktuell*, 2018, 34. Verfügbar unter: https://www.wiso-net.de/document/BA__BAC3EE646C-F058-4B90-A399-52293579F190
- [9] WILDEMAN, H. Cost Engineering / Strategische Aktivitäten [online]. *BA Beschaffung aktuell*, 2013, 22. Verfügbar unter: https://www.wiso-net.de/document/BA__BA33476209

- [10] SONNECK, M. Cost Engineering Königsweg [online]. *MM*, (016), 22. Verfügbar unter: https://www.wiso-net.de/document/MAMA__388544100.
- [11] WILDEMAN, H. *Cost Engineering. Leitfaden zur Gestaltung von Produktkosten*. München, 2012. ISBN 978-3-941967-36-6.
- [12] WILDEMAN, H. Cost Engineering. Kundenwertgestaltung von Produkten, Prozessen und Services. In: *Münchner Management Kolloquium*. 20. Auflage, 2013, S. 42-43.
- [13] ZIMMERLING, E., P. HÖFLINGER, J. PATRICK, P.G. SANDER und I.M. WELPE. A system framework for gamified Cost Engineering [online]. *Information Systems Frontiers*, 2016(18(6)), S. 1063-1084. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10796-016-9624-3
- [14] O.V. Produkte und Kosten des Lieferanten auf dem Prüfstand [online]. *BA Beschaffung aktuell*, 26. Verfügbar unter: https://www.wiso-net.de/document/BA__BAECoA8557-39BE-440F-A29C-CFA21CEC8067.
- [15] ARNOLDS, H. *Materialwirtschaft und Einkauf*. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2013. ISBN 78-3-8349-3742-1.
- [16] WEIGEL, U. und M. RÜCKER. *Praxisguide Strategischer Einkauf. Know-how, Tools und Techniken für den globalen Beschaffer*. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2015. ISBN 978-3-658-08723-4.
- [17] GABATH, C.W. *Gewinn Garant Einkauf. Nachhaltige Kostensenkung ohne Personalabbau*. Wiesbaden: Gabler, 2008. ISBN 978-3-8349-9576-6.
- [18] VDI, *Performance Pricing (PP)- Grundlagen und Anwendung VDI-Richtlinie, 2817 Blatt 1, Entwurf*. Berlin: Beuth-Verlag.
- [19] VERSCHUREN, P., H. DOOREWAARD und M. MELLION. *Designing a research project*. 2. Auflage. the hague: Eleven International Publishing, 2012.
- [20] PEFFERS, K., T. TUUNANEN, M.A. ROTHENBERGER und S. CHATERJEE. A design science research methodology for information systems re-search [online]. *Journal of Management Information Systems*, 2007, 24(3), S. 45-77. Verfügbar unter: doi:10.2753/MIS0742-1222240302

- [21] KUEHL, R.O. Design of experiments: statistical principles of re-
search design and analysis. *Duxbury press*, 2000.
- [22] WEBER, J. *Kalkulation* [online]. 14 Februar 2018 [Zugriff am: 13.
September 2019]. Verfügbar unter:
[https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kalkulation-
38438/version-261861](https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kalkulation-38438/version-261861)
- [23] KLODT, H. und J. WEBER. *Kostenstruktur* [online]. 19 Februar
2018 [Zugriff am: 13. September 2019]. Verfügbar unter:
[https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kostenstruktur-
38272/version-261696](https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kostenstruktur-38272/version-261696)
- [24] WÜBBENHORST, K., G.A. HORN und U. KAMPS. *Prognose* [on-
line]. 19 Februar 2018 [Zugriff am: 13. September 2019]. Verfügbar
unter: [https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/prognose-
43498/version-266827](https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/prognose-43498/version-266827)
- [25] NIAZI, A., J., S. DAI, S. BALABANI und L. SENEVIRATNE. Product
cost estimation [online]. Technique classification and methodol-
ogy review. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*,
2006, 128(2), S. 563-575. Verfügbar unter: doi:10.1115/1.2137750
- [26] POPOV, K., A. SHANKER und D. BHOWMIK. Universal principles
of intelligent system design [online]. *Cosmos and History: The
Journal of Natural and Social Philosophy*, 2018, 14(1), S. 113-122.
Verfügbar unter:
[http://www.cosmosandhistory.org/index.php/journal/article/view/
/699](http://www.cosmosandhistory.org/index.php/journal/article/view/699)
- [27] SIMON, H.A. Why Should Machines Learn? In: R.S. MICHALSKI,
J.G. CARBONELL und T.M. MITCHELL, Hg. *Machine Learning. An
Artificial Intelligence Approach*. Berlin: Springer, 2013, S. 25-37.
ISBN 9783662124079.
- [28] ANN, Z.-B. und Y. ZHANG. The application study of machine
learning [online]. *Journal of Changzhi University*, 2007, 24(2), S. 21-
24. Verfügbar unter: doi: 10.1109/ICIECS.2009.5362936
- [29] WANG, H., C. MA und L. ZHOU. A Brief Review of Machine
Learning and Its Application. In: X. LI und W. HU, Hg. 2009 *Inter-
national Conference on Information Engineering and Computer Sci-
ence*. Piscataway (NJ, USA): IEEE, 2009, S. 1-4. ISBN
9781424449941.

- [30] LV, H. und H. TANG. Machine Learning Methods and Their Application Research. In: S. JHA, Hg. *2011 2nd International Symposium on Intelligence Information Processing and Trusted Computing*. Piscataway (NJ, USA): IEEE, 2011, S. 108-110. ISBN 9781457711305.
- [31] TENG, X. und Y. GONG. Research on Application of Machine Learning in Data Mining [online]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, 392(6), S. 1-4. Verfügbar unter: doi:10.1088/1757-899X/392/6/062202
- [32] RASCHKA, S. und V. MIRJALILI. *Machine Learning mit Python und Scikit-learn und TensorFlow. Das umfassende Praxis-Handbuch für Data Science, Deep Learning und Predictive Analytics*. 2. Auflage: mitp, 2017. ISBN 978-1-78995-575-0.
- [33] GÉRON, A. *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. 2. Auflage: O'Reilly Media, Inc., 2019. ISBN 978-1-49203-264-9
- [34] BACKHAUS, K., B. ERICHSON, W. PLINKE und R. WEIBER. *Multivariate Analysemethoden*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2018. ISBN 978-3-662-56655-8.
- [35] ABRAHAM, A. Artificial Neural Networks. In: SYDENHAM P. H. und THORN R., Hg. *Handbook of Measuring System Design*: John Wiley & Sons, 2005, S. 901-908. ISBN 0-470-02143-8.
- [36] RAMACHANDRAN, P., B. ZOPH und Q. LE. Searching for Activation Functions [online]. *arXiv preprint arXiv:1710.05941*, 2017. Verfügbar unter: arXiv: 1710.05941
- [37] BHATTACHARYYA, S. Neural networks. Evolution, topologies, learning algorithms and applications. In: V.K. MAGO und N. BHATIA, Hg. *Cross-Disciplinary Applications of Artificial Intelligence and Pattern Recognition. Advancing Technologies*. Hershey: Information Science Reference, 2012, S. 450-498. ISBN 978-1-61350-430-7.
- [38] SYDENHAM P. H. und THORN R., Hg. *Handbook of Measuring System Design*: John Wiley & Sons, 2005. ISBN 0-470-02143-8.
- [39] JU, B. und L. F., XI. A product cost estimation for the early design of sedans using neural networks [online]. *International Journal of*

- Automotive Technology and Management*, 2008, 8(3), S. 331-349.
Verfügbar unter: doi:10.1504/IJATM.2008.020216
- [40] PUTRA, G.A.S. und R.A. TRIYONO. Neural Network Method for Instrumentation and Control Cost Estimation of the EPC Companies Bidding Proposal [online]. *Procedia Manufacturing*, 2015, 4, S. 98-106. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.promfg.2015.11.019
- [41] RIMASAUSKAS, M. und A. BARGELIS. Development of intelligent model for estimating manufacturing cost in sheet metalworking. In: KYTTNER R., Hg. *Proceedings of the 7th International Conference of DAAAM Baltic Industrial Engineering*. 2. Auflage. Tallinn, Estonia, 2010, S. 1-6.
- [42] WANG, Q. Artificial Neural Networks as Cost Engineering Methods in a Collaborative Manufacturing Environment [online]. *International Journal of Production Economics*, 2007, 109(1-2), S. 53-64. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.ijpe.2006.11.006
- [43] ZHANG, Y.F. und J.Y.H. FUH. A neural network approach for early cost estimation of packaging products [online]. *Computers & Industrial Engineering*, 1998, 34(2), S. 433-450. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0360-8352(97)00141-1
- [44] ZHOU, Z.-H. *Ensemble Methods. Foundations and Algorithms*. London: CRC Press LLC, 2012. ISBN 9781439830055.
- [45] PONTI, M.P. Combining Classifiers [online]. From the Creation of Ensembles to the Decisions Fusion. *24th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns, and Images Tutorials. IEEE*, 2011, S. 1-10. Verfügbar unter: doi:10.1109/SIBGRAPI-T.2011.9
- [46] BÜHLMANN, P. Bagging, boosting and ensemble methods. In: J.E. GENTLE, W.K. HÄRDLE und Y. MORI, Hg. *Handbook of Computational Statistics*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012, S. 985-1022. ISBN 978-3-642-21550-6.
- [47] CHEN, T. und C. GUESTRIN. Xgboost: A scalable tree boosting system. In: B. KRISHNAPURAM, Hg. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, NY: ACM, 2016, S. 785-794. ISBN 9781450342322.
- [48] BOTCHKAREV, A. Performance metrics (error measures) in machine learning regression, forecasting and prognostics: Properties

- and typology [online]. arXiv preprint arXiv:1809.03006, 2018. Verfügbar unter: arXiv:1809.03006
- [49] MATLOFF, N. *Statistical regression and classification: from linear models to machine learning*: CRC Press, 2017. ISBN 9781498710923.
- [50] AMAZON WEB SERVICES. *Amazon Machine Learning - Developer Guide* [online], 2017. 30 Dezember 2017, 12:00. Verfügbar unter: <https://docs.aws.amazon.com/machine-learning/latest/dg/model-fit-underfitting-vs-overfitting.html>
- [51] RAYMER, M.L., W.F. PUNCH, E.D. GOODMAN, L.A. KUHN und A.K.: JAIN. Dimensionality reduction using genetic algorithms [online]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2000, 4(2), S. 164-171. Verfügbar unter: doi:10.1109/4235.850656
- [52] VISALAKSHI, S. und V. RADHA. A literature review of feature selection techniques and applications. Review of feature selection in data mining. In: N. KRISHAN und M. KARHIKEYAN, Hg. 2014 *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*. Piscataway (NJ, USA): IEEE, 2014, S. 1-6. ISBN 9781479939749.
- [53] MLADENIC, D. Feature Selection for Dimensionality Reduction. In: C. SAUNDERS, Hg. *Subspace, latent structure and feature selection*. Berlin: Springer, 2005, S. 84-102. ISBN 9783540341376.
- [54] RODRIGUEZ, N. und O. DURAN. Reduced Multivariate Polynomial Model for Manufacturing Costs Estimation of Piping Elements [online]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, S. 4-5. Verfügbar unter: doi:10.1155/2013/765956
- [55] WIRTH, R. und H. HIPPE. CRISP-DM. Towards a Standard Process Model for Data Mining. In: PRACTICAL APPLICATION COMPANY, Hg. *Proceedings of the fourth international conference on the Practical application of knowledge discovery and data mining.*, 2000, S. 29-39. ISBN 9781902426082.
- [56] SHEARER, C. The CRISP-DM Model. The New Blueprint for Data Mining. *Journal of data warehousing*, 2000, 5(4), S. 13-22.
- [57] WEBSTER, J. und R.T. WATSON. Analyzing the past to prepare for the future. Writing a literature review [online]. *MIS quarterly*, 2002, 26(2), S. 13-23. Verfügbar unter: <https://www.jstor.org/stable/4132319>

- [58] SMITH, A. und A.K. MASON. Cost estimation predictive modeling [online]. Regression versus neural network. *Engineering Economist*, 1997, 42(2), S. 137-161. Verfügbar unter: doi:10.1080/00137919708903174
- [59] VERLINDEN, B., J.R. DUFLOU, P. COLLIN und D. CATTRYSSE. Cost estimation for sheet metal parts using multiple regression and artificial neural networks: A case study [online]. *International Journal of Production Economics*, 2008, 111(2), S. 484-492. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.ijpe.2007.02.004
- [60] MUJIA, T., A. SALAM und N. BHUIYAN. A Comparative Study to Estimate Costs at Bombardier Aerospace using Regression Analysis. In: *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2009. Piscataway, NJ: IEEE, 2009, S. 1381-1385. ISBN 978-1-4244-4869-2.
- [61] ARABZADEH, V., S. NIAKI und V., ARABZADEH. Construction cost estimation of spherical storage tanks [online]. Artificial neural networks and hybrid regression-GA algorithms. *Journal of Industrial Engineering International*, 2018, 14(4), 747-756. Verfügbar unter: doi:10.1007/s40092-017-0240-8
- [62] LIU, H. Cost estimation and sensitivity analysis on cost factors. A case study on Taylor Kriging, regression and artificial neural networks [online]. *The Engineering Economist*, 2010, 55(3), S. 201-224. Verfügbar unter: doi:10.1080/0013791X.2010.495823
- [63] LOYER, J.-L., E. HENRIQUES, M. FONTUL und S. WISEALL. Comparison of Machine Learning methods applied to the estimation of manufacturing cost of jet engine components [online]. *International Journal of Production Economics*, 2016, 178, S. 1-35. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.ijpe.2016.05.006
- [64] LESZCZYNSKI, Z. und T. JASINSKI. An Artificial Neural Networks Approach To Product Cost Estimation [online]. The Case Study For Electric Motor. *Business Informatics*, 2018, 1(47), S. 72-84. Verfügbar unter: doi:10.15611/ie.2018.1.06
- [65] YE, T.-H. und S. DENG. Application of machine learning methods to cost estimation of product life cycle [online]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2012, 25(4), S. 340-352. Verfügbar unter: doi:10.1080/0951192X.2011.645381

- [66] BODE, J. Neural networks for cost estimation. Simulations and pilot application [online]. *International Journal of Production Research*, 2000, 38(6), S. 1231-1254. Verfügbar unter: doi:10.1080/002075400188825
- [67] DE LA GARZA, J.M. und K.G. ROUHANA. Neural networks versus parameter-based applications in cost estimating [online]. *Cost Engineering*, 1995, 37(2), S. 14-18. Verfügbar unter: <https://www.proquest.com/scholarly-journals/neural-networks-versus-parameter-based/docview/220470091/se-2?accountid=10755>
- [68] BODE, J. Decision support with neural networks in the management of research and development [online]. Concepts and application to cost estimation. *Information & Management*, 1998, 34(1), S. 33-40. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0378-7206(98)00043-3
- [69] CAVALIERI, S., P. MACCARRONE und R. PINTO. Neural network models for the estimation of product costs. An application in the automotive industry. In: J. KAMRUZZAMAN, R. BEGG, R. SARKER und R.A. SARKER, Hg. *Artificial neural networks in finance and manufacturing*. Hershey, Pa: IGI Global, 2006, S. 199-220. ISBN 9781591406709.
- [70] ÖZCAN, B. und A. FIGLALI. Artificial neural networks for the cost estimation of stamping dies [online]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 25(3-4), S. 717-726. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00521-014-1546-8
- [71] DENG, S. und T.-H. YEH. Using least squares support vector machines for the airframe structures manufacturing cost estimation [online]. *International Journal of Production Economics*, 2011, 131(2), S. 701-708. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.ijpe.2011.02.019
- [72] CHEN, M.-Y. und D.-F. CHEN. Early cost estimation of strip-steel coiler using BP neural network. In: IEEE, Hg. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Piscataway (NJ, USA), 2002, S. 1326-1331. ISBN 0-7803-7508-4.
- [73] DENG, S. und T.-H. YEH. Applying Machine Learning Methods to the Airframe Structural Design Cost Estimation. A Case Study of Wing-Box Project. In: *19th Annual International INCOSE Symposium*. Singapore, 2009, S. 253-282.

- [74] ZHANG, Y.F., J.Y.H. FUH und W.T. CHAN. Feature-based cost estimation for packaging products using neural networks [online]. *Computers in Industry*, 1996, 32(1), S. 95-113. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0166-3615(96)00059-0
- [75] SHTUB, A. und R. VERSANO. Estimating the cost of steel pipe bending. A comparison between neural networks and regression analysis [online]. *International Journal of Production Economics*, 1999, 62(3), S. 201-207. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0925-5273(98)00212-6.
- [76] GEIGER, M., J. KNOBLAUCH und F. BACKES. Cost Estimation for Large Scale Production of Sheet Metal Parts Using Artificial Neural Networks [online]. *Production Engineering*, 1998, 5(2), S. 81-83. Verfügbar unter: https://jknoblach.de/download/Knoblach_ProductionEngineering_98-2.pdf
- [77] WANG, H.S., Y.N. WANG und Y.C. WANG. Cost estimation of plastic injection molding parts through integration of PSO and BP neural network [online]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(2), S. 418-428. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.eswa.2012.01.166
- [78] SALAM, A., F.M. DEFERSHA, N.F. BHUIYAN und M. CHEN. A Case Study on Target Cost Estimation Using Back-Propagation and Genetic Algorithm Trained Neural Networks [online]. *Journal of Cost Analysis and Parametrics*, 2012, 5(2), S. 87-97. Verfügbar unter: doi:10.1080/1941658X.2012.734754
- [79] KIM, K.J. und I. HAN. Application of a hybrid genetic algorithm and neural network approach in activity-based costing [online]. *Expert Systems with Applications*, 2003, 24(1), S. 73-77. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0957-4174(02)00084-2
- [80] JU, B., X. ZHOU und L. XI. Back propagation neural network based product cost estimation at an early design stage of passenger vehicles [online]. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 2010, 5(2), S. 190-211. Verfügbar unter: doi:10.1504/IJISE.2010.030747
- [81] HUANG, Y.Q., F. BIAN, L.M. ZHU und S.B. KAN. Empirical models of fast cost estimation for modular mechanical products [online]. *Materials Science Forum*, (2009), S. 143-148. Verfügbar unter: doi:10.4028/www.scientific.net/MSF.628-629.143

- [82] MADAHI, S.S.K. und P. SALAH. A neural network based method for cost estimation 63/20kv and 132/20kv transformers [online]. *Journal of Science and Applied Scientific Research*, 2012, 2(1), S. 939-945. Verfügbar unter: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1078.5003&rep=rep1&type=pdf>
- [83] BODE, J., S. REN und Z. SHI. SHI. Application of 3-layer perceptrons to cost estimation. In: *1995 IEEE International Conference on Neural Networks*. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2011, S. 1749-1754. ISBN 0-7803-2768-3.
- [84] CHEN, Z., T. MENZIES, D. PORT und B. BOEHM. Feature subset selection can improve software cost estimation accuracy. In: *Proceedings of the 2005 Workshop on Predictor Models in Software Engineering*. New York: ACM Press, 2005, S. 1-6. ISBN 1595931252.
- [85] TURHAN, B., O. KUTLUBAY und A. BENER. Evaluation of Feature Extraction Methods on Software Cost Estimation. In: *ESEM 2007, Hg. First International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement*. Los Alamitos (CA, USA): IEEE Computer Society, 2007, S. 497. ISBN 9780769528861.
- [86] VAN DER MAATEN, L.J.P., E.O., POSTMA und H.J. VAN DEN HERIK. Dimensionality Reduction. A Comparative Review. *Journal of Machine Learning Research*, 2009, 10(1), S. 13.
- [87] GUYON, I. und A. ELISSEEF. An Introduction to Variable and Feature Selection [online]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3(7-8), S. 1157-1182. Verfügbar unter: <https://www.jmlr.org/papers/volume3/guyono3a/guyono3a.pdf>
- [88] HALL, M.A. und G. HOLMES. Benchmarking attribute selection techniques for discrete class data mining [online]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2003, 15(6), 1437-1447. Verfügbar unter: doi:10.1109/TKDE.2003.1245283
- [89] CHEN, T.A. A collaborative and artificial intelligence approach for semiconductor cost forecasting [online]. *Computers & Industrial Engineering*, 2013, 66(2), S. 476-484. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.cie.2013.07.014

- [90] SHLENS, J. A Tutorial on Principal Component Analysis [online]. *arXiv preprint arXiv:1404.1100*, 2014. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1404.1100>
- [91] CAVALIERI, S., P.: MACCARRONE und R. PINTO. Parametric vs. neural network models for the estimation of production costs [online]. A case study in the automotive industry. *International Journal of Production Economics*, 2004, 91(2), S. 165-177. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.ijpe.2003.08.005
- [92] ZHANG, Y. und Q. YANG. An overview of multi-task learning [online]. *National Science Review*, 2018, 5(1), S. 30-43. Verfügbar unter: doi:10.1093/nsr/nwx105
- [93] CARUANA, R. Multitask Learning [online]. *Machine Learning*, 1997, 28(1), S. 41-75. Verfügbar unter: doi:10.1023/A:1007379606734
- [94] RUDER, S. An Overview of Multi-Task Learning in Deep Neural Networks [online]. *arXiv preprint arXiv:1706.05098*, 2017. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1706.05098>
- [95] ZHANG, Y. und D.Y. YUENG. A regularization approach to learning task relationships in multitask learning [online]. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD)*, 2014, 8(3), S. 1-31. Verfügbar unter: doi:10.1145/2538028
- [96] RUSU, A.A., N.C. RABINOWITZ, G. DESJARDINS, H. SOYER, J. KIRKPATRICK, K. KAVUKCUOGLU, R. PASCANU und R. HADSELL. Progressive Neural Networks [online]. *arXiv preprint arXiv:1606.04671*, 2016, 1-2. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1606.04671>
- [97] MOLNAR, C. *Interpretable machine learning. A guide for making Black Box Models interpretable*. Morisville (NC, USA), 2019. ISBN 978-0-244-76852-2.
- [98] FRIEDMANN, J.H. Greedy Function Approximation [online]. A Gradient Boosting Machine. *The Annals of Statistics*, 2000, 29, S. 1189-1232. ISSN 0090-5364. Verfügbar unter: doi:10.1214/aos/1013203451
- [99] RIBEIRO, M.T., S. SINGH und C. GUESTRIN. Model-Agnostic Interpretability of Machine Learning [online]. *arXiv preprint arXiv:1606.05386*, 2016. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1606.05386>

- [100] HUANG, X., J. XUE und L. DONG. The Modeling and Application of Cost Predication Based on Neural Network. In: D. HUTCHISON, Hg. *Advances in Neural Networks - Isnn 2005. Second International Symposium on Neural Networks Chongqing, China, May 30 - June 1, 2005, Proceedings, Part III*. Berlin/Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, S. 939-946. ISBN 978-3-540-25914-5.
- [101] LIU, W., X. HUANG, G. WANG und T. CHAI. The modeling and application of cost prediction based on neural network. In: *5th Asian Control Conference*. Piscataway (NJ, USA): IEEE, 2004, S. 1308-1312. ISBN 0-7803-8873-9.
- [102] WIERDA, L.S. Product cost-estimation by the designer [online]. *Engineering Costs and Production Economics*, 1988, 13(3), S. 189-198. Verfügbar unter: DOI: 10.1016/0167-188X(88)90005-5
- [103] EDWIN, B.D. *Parametric Cost Deployment*. Hampton(VA,USA), 1995.
- [104] WANNEWETSCH, H. Integrierte Logistik, Beschaffung, Materialwirtschaft und Produktion. In: H. WANNEWETSCH, Hg. *Integrierte Materialwirtschaft und Logistik. Beschaffung, Logistik, Materialwirtschaft und Produktion*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010, S. 1-26. ISBN 978-3-540-89772-9.
- [105] ALLAHYARI, M., S. POURIYEH, M. ASSEFI, S. SAFAEI, E. D. TRIPPE, J.B. GUTIERREZ und K. KOCHUT. A Brief Survey of Text Mining [online]. Classification, Clustering and Extraction Techniques. *arXiv preprint arXiv:1707.02919*, 2017. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1707.02919>
- [106] RASCHKA, S. Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning [online]. *arXiv preprint arXiv:1811.12808*. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1811.12808>
- [107] THONES, J. Microservices [online]. *IEEE Software*, 2015, 32(1), S. 116. Verfügbar unter: doi: 10.1109/MS.2015.11
- [108] TAIZHOU TAGMOLD INDUSTRY CO. *Auto Parts Mould manufacturer* [online], 2019. Verfügbar unter: <https://www.base-tag.com/product/auto-parts-mould>

- [109] JOHANNHABER, F. und W. MICHAELI. *Handbuch Spritzgießen*. 2. Auflage: Carl Hanser Fachbuchverlag, 2014. ISBN 978-3-446-22966-2.
- [110] ROSATO, D.V. und M.G. ROSATO. *Injection molding handbook*: Springer Science & Business Media, 2021. ISBN 9781461370772.
- [111] PUDIN, P., J. NOVOVICOVA und J. KITTLER. Floating search methods in feature selection [online]. *Pattern recognition letters*, 1994, 15(11), S. 1119-1125. Verfügbar unter: doi:10.1016/0167-8655(94)90127-9
- [112] FERRI, F., P. PUDIL, M. HATEF und J. KITTLER. Comparative study of techniques for large-scale feature selection [online]. *Machine Intelligence and Pattern Recognition*, 1994, 16, S. 403-413. Verfügbar unter: doi:10.1016/B978-0-444-81892-8.50040-7
- [113] KOHAVI, R. und G.H. JOHN. Wrappers for feature subset selection [online]. *Artificial Intelligence*, 1997, 97(1-2), 273-324. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0004-3702(97)00043-X
- [114] RINGNÉR, M. What is principal component analysis? [online]. *Nature Biotechnology*, 2008, 26(3), S. 303-304. Verfügbar unter: doi:10.1038/nbto308-303
- [115] SCHÖLKOPF, B., A. SMOLA und K.R. MÜLLER. Kernel principal component analysis. In: W. GERSTNER, A. GERMOND, M. HASLER und J.-D. NICLOUD, Hg. *Artificial Neural Networks - ICANN'97*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997, S. 583-588. ISBN 978-3-540-63631-1.
- [116] ADADI, A. und M. BERRADA. Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI) [online]. *IEEE Access*, 2018, 6, S. 52138-52160. Verfügbar unter: doi:10.1109/ACCESS.2018.2870052
- [117] ARRIETA, A.B., N. DIAZ-RODRIGUEZ, J. DEL SER, A. BENNETOT, S. TABIK, A. BABADO, S. GARCIA, S. GIL-LOPEY, D. MOLINA, R. BENJAMINS und R. CHATILA. Explainable Artificial Intelligence (XAI) [online]. Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 2020, 58, S. 82-115. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.inffus.2019.12.012

- [118] ELLSON, J., E.R. GANSER, E. KOUTSOFIOS, S.C. NORTH und G. WOODHULL. (2004). Graphviz and dynagraph—static and dynamic graph drawing tools. In: M. JÜNGER und P. MUTZEL, Hg. *Graph drawing software*. Berlin: Springer, 2013, S. 127-148. ISBN 978-3-642-62214-4.
- [119] MIT. *dtreeviz: Decision Tree Visualization* [online] [Zugriff am: 6. März 2021]. Verfügbar unter: <https://github.com/parrt/dtreeviz>
- [120] LUNDENBERG, S.M. und S.-I. LEE. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. In: I. GUYON AND U.V. LUXBURG AND S. BENGIO, H. WALLACH, R. FERGUS, S. VISHWANATHAN und R. GARNETT, Hg. *Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017)*.
- [121] SPYROMITROS-XIOUFIS, E., G. TSOUMAKAS, W. GROVES und I. VLAHAVAS. Multi-target regression via input space expansion: treat-ing targets as inputs [online]. *Machine Learning*, 2016, 104(1), S. 55-98. ISSN 0885-6125. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10994-016-5546-z
- [122] KIM, S. und E.P. XING. Tree-guided group lasso for multi-response regression with structured sparsity, with an application to eQTL mapping [online]. *The Annals of Applied Statistics*, 2012, 6(3), S. 1095-1117. Verfügbar unter: doi:10.1214/12-AOAS549
- [123] BI, J. und K.P. BENETT. Regression error characteristic curves [online]. *Proceedings of the Twentieth International Conference on MACHine Learning (ICML-2003)*, 2003, S. 43-50. Verfügbar unter: <http://homepages.rpi.edu/~bennek/papers/rec.pdf>
- [124] MURTAGH, F. Multilayer perceptrons for classification and regression [online]. *Neurocomputing*, 1991, 2(5-6), S. 183-197. Verfügbar unter: doi:10.1016/0925-2312(91)90023-5
- [125] GASPARINI, A. rsimsum: Summarise results from Monte Carlo simulation studies [online]. *Journal of Open Source Software* 3, 2018, 26, S. 739 [Zugriff am: 7. Januar 2021]. Verfügbar unter: doi:10.21105/joss.00739
- [126] THEILER, J. und D. PRICHARD. Constrained-realization Monte-Carlo method for hypothesis testing [online]. *Physica D: Nonlinear Phenomena* 94, 1996, 4, S. 221-235. Verfügbar unter: doi:10.1016/0167-2789(96)00050-4

- [127] Hering, E. (2014). Maschinenstundensatz-Rechnung. In Kalkulation für Ingenieure (pp. 13-16). Springer Vieweg, Wiesbaden.
- [128] SAMY, S.N. und H. ELMARAGHY. A model for measuring products assembly complexity [online]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2010, 23(11), S. 1015-1027. Verfügbar unter: doi:10.1080/0951192X.2010.511652
- [129] GROSSE, E.H., C.H. GLOCK und S. MÜLLER. Production economics and the learning curve: A meta-analysis [online]. *International Journal of Production Economics*, 2015, 170, S. 401-412. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.ijpe.2015.06.021
- [130] WRIGHT, T.P. Factors Affecting the Cost of Airplanes [online]. *Journal of the Aeronautical Sciences*, 1936, 3(4), S. 122-128. Verfügbar unter: doi:10.2514/8.155
- [131] MAZUR, J.E. und R. HASTIE. Learning as accumulation: A reexamination of the learning curve [online]. *Psychological Bulletin*, 1978, 85(6), S. 1256-1274. Verfügbar unter: doi:10.1037/0033-2909.85.6.1256
- [132] ANTONY, J. 6 - Full Factorial Designs. In: *Design of experiments for engineers and scientists*: Elsevier, 2014, S. 63-85. ISBN 978-0-08-099417-8.
- [133] KINGMA, D.P. und J. BA. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- [134] KAYARVIZHY, N., R. KANMANI und R.V. UTHARIARAJ. ANN models optimized using swarm intelligence algorithms [online]. *WSEAS Transactions on Computers*, 2014, 13(45), S. 501-519. Verfügbar unter: <http://www.wseas.us/journal/pdf/computers/2014/a145705-511.pdf>
- [135] POLI, R., J. KENNEDY und T. BLACKWELL. Particle swarm optimization [online]. *Swarm intelligence*, 2007, 1, S. 33-57. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11721-007-0002-0
- [136] SCHMID, C. *Die Bedürfnisse erkennen* [online], 2018. Verfügbar unter: <https://technischekommunikation.info/fachartikel/mobile-dokumentation/die-beduerfnisse-erkennen-904/>

- [137] GIOIA, D.A., K.G. CORLEY und A.L. HAMILTON. Seeking Qualitative Rigor in Inductive Research [online]. *Organizational Research Methods*, 2013, 16(1), S. 15-31. Verfügbar unter: doi:10.1177/1094428112452151
- [138] CORBIN, J.M., A.L. STRAUSS und A.L. STRAUS. *Basics of qualitative research. Techniques and procedures for developing grounded theory*. 4. Auflage. Los Angeles, Calif.: Sage, 2015. ISBN 9781412997461.
- [139] BRYMANN, A. und E. BELL. *Business Research Methods*. 4. Auflage. Oxford: Oxford University Press, 2015. ISBN 9780199668649.
- [140] CORLEY, K.G. und D.A. GIOIA. Identity ambiguity and change in the wake of a corporate spin-off [online]. *Administrative science quarterly*, 2004, 49(2), S. 173-208. Verfügbar unter: doi:10.2307/4131471
- [141] WOLPERT, D.H. und W.G. MACREADY. No free lunch theorems for optimization [online]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1), S. 67-82. ISSN 1089778X. Verfügbar unter: doi:10.1109/4235.585893
- [142] YLIJOKI, O. und J. PORRAS. Perspectives to Definition of Big Data: A Mapping Study and Discussion [online]. *Journal of Innovation Management*, 2016, 4(1), S. 69-91. Verfügbar unter: doi:10.24840/2183-0606_004.001_0006
- [143] ZHANG, S., C. ZHANG und Q. YANG. Data preparation for data mining [online]. *Applied artificial intelligence*, 2003, 17(5-6), S. 375-381. Verfügbar unter: doi:10.1080/713827180
- [144] KEENE, O.N. The log transformation is special [online]. *Statistics in medicine*, 1995, 14(8), S. 811-819. Verfügbar unter: doi:10.1002/sim.4780140810
- [145] HUANG, L., Y. YIN, Z. FU, S. ZHANG, H. DENG und D. LIU. Loadaboost [online]. Loss-based adaboost federated ML on medical data. *arXivpreprint arXiv:1811.12629*, 2018. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/abs/1811.12629>

Verzeichnis promotionsbezogener eigener Publikationen

- [P1] BODENDORF, F. und J. FRANKE. Machine Learning Based Cost Engineering of Automotive Parts – Lessons Learned. *DIGITALE WELT*, 2020, 4, S. 60. ISSN 2569-1996 (Online)
- [P2] BODENDORF, F., S. MERBELE und J. FRANKE. Predictive Cost Analytics of Vehicle Assemblies Based on Machine Learning in the Automotive Industry In: *AIS eLibrary, International Conference on Information Systems (ICIS) – Special Interest Group on Business Intelligence and Analytics (Hrsg.): Proceedings of the 2019 Pre-ICIS SIGDSA Symposium „Inspiring mindset for Innovation 25*
- [P3] BODENDORF, F und J. FRANKE. Machine Learning Approach to Estimate Product Costs in the Early Product DesignPhase: A Use Case from the Automotive Industry. *Procedia CIRP*, 2021, 100, S. 643-648. ISSN 1089778X. Verfügbar unter: doi: 10.1016/j.procir.2021.05.137
- [P4] BODENDORF, F., P. MERKL und J. FRANKE. Intelligent Cost Estimation by Machine Learning to Support Procurement in Automotive Manufacturing – A Literature Review. *Computers and Industrial Engineering*, 2021, 166, S. 1-15. ISSN 3608352. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.cie.2021.107601
- [P5] BODENDORF, F., P. MERKL und J. FRANKE. Artificial neural networks for intelligent cost estimation – a contribution to strategic cost management in the manufacturing supply chain. *International Journal of Production Research*, 2021, S. 1-22 ISSN 1873-1317. Verfügbar unter: doi:10.1080/00207543.2021.1998697
- [P6] BODENDORF, F., Q. XIE, P. MERKL und J. FRANKE. A Multi-Perspective Approach to Support Collaborative Cost Management in Supplier-Buyer Dyads. *International Journal of Production Economics*, 2021. ISSN: 9255273.
- [P7] BODENDORF, F. und J. FRANKE. Combining Activity-Based Costing and Deep Learning to Support Cost Management in the Manufacturing Supply Chain, *International Journal of Production Research*, 2022. ISSN: 00207543

- [P8] BODENDORF, F., S. MERBELE und J. FRANKE. Deep learning based cost estimation of circuit boards: a case study in the automotive industry. *International Journal of Production Research*, 2021. ISSN: 1873-1317. Verfügbar unter: doi:10.1080/00207543.2021.1998698.
- [P9] BODENDORF, F., M. LUTZ, S. MICHELBRGER und J. FRANKE. An empirical investigation into intelligent cost analysis in purchasing. *Supply Chain Management*, 2021. ISSN: 1359-8546. Verfügbar unter: doi:10.1108/SCM-11-2020-0563.
- [P10] BODENDORF, F. und J. FRANKE. Application of the Technology Acceptance Model to an Intelligent Cost Estimation System: An Empirical Study in the Automotive Industry. In: *Hawaiian international Conference on System Sciences (HICSS)*, 2021.
- [P11] BODENDORF, F., B. WYTOPIL und J. FRANKE. Business Analytics in Strategic Purchasing: Identifying and Evaluating Similarities in Supplier Documents. *Applied Artificial Intelligence*, 2021, 35(12), S. 857-875. ISSN: 0883-9514
- [P12] BODENDORF, F., K. DEHMEL und J. FRANKE. Scientific Approaches and Methodology to Determine the Value of Data as an Asset and Use Case in the Automotive Industry. In: *Hawaiian international Conference on System Sciences (HICSS)*, 2021.
- [P13] BODENDORF, F. DIMITROV, G. und J. FRANKE. Analyzing and Evaluating Carbon Footprints in Supply Chain Networks. *Journal of Cleaner Production*. ISSN 0959-6526

Betreute studentische Arbeit

- [S1] SAUER, J. *Machine Learning Verfahren zur Kostenprognose von Druckgussbauteilen am Beispiel eines Automobilherstellers*. Bachelorarbeit. Erlangen, 02.03.2020.

Reihenübersicht

Koordination der Reihe (Stand 2022):

Geschäftsstelle Maschinenbau, Dr.-Ing. Oliver Kreis, www.mb.fau.de/diss/

Im Rahmen der Reihe sind bisher die nachfolgenden Bände erschienen.

Band 1 – 52

Fertigungstechnik – Erlangen

ISSN 1431-6226

Carl Hanser Verlag, München

Band 53 – 307

Fertigungstechnik – Erlangen

ISSN 1431-6226

Meisenbach Verlag, Bamberg

ab Band 308

FAU Studien aus dem Maschinenbau

ISSN 2625-9974

FAU University Press, Erlangen

Die Zugehörigkeit zu den jeweiligen Lehrstühlen ist wie folgt gekennzeichnet:

Lehrstühle:

FAPS	Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung und Produktionssystematik
FMT	Lehrstuhl für Fertigungsmesstechnik
KTmflk	Lehrstuhl für Konstruktionstechnik
LFT	Lehrstuhl für Fertigungstechnologie
LGT	Lehrstuhl für Gießereitechnik
LPT	Lehrstuhl für Photonische Technologien
REP	Lehrstuhl für Ressourcen- und Energieeffiziente Produktionsmaschinen

Band 1: Andreas Hemberger

Innovationspotentiale in der rechnerintegrierten Produktion durch wissensbasierte Systeme
FAPS, 208 Seiten, 107 Bilder. 1988.
ISBN 3-446-15234-2.

Band 2: Detlef Classe

Beitrag zur Steigerung der Flexibilität automatisierter Montagesysteme durch Sensorintegration und erweiterte Steuerungskonzepte
FAPS, 194 Seiten, 70 Bilder. 1988.
ISBN 3-446-15529-5.

Band 3: Friedrich-Wilhelm Nolting

Projektiertung von Montagesystemen
FAPS, 201 Seiten, 107 Bilder, 1 Tab. 1989. ISBN 3-446-15541-4.

Band 4: Karsten Schlüter

Nutzungsgradsteigerung von Montagesystemen durch den Einsatz der Simulationstechnik
FAPS, 177 Seiten, 97 Bilder. 1989.
ISBN 3-446-15542-2.

Band 5: Shir-Kuan Lin

Aufbau von Modellen zur Lageregelung von Industrierobotern
FAPS, 168 Seiten, 46 Bilder. 1989.
ISBN 3-446-15546-5.

Band 6: Rudolf Nuss

Untersuchungen zur Bearbeitungsqualität im Fertigungssystem Laserstrahlschneiden
LFT, 206 Seiten, 115 Bilder, 6 Tab. 1989. ISBN 3-446-15783-2.

Band 7: Wolfgang Scholz

Modell zur datenbankgestützten Planung automatisierter Montageanlagen
FAPS, 194 Seiten, 89 Bilder. 1989.
ISBN 3-446-15825-1.

Band 8: Hans-Jürgen Wißmeier

Beitrag zur Beurteilung des Bruchverhaltens von Hartmetall-Fließpreßmatrizen
LFT, 179 Seiten, 99 Bilder, 9 Tab. 1989. ISBN 3-446-15921-5.

Band 9: Rainer Eisele

Konzeption und Wirtschaftlichkeit von Planungssystemen in der Produktion
FAPS, 183 Seiten, 86 Bilder. 1990.
ISBN 3-446-16107-4.

Band 10: Rolf Pfeiffer

Technologisch orientierte Montageplanung am Beispiel der Schraubtechnik
FAPS, 216 Seiten, 102 Bilder, 16 Tab. 1990. ISBN 3-446-16161-9.

Band 11: Herbert Fischer

Verteilte Planungssysteme zur Flexibilitätsteigerung der rechnerintegrierten Teilefertigung
FAPS, 201 Seiten, 82 Bilder. 1990.
ISBN 3-446-16105-8.

Band 12: Gerhard Kleineidam

CAD/CAP: Rechnergestützte Montagefeinplanung
FAPS, 203 Seiten, 107 Bilder. 1990.
ISBN 3-446-16112-0.

Band 13: Frank Vollertsen

Pulvermetallurgische Verarbeitung eines übereutektoiden verschleißfesten Stahls
LFT, XIII u. 217 Seiten, 67 Bilder, 34 Tab. 1990.
ISBN 3-446-16133-3.

Band 14: Stephan Biermann

Untersuchungen zur Anlagen- und Prozeßdiagnostik für das Schneiden mit CO₂-Hochleistungslasern
LFT, VIII u. 170 Seiten, 93 Bilder, 4 Tab. 1991. ISBN 3-446-16269-0.

Band 15: Uwe Geißler

Material- und Datenfluß in einer flexiblen Blechbearbeitungszelle
LFT, 124 Seiten, 41 Bilder, 7 Tab. 1991. ISBN 3-446-16358-1.

Band 16: Frank Oswald Hake

Entwicklung eines rechnergestützten Diagnosesystems für automatisierte Montagezellen
FAPS, XIV u. 166 Seiten, 77 Bilder. 1991. ISBN 3-446-16428-6.

Band 17: Herbert Reichel

Optimierung der Werkzeugbereitstellung durch rechnergestützte Arbeitsfolgenbestimmung
FAPS, 198 Seiten, 73 Bilder, 2 Tab. 1991. ISBN 3-446-16453-7.

Band 18: Josef Scheller

Modellierung und Einsatz von Softwaresystemen für rechnergeführte Montagezellen
FAPS, 198 Seiten, 65 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16454-5.

Band 19: Arnold vom Ende

Untersuchungen zum Biegeumformung mit elastischer Matrizierung
LFT, 166 Seiten, 55 Bilder, 13 Tab. 1991. ISBN 3-446-16493-6.

Band 20: Joachim Schmid

Beitrag zum automatisierten Bearbeiten von Keramikguß mit Industrierobotern
FAPS, XIV u. 176 Seiten, 111 Bilder, 6 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16560-6.

Band 21: Egon Sommer

Multiprozessorsteuerung für kooperierende Industrieroboter in Montagezellen
FAPS, 188 Seiten, 102 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-17062-6.

Band 22: Georg Geyer

Entwicklung problemspezifischer Verfahrensketten in der Montage
FAPS, 192 Seiten, 112 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16552-5.

Band 23: Rainer Flohr

Beitrag zur optimalen Verbindungstechnik in der Oberflächenmontage (SMT)
FAPS, 186 Seiten, 79 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16568-1.

Band 24: Alfons Rief

Untersuchungen zur Verfahrensfolge Laserstrahlschneiden und -schweißen in der Rohkarosseriefertigung
LFT, VI u. 145 Seiten, 58 Bilder, 5 Tab. 1991. ISBN 3-446-16593-2.

Band 25: Christoph Thim

Rechnerunterstützte Optimierung von Materialflußstrukturen in der Elektronikmontage durch Simulation
FAPS, 188 Seiten, 74 Bilder. 1992.
ISBN 3-446-17118-5.

Band 26: Roland Müller

CO₂-Laserstrahlschneiden von kurzglasverstärkten Verbundwerkstoffen
LFT, 141 Seiten, 107 Bilder, 4 Tab. 1992. ISBN 3-446-17104-5.

Band 27: Günther Schäfer

Integrierte Informationsverarbeitung bei der Montageplanung
FAPS, 195 Seiten, 76 Bilder. 1992.
ISBN 3-446-17117-7.

Band 28: Martin Hoffmann

Entwicklung einer CAD/CAM-Prozesskette für die Herstellung von Blechbiegeteilen
LFT, 149 Seiten, 89 Bilder. 1992.
ISBN 3-446-17154-1.

Band 29: Peter Hoffmann

Verfahrensfolge Laserstrahlschneiden und -schweißen: Prozeßführung und Systemtechnik in der 3D-Laserstrahlbearbeitung von Blechformteilen
LFT, 186 Seiten, 92 Bilder, 10 Tab. 1992. ISBN 3-446-17153-3.

Band 30: Olaf Schrödel

Flexible Werkstattsteuerung mit objektorientierten Softwarestrukturen
FAPS, 180 Seiten, 84 Bilder. 1992. ISBN 3-446-17242-4.

Band 31: Hubert Reinisch

Planungs- und Steuerungswerkzeuge zur impliziten Geräteprogrammierung in Roboterzellen
FAPS, XI u. 212 Seiten, 112 Bilder. 1992. ISBN 3-446-17380-3.

Band 32: Brigitte Bärnreuther

Ein Beitrag zur Bewertung des Kommunikationsverhaltens von Automatisierungsgeräten in flexiblen Produktionszellen
FAPS, XI u. 179 Seiten, 71 Bilder. 1992. ISBN 3-446-17451-6.

Band 33: Joachim Hutfless

Laserstrahlregelung und Optikdiagnostik in der Strahlführung einer CO₂-Hochleistungslaseranlage
LFT, 175 Seiten, 70 Bilder, 17 Tab. 1993. ISBN 3-446-17532-6.

Band 34: Uwe Günzel

Entwicklung und Einsatz eines Simulationsverfahrens für operative und strategische Probleme der Produktionsplanung und -steuerung
FAPS, XIV u. 170 Seiten, 66 Bilder, 5 Tab. 1993. ISBN 3-446-17604-7.

Band 35: Bertram Ehmman

Operatives Fertigungscontrolling durch Optimierung auftragsbezogener Bearbeitungsabläufe in der Elektronikfertigung
FAPS, XV u. 167 Seiten, 114 Bilder. 1993. ISBN 3-446-17658-6.

Band 36: Harald Kolléra

Entwicklung eines benutzerorientierten Werkstattprogrammiersystems für das Laserstrahlschneiden
LFT, 129 Seiten, 66 Bilder, 1 Tab. 1993. ISBN 3-446-17719-1.

Band 37: Stephanie Abels

Modellierung und Optimierung von Montageanlagen in einem integrierten Simulationssystem
FAPS, 188 Seiten, 88 Bilder. 1993. ISBN 3-446-17731-0.

Band 38: Robert Schmidt-Heibel

Laserstrahlbohren durchflußbestimmender Durchgangslöcher
LFT, 145 Seiten, 63 Bilder, 11 Tab. 1993. ISBN 3-446-17778-7.

Band 39: Norbert Lutz

Oberflächenfeinbearbeitung keramischer Werkstoffe mit XeCl-Excimerlaserstrahlung
LFT, 187 Seiten, 98 Bilder, 29 Tab. 1994. ISBN 3-446-17970-4.

Band 40: Konrad Grampp

Rechnerunterstützung bei Test und Schulung an Steuerungssoftware von SMD-Bestücklinien
FAPS, 178 Seiten, 88 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18173-3.

Band 41: Martin Koch

Wissensbasierte Unterstützung der Angebotsbearbeitung in der Investitionsgüterindustrie
FAPS, 169 Seiten, 68 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18174-1.

Band 42: Armin Gropp

Anlagen- und Prozeßdiagnostik beim Schneiden mit einem gepulsten Nd:YAG-Laser
LFT, 160 Seiten, 88 Bilder, 7 Tab. 1995. ISBN 3-446-18241-1.

Band 43: Werner Heckel

Optische 3D-Konturerfassung und on-line Biege winkelmessung mit dem Lichtschnittverfahren
LFT, 149 Seiten, 43 Bilder, 11 Tab. 1995. ISBN 3-446-18243-8.

Band 44: Armin Rothhaupt

Modulares Planungssystem zur Optimierung der Elektronikfertigung
FAPS, 180 Seiten, 101 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18307-8.

Band 45: Bernd Zöllner

Adaptive Diagnose in der Elektronikproduktion
FAPS, 195 Seiten, 74 Bilder, 3 Tab. 1995. ISBN 3-446-18308-6.

Band 46: Bodo Vormann

Beitrag zur automatisierten Handhabungsplanung komplexer Blechbiegeteile
LFT, 126 Seiten, 89 Bilder, 3 Tab. 1995. ISBN 3-446-18345-0.

Band 47: Peter Schnepf

Zielkostenorientierte Montageplanung
FAPS, 144 Seiten, 75 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18397-3.

Band 48: Rainer Klotzbücher

Konzept zur rechnerintegrierten Materialversorgung in flexiblen Fertigungssystemen
FAPS, 156 Seiten, 62 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18412-0.

Band 49: Wolfgang Greska

Wissensbasierte Analyse und Klassifizierung von Blechteilen
LFT, 144 Seiten, 96 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18462-7.

Band 50: Jörg Franke

Integrierte Entwicklung neuer Produkt- und Produktionstechnologien für räumliche spritzgegossene Schaltungsträger (3-D MID)
FAPS, 196 Seiten, 86 Bilder, 4 Tab. 1995. ISBN 3-446-18448-1.

Band 51: Franz-Josef Zeller

Sensorplanung und schnelle Sensorregelung für Industrieroboter
FAPS, 190 Seiten, 102 Bilder, 9 Tab. 1995. ISBN 3-446-18601-8.

Band 52: Michael Solvie

Zeitbehandlung und Multimedia-Unterstützung in Feldkommunikationssystemen
FAPS, 200 Seiten, 87 Bilder, 35 Tab. 1996. ISBN 3-446-18607-7.

Band 53: Robert Hopperdietzel

Reengineering in der Elektro- und Elektronikindustrie
FAPS, 180 Seiten, 109 Bilder, 1 Tab. 1996. ISBN 3-87525-070-2.

Band 54: Thomas Rebhahn

Beitrag zur Mikromaterialbearbeitung mit Excimerlasern - Systemkomponenten und Verfahrensoptimierungen

LFT, 148 Seiten, 61 Bilder, 10 Tab.

1996. ISBN 3-87525-075-3.

Band 55: Henning Hanebuth

Laserstrahlhartlöten mit Zweistrahltechnik

LFT, 157 Seiten, 58 Bilder, 11 Tab.

1996. ISBN 3-87525-074-5.

Band 56: Uwe Schönherr

Steuerung und Sensordatenintegration für flexible Fertigungszellen mitkooperierenden Robotern

FAPS, 188 Seiten, 116 Bilder, 3 Tab.

1996. ISBN 3-87525-076-1.

Band 57: Stefan Holzer

Berührungslose Formgebung mit-Laserstrahlung

LFT, 162 Seiten, 69 Bilder, 11 Tab.

1996. ISBN 3-87525-079-6.

Band 58: Markus Schultz

Fertigungsqualität beim 3D-Laserstrahlschweißen von Blechformteilen

LFT, 165 Seiten, 88 Bilder, 9 Tab.

1997. ISBN 3-87525-080-X.

Band 59: Thomas Krebs

Integration elektromechanischer CA-Anwendungen über einem STEP-Produktmodell

FAPS, 198 Seiten, 58 Bilder, 8 Tab.

1997. ISBN 3-87525-081-8.

Band 60: Jürgen Sturm

Prozeßintegrierte Qualitätssicherung in der Elektronikproduktion

FAPS, 167 Seiten, 112 Bilder, 5 Tab.

1997. ISBN 3-87525-082-6.

Band 61: Andreas Brand

Prozesse und Systeme zur Bestückung räumlicher elektronischer Baugruppen (3D-MID)

FAPS, 182 Seiten, 100 Bilder. 1997.

ISBN 3-87525-087-7.

Band 62: Michael Kauf

Regelung der Laserstrahlleistung und der Fokusparsparameter einer CO₂-Hochleistungslaseranlage

LFT, 140 Seiten, 70 Bilder, 5 Tab.

1997. ISBN 3-87525-083-4.

Band 63: Peter Steinwasser

Modulares Informationsmanagement in der integrierten Produkt- und Prozeßplanung

FAPS, 190 Seiten, 87 Bilder. 1997.

ISBN 3-87525-084-2.

Band 64: Georg Liedl

Integriertes Automatisierungskonzept für den flexiblen Materialfluß in der Elektronikproduktion

FAPS, 196 Seiten, 96 Bilder, 3 Tab.

1997. ISBN 3-87525-086-9.

Band 65: Andreas Otto

Transiente Prozesse beim Laserstrahlschweißen

LFT, 132 Seiten, 62 Bilder, 1 Tab.

1997. ISBN 3-87525-089-3.

Band 66: Wolfgang Blöchl

Erweiterte Informationsbereitstellung an offenen CNC-Steuerungen zur Prozeß- und Programmoptimierung

FAPS, 168 Seiten, 96 Bilder. 1997.

ISBN 3-87525-091-5.

Band 67: Klaus-Uwe Wolf

Verbesserte Prozeßführung und Prozeßplanung zur Leistungs- und Qualitätssteigerung beim Spulenvickeln

FAPS, 186 Seiten, 125 Bilder. 1997.

ISBN 3-87525-092-3.

Band 68: Frank Backes

Technologieorientierte Bahnplanung für die 3D-Laserstrahlbearbeitung

LFT, 138 Seiten, 71 Bilder, 2 Tab.

1997. ISBN 3-87525-093-1.

Band 69: Jürgen Kraus

Laserstrahlumformen von Profilen

LFT, 137 Seiten, 72 Bilder, 8 Tab.

1997. ISBN 3-87525-094-X.

Band 70: Norbert Neubauer

Adaptive Strahlführungen für CO₂-Laseranlagen

LFT, 120 Seiten, 50 Bilder, 3 Tab.

1997. ISBN 3-87525-095-8.

Band 71: Michael Steber

Prozeßoptimierter Betrieb flexibler Schraubstationen in der automatisierten Montage

FAPS, 168 Seiten, 78 Bilder, 3 Tab.

1997. ISBN 3-87525-096-6.

Band 72: Markus Pfestorf

Funktionale 3D-Oberflächenkenngrößen in der Umformtechnik

LFT, 162 Seiten, 84 Bilder, 15 Tab.

1997. ISBN 3-87525-097-4.

Band 73: Volker Franke

Integrierte Planung und Konstruktion von Werkzeugen für die Biegebearbeitung

LFT, 143 Seiten, 81 Bilder. 1998.

ISBN 3-87525-098-2.

Band 74: Herbert Scheller

Automatisierte Demontagesysteme und recyclinggerechte Produktgestaltung elektronischer Baugruppen

FAPS, 184 Seiten, 104 Bilder, 17

Tab. 1998. ISBN 3-87525-099-0.

Band 75: Arthur Meßner

Kaltmassivumformung metallischer Kleinstteile - Werkstoffverhalten, Wirkflächenreibung, Prozeßauslegung

LFT, 164 Seiten, 92 Bilder, 14 Tab.

1998. ISBN 3-87525-100-8.

Band 76: Mathias Glasmacher

Prozeß- und Systemtechnik zum Laserstrahl-Mikroschweißen

LFT, 184 Seiten, 104 Bilder, 12 Tab.

1998. ISBN 3-87525-101-6.

Band 77: Michael Schwind

Zerstörungsfreie Ermittlung mechanischer Eigenschaften von Feinblechen mit dem Wirbelstromverfahren

LFT, 124 Seiten, 68 Bilder, 8 Tab.

1998. ISBN 3-87525-102-4.

Band 78: Manfred Gerhard

Qualitätssteigerung in der Elektronikproduktion durch Optimierung der Prozeßführung beim Löten komplexer Baugruppen

FAPS, 179 Seiten, 113 Bilder, 7 Tab.

1998. ISBN 3-87525-103-2.

Band 79: Elke Rauh

Methodische Einbindung der Simulation in die betrieblichen Planungs- und Entscheidungsabläufe

FAPS, 192 Seiten, 114 Bilder, 4 Tab.

1998. ISBN 3-87525-104-0.

Band 80: Sorin Niederkorn

Meßeinrichtung zur Untersuchung der Wirkflächenreibung bei umformtechnischen Prozessen
LFT, 99 Seiten, 46 Bilder, 6 Tab.
1998. ISBN 3-87525-105-9.

Band 81: Stefan Schuberth

Regelung der Fokuslage beim Schweißen mit CO₂-Hochleistungslasern unter Einsatz von adaptiven Optiken
LFT, 140 Seiten, 64 Bilder, 3 Tab.
1998. ISBN 3-87525-106-7.

Band 82: Armando Walter Colombo

Development and Implementation of Hierarchical Control Structures of Flexible Production Systems Using High Level Petri Nets
FAPS, 216 Seiten, 86 Bilder. 1998. ISBN 3-87525-109-1.

Band 83: Otto Meedt

Effizienzsteigerung bei Demontage und Recycling durch flexible Demontagetechnologien und optimierte Produktgestaltung
FAPS, 186 Seiten, 103 Bilder. 1998. ISBN 3-87525-108-3.

Band 84: Knuth Götz

Modelle und effiziente Modellbildung zur Qualitätssicherung in der Elektronikproduktion
FAPS, 212 Seiten, 129 Bilder, 24 Tab. 1998. ISBN 3-87525-112-1.

Band 85: Ralf Luchs

Einsatzmöglichkeiten leitender Klebstoffe zur zuverlässigen Kontaktierung elektronischer Bauelemente in der SMT
FAPS, 176 Seiten, 126 Bilder, 30 Tab. 1998. ISBN 3-87525-113-7.

Band 86: Frank Pöhlau

Entscheidungsgrundlagen zur Einführung räumlicher spritzgegossener Schaltungsträger (3-D MID)
FAPS, 144 Seiten, 99 Bilder. 1999. ISBN 3-87525-114-8.

Band 87: Roland T. A. Kals

Fundamentals on the miniaturization of sheet metal working processes
LFT, 128 Seiten, 58 Bilder, 11 Tab.
1999. ISBN 3-87525-115-6.

Band 88: Gerhard Luhn

Implizites Wissen und technisches Handeln am Beispiel der Elektronikproduktion
FAPS, 252 Seiten, 61 Bilder, 1 Tab.
1999. ISBN 3-87525-116-4.

Band 89: Axel Sprenger

Adaptives Streckbiegen von Aluminium-Strangpreßprofilen
LFT, 114 Seiten, 63 Bilder, 4 Tab.
1999. ISBN 3-87525-117-2.

Band 90: Hans-Jörg Pucher

Untersuchungen zur Prozeßfolge Umformen, Bestücken und Laserstrahllöten von Mikrokontakten
LFT, 158 Seiten, 69 Bilder, 9 Tab.
1999. ISBN 3-87525-119-9.

Band 91: Horst Arnet

Profilbiegen mit kinematischer Gestalterzeugung
LFT, 128 Seiten, 67 Bilder, 7 Tab.
1999. ISBN 3-87525-120-2.

Band 92: Doris Schubart

Prozeßmodellierung und Technologieentwicklung beim Abtragen mit CO₂-Laserstrahlung
LFT, 133 Seiten, 57 Bilder, 13 Tab.
1999. ISBN 3-87525-122-9.

Band 93: Adrianus L. P.

Coremans
Laserstrahlsintern von Metallpulver - Prozeßmodellierung, Systemtechnik, Eigenschaften laserstrahlgesinterter Metallkörper
LFT, 184 Seiten, 108 Bilder, 12 Tab.
1999. ISBN 3-87525-124-5.

Band 94: Hans-Martin Biehler

Optimierungskonzepte für Qualitätsdatenverarbeitung und Informationsbereitstellung in der Elektronikfertigung
FAPS, 194 Seiten, 105 Bilder. 1999. ISBN 3-87525-126-1.

Band 95: Wolfgang Becker

Oberflächenausbildung und tribologische Eigenschaften excimerlaserstrahlbearbeiteter Hochleistungskeramiken
LFT, 175 Seiten, 71 Bilder, 3 Tab.
1999. ISBN 3-87525-127-X.

Band 96: Philipp Hein

Innenhochdruck-Umformen von Blechpaaren: Modellierung, Prozeßauslegung und Prozeßführung
LFT, 129 Seiten, 57 Bilder, 7 Tab.
1999. ISBN 3-87525-128-8.

Band 97: Gunter Beitingner

Herstellungs- und Prüfverfahren für thermoplastische Schaltungsträger
FAPS, 169 Seiten, 92 Bilder, 20 Tab.
1999. ISBN 3-87525-129-6.

Band 98: Jürgen Knoblach

Beitrag zur rechnerunterstützten verursachungsgerechten Angebotskalkulation von Blechteilen mit Hilfe wissensbasierter Methoden
LFT, 155 Seiten, 53 Bilder, 26 Tab.
1999. ISBN 3-87525-130-X.

Band 99: Frank Breitenbach

Bildverarbeitungssystem zur Erfassung der Anschlußgeometrie elektronischer SMT-Bauelemente
LFT, 147 Seiten, 92 Bilder, 12 Tab.
2000. ISBN 3-87525-131-8.

Band 100: Bernd Falk

Simulationsbasierte Lebensdauer vorhersage für Werkzeuge der Kaltmassivumformung
LFT, 134 Seiten, 44 Bilder, 15 Tab.
2000. ISBN 3-87525-136-9.

Band 101: Wolfgang Schlögl

Integriertes Simulationsdaten-Management für Maschinenentwicklung und Anlagenplanung
FAPS, 169 Seiten, 101 Bilder, 20 Tab. 2000. ISBN 3-87525-137-7.

Band 102: Christian Hinsel

Ermüdungsbruchversagen hartstoffbeschichteter Werkzeugstähle in der Kaltmassivumformung
LFT, 130 Seiten, 80 Bilder, 14 Tab.
2000. ISBN 3-87525-138-5.

Band 103: Stefan Bobbert

Simulationsgestützte Prozessauslegung für das Innenhochdruck-Umformen von Blechpaaren
LFT, 123 Seiten, 77 Bilder. 2000. ISBN 3-87525-145-8.

Band 104: Harald Rottbauer

Modulares Planungswerkzeug zum Produktionsmanagement in der Elektronikproduktion
FAPS, 166 Seiten, 106 Bilder, 2001.
ISBN 3-87525-139-3.

Band 105: Thomas Hennige

Flexible Formgebung von Blechen durch Laserstrahlumformen
LFT, 119 Seiten, 50 Bilder, 2001.
ISBN 3-87525-140-7.

Band 106: Thomas Menzel

Wissensbasierte Methoden für die rechnergestützte Charakterisierung und Bewertung innovativer Fertigungsprozesse
LFT, 152 Seiten, 71 Bilder, 2001.
ISBN 3-87525-142-3.

Band 107: Thomas Stöckel

Kommunikationstechnische Integration der Prozeßebene in Produktionssysteme durch Middleware-Frameworks
FAPS, 147 Seiten, 65 Bilder, 5 Tab. 2001. ISBN 3-87525-143-1.

Band 108: Frank Pitter

Verfügbarkeitssteigerung von Werkzeugmaschinen durch Einsatz mechatronischer Sensorlösungen
FAPS, 158 Seiten, 131 Bilder, 8 Tab. 2001. ISBN 3-87525-144-X.

Band 109: Markus Korneli

Integration lokaler CAP-Systeme in einen globalen Fertigungsdatenverbund
FAPS, 121 Seiten, 53 Bilder, 11 Tab. 2001. ISBN 3-87525-146-6.

Band 110: Burkhard Müller

Laserstrahljustieren mit Excimer-Lasern - Prozeßparameter und Modelle zur Aktorkonstruktion
LFT, 128 Seiten, 36 Bilder, 9 Tab. 2001. ISBN 3-87525-159-8.

Band 111: Jürgen Göhringer

Integrierte Telediagnose via Internet zum effizienten Service von Produktionssystemen
FAPS, 178 Seiten, 98 Bilder, 5 Tab. 2001. ISBN 3-87525-147-4.

Band 112: Robert Feuerstein

Qualitäts- und kosteneffiziente Integration neuer Bauelementetechnologien in die Flachbaugruppenfertigung
FAPS, 161 Seiten, 99 Bilder, 10 Tab. 2001. ISBN 3-87525-151-2.

Band 113: Marcus Reichenberger

Eigenschaften und Einsatzmöglichkeiten alternativer Elektroniklote in der Oberflächenmontage (SMT)
FAPS, 165 Seiten, 97 Bilder, 18 Tab. 2001. ISBN 3-87525-152-0.

Band 114: Alexander Huber

Justieren vormontierter Systeme mit dem Nd:YAG-Laser unter Einsatz von Aktoren
LFT, 122 Seiten, 58 Bilder, 5 Tab. 2001. ISBN 3-87525-153-9.

Band 115: Sami Krimi

Analyse und Optimierung von Montagesystemen in der Elektronikproduktion
FAPS, 155 Seiten, 88 Bilder, 3 Tab. 2001. ISBN 3-87525-157-1.

Band 116: Marion Merklein

Laserstrahlumformen von Aluminiumwerkstoffen - Beeinflussung der Mikrostruktur und der mechanischen Eigenschaften
LFT, 122 Seiten, 65 Bilder, 15 Tab. 2001. ISBN 3-87525-156-3.

Band 117: Thomas Collisi

Ein informationslogistisches Architekturkonzept zur Akquisition simulationsrelevanter Daten
FAPS, 181 Seiten, 105 Bilder, 7 Tab. 2002. ISBN 3-87525-164-4.

Band 118: Markus Koch

Rationalisierung und ergonomische Optimierung im Innenausbau durch den Einsatz moderner Automatisierungstechnik
FAPS, 176 Seiten, 98 Bilder, 9 Tab. 2002. ISBN 3-87525-165-2.

Band 119: Michael Schmidt

Prozeßregelung für das Laserstrahl-Punktschweißen in der Elektronikproduktion
LFT, 152 Seiten, 71 Bilder, 3 Tab. 2002. ISBN 3-87525-166-0.

Band 120: Nicolas Tiesler

Grundlegende Untersuchungen zum Fließpressen metallischer Kleinstteile
LFT, 126 Seiten, 78 Bilder, 12 Tab. 2002. ISBN 3-87525-175-X.

Band 121: Lars Pursche

Methoden zur technologieorientierten Programmierung für die 3D-Lasermikrobearbeitung
LFT, 111 Seiten, 39 Bilder, 0 Tab. 2002. ISBN 3-87525-183-0.

Band 122: Jan-Oliver Brassel

Prozeßkontrolle beim Laserstrahl-Mikroschweißen
LFT, 148 Seiten, 72 Bilder, 12 Tab. 2002. ISBN 3-87525-181-4.

Band 123: Mark Geisel

Prozeßkontrolle und -steuerung beim Laserstrahlschweißen mit den Methoden der nichtlinearen Dynamik
LFT, 135 Seiten, 46 Bilder, 2 Tab. 2002. ISBN 3-87525-180-6.

Band 124: Gerd Eßer

Laserstrahlunterstützte Erzeugung metallischer Leiterstrukturen auf Thermoplastsubstraten für die MID-Technik
LFT, 148 Seiten, 60 Bilder, 6 Tab. 2002. ISBN 3-87525-171-7.

Band 125: Marc Fleckenstein

Qualität laserstrahl-gefügter Mikroverbindungen elektronischer Kontakte
LFT, 159 Seiten, 77 Bilder, 7 Tab. 2002. ISBN 3-87525-170-9.

Band 126: Stefan Kaufmann

Grundlegende Untersuchungen zum Nd:YAG- Laserstrahlfügen von Silizium für Komponenten der Optoelektronik
LFT, 159 Seiten, 100 Bilder, 6 Tab. 2002. ISBN 3-87525-172-5.

Band 127: Thomas Fröhlich

Simultanes Löten von Anschlußkontakten elektronischer Bauelemente mit Diodenlaserstrahlung
LFT, 143 Seiten, 75 Bilder, 6 Tab. 2002. ISBN 3-87525-186-5.

Band 128: Achim Hofmann

Erweiterung der Formgebungsgrenzen beim Umformen von Aluminiumwerkstoffen durch den Einsatz prozessangepasster Platinen
LFT, 113 Seiten, 58 Bilder, 4 Tab.
2002. ISBN 3-87525-182-2.

Band 129: Ingo Kriebitzsch

3 - D MID Technologie in der Automobilelektronik
FAPS, 129 Seiten, 102 Bilder, 10 Tab.
2002. ISBN 3-87525-169-5.

Band 130: Thomas Pohl

Fertigungsqualität und Umformbarkeit laserstrahlgeschweißter Formplatinen aus Aluminiumlegierungen
LFT, 133 Seiten, 93 Bilder, 12 Tab.
2002. ISBN 3-87525-173-3.

Band 131: Matthias Wenk

Entwicklung eines konfigurierbaren Steuerungssystems für die flexible Sensorführung von Industrierobotern
FAPS, 167 Seiten, 85 Bilder, 1 Tab.
2002. ISBN 3-87525-174-1.

Band 132: Matthias Nегendanck

Neue Sensorik und Aktorik für Bearbeitungsköpfe zum Laserstrahlschweißen
LFT, 116 Seiten, 60 Bilder, 14 Tab.
2002. ISBN 3-87525-184-9.

Band 133: Oliver Kreis

Integrierte Fertigung - Verfahrensintegration durch Innenhochdruck-Umformen, Trennen und Laserstrahlschweißen in einem Werkzeug sowie ihre tele- und multimediale Präsentation
LFT, 167 Seiten, 90 Bilder, 43 Tab.
2002. ISBN 3-87525-176-8.

Band 134: Stefan Trautner

Technische Umsetzung produktbezogener Instrumente der Umweltpolitik bei Elektro- und Elektronikgeräten
FAPS, 179 Seiten, 92 Bilder, 11 Tab.
2002. ISBN 3-87525-177-6.

Band 135: Roland Meier

Strategien für einen produktorientierten Einsatz räumlicher spritzgegossener Schaltungsträger (3-D MID)
FAPS, 155 Seiten, 88 Bilder, 14 Tab.
2002. ISBN 3-87525-178-4.

Band 136: Jürgen Wunderlich

Kostensimulation - Simulationsbasierte Wirtschaftlichkeitsregelung komplexer Produktionssysteme
FAPS, 202 Seiten, 119 Bilder, 17 Tab.
2002. ISBN 3-87525-179-2.

Band 137: Stefan Novotny

Innenhochdruck-Umformen von Blechen aus Aluminium- und Magnesiumlegierungen bei erhöhter Temperatur
LFT, 132 Seiten, 82 Bilder, 6 Tab.
2002. ISBN 3-87525-185-7.

Band 138: Andreas Licha

Flexible Montageautomatisierung zur Komplettmontage flächenhafter Produktstrukturen durch kooperierende Industrieroboter
FAPS, 158 Seiten, 87 Bilder, 8 Tab.
2003. ISBN 3-87525-189-X.

Band 139: Michael Eisenbarth

Beitrag zur Optimierung der Aufbau- und Verbindungstechnik für mechatronische Baugruppen
FAPS, 207 Seiten, 141 Bilder, 9 Tab.
2003. ISBN 3-87525-190-3.

Band 140: Frank Christoph

Durchgängige simulationsgestützte Planung von Fertigungseinrichtungen der Elektronikproduktion
FAPS, 187 Seiten, 107 Bilder, 9 Tab.
2003. ISBN 3-87525-191-1.

Band 141: Hinnerk Hagenah

Simulationsbasierte Bestimmung der zu erwartenden Maßhaltigkeit für das Blechbiegen
LFT, 131 Seiten, 36 Bilder, 26 Tab.
2003. ISBN 3-87525-192-X.

Band 142: Ralf Eckstein

Scherschneiden und Biegen metallischer Kleinstteile - Materialeinfluss und Materialverhalten
LFT, 148 Seiten, 71 Bilder, 19 Tab.
2003. ISBN 3-87525-193-8.

Band 143: Frank H. Meyer-Pittroff

Excimerlaserstrahlbiegen dünner metallischer Folien mit homogener Lichtlinie
LFT, 138 Seiten, 60 Bilder, 16 Tab.
2003. ISBN 3-87525-196-2.

Band 144: Andreas Kach

Rechnergestützte Anpassung von Laserstrahlschneidbahnen an Bauteilabweichungen
LFT, 139 Seiten, 69 Bilder, 11 Tab.
2004. ISBN 3-87525-197-0.

Band 145: Stefan Hierl

System- und Prozesstechnik für das simultane Löten mit Diodenlaserstrahlung von elektronischen Bauelementen
LFT, 124 Seiten, 66 Bilder, 4 Tab.
2004. ISBN 3-87525-198-9.

Band 146: Thomas Neudecker

Tribologische Eigenschaften keramischer Blechumformwerkzeuge - Einfluss einer Oberflächenendbearbeitung mittels Excimerlaserstrahlung
LFT, 166 Seiten, 75 Bilder, 26 Tab.
2004. ISBN 3-87525-200-4.

Band 147: Ulrich Wenger

Prozessoptimierung in der Wickeltechnik durch innovative maschinenbauliche und regelungstechnische Ansätze
FAPS, 132 Seiten, 88 Bilder, 0 Tab.
2004. ISBN 3-87525-203-9.

Band 148: Stefan Slama

Effizienzsteigerung in der Montage durch marktorientierte Montagestrukturen und erweiterte Mitarbeiterkompetenz
FAPS, 188 Seiten, 125 Bilder, 0 Tab.
2004. ISBN 3-87525-204-7.

Band 149: Thomas Wurm

Laserstrahljustieren mittels Aktoren - Entwicklung von Konzepten und Methoden für die rechnerunterstützte Modellierung und Optimierung von komplexen Aktorsystemen in der Mikrotechnik
LFT, 122 Seiten, 51 Bilder, 9 Tab.
2004. ISBN 3-87525-206-3.

Band 150: Martino Celeghini
Wirkmedienbasierte Blechumformung: Grundlagenuntersuchungen zum Einfluss von Werkstoff und Bauteilgeometrie
LFT, 146 Seiten, 77 Bilder, 6 Tab.
2004. ISBN 3-87525-207-1.

Band 151: Ralph Hohenstein
Entwurf hochdynamischer Sensor- und Regelsysteme für die adaptive Laserbearbeitung
LFT, 282 Seiten, 63 Bilder, 16 Tab.
2004. ISBN 3-87525-210-1.

Band 152: Angelika Hutterer
Entwicklung prozessüberwachender Regelkreise für flexible Formgebungsprozesse
LFT, 149 Seiten, 57 Bilder, 2 Tab.
2005. ISBN 3-87525-212-8.

Band 153: Emil Egerer
Massivumformen metallischer Kleinstteile bei erhöhter Prozesstemperatur
LFT, 158 Seiten, 87 Bilder, 10 Tab.
2005. ISBN 3-87525-213-6.

Band 154: Rüdiger Holzmann
Strategien zur nachhaltigen Optimierung von Qualität und Zuverlässigkeit in der Fertigung hochintegrierter Flachbaugruppen
FAPS, 186 Seiten, 99 Bilder, 19 Tab.
2005. ISBN 3-87525-217-9.

Band 155: Marco Nock
Biegeumformen mit Elastomerwerkzeugen Modellierung, Prozessauslegung und Abgrenzung des Verfahrens am Beispiel des Rohrbiegens
LFT, 164 Seiten, 85 Bilder, 13 Tab.
2005. ISBN 3-87525-218-7.

Band 156: Frank Niebling
Qualifizierung einer Prozesskette zum Laserstrahlsintern metallischer Bauteile
LFT, 148 Seiten, 89 Bilder, 3 Tab.
2005. ISBN 3-87525-219-5.

Band 157: Markus Meiler
Großserientauglichkeit trockenschmierstoffbeschichteter Aluminiumbleche im Presswerk Grundlegende Untersuchungen zur Triologie, zum Umformverhalten und Bauteilversuche
LFT, 104 Seiten, 57 Bilder, 21 Tab.
2005. ISBN 3-87525-221-7.

Band 158: Agus Sutanto
Solution Approaches for Planning of Assembly Systems in Three-Dimensional Virtual Environments
FAPS, 169 Seiten, 98 Bilder, 3 Tab.
2005. ISBN 3-87525-220-9.

Band 159: Matthias Boiger
Hochleistungssysteme für die Fertigung elektronischer Baugruppen auf der Basis flexibler Schaltungsträger
FAPS, 175 Seiten, 111 Bilder, 8 Tab.
2005. ISBN 3-87525-222-5.

Band 160: Matthias Pitz
Laserunterstütztes Biegen höchstfester Mehrphasenstähle
LFT, 120 Seiten, 73 Bilder, 11 Tab.
2005. ISBN 3-87525-223-3.

Band 161: Meik Vahl
Beitrag zur gezielten Beeinflussung des Werkstoffflusses beim Innenhochdruck-Umformen von Blechen
LFT, 165 Seiten, 94 Bilder, 15 Tab.
2005. ISBN 3-87525-224-1.

Band 162: Peter K. Kraus
Plattformstrategien - Realisierung einer varianz- und kostenoptimierten Wertschöpfung
FAPS, 181 Seiten, 95 Bilder, 0 Tab.
2005. ISBN 3-87525-226-8.

Band 163: Adrienn Cser
Laserstrahlschmelzabtrag - Prozessanalyse und -modellierung
LFT, 146 Seiten, 79 Bilder, 3 Tab.
2005. ISBN 3-87525-227-6.

Band 164: Markus C. Hahn
Grundlegende Untersuchungen zur Herstellung von Leichtbauverbundstrukturen mit Aluminiumschaumkern
LFT, 143 Seiten, 60 Bilder, 16 Tab.
2005. ISBN 3-87525-228-4.

Band 165: Gordana Michos
Mechatronische Ansätze zur Optimierung von Vorschubachsen
FAPS, 146 Seiten, 87 Bilder, 17 Tab.
2005. ISBN 3-87525-230-6.

Band 166: Markus Stark
Auslegung und Fertigung hochpräziser Faser-Kollimator-Arrays
LFT, 158 Seiten, 115 Bilder, 11 Tab.
2005. ISBN 3-87525-231-4.

Band 167: Yurong Zhou
Kollaboratives Engineering Management in der integrierten virtuellen Entwicklung der Anlagen für die Elektronikproduktion
FAPS, 156 Seiten, 84 Bilder, 6 Tab.
2005. ISBN 3-87525-232-2.

Band 168: Werner Enser
Neue Formen permanenter und lösbarer elektrischer Kontaktierungen für mechatronische Baugruppen
FAPS, 190 Seiten, 112 Bilder, 5 Tab.
2005. ISBN 3-87525-233-0.

Band 169: Katrin Melzer
Integrierte Produktpolitik bei elektrischen und elektronischen Geräten zur Optimierung des Product-Life-Cycle
FAPS, 155 Seiten, 91 Bilder, 17 Tab.
2005. ISBN 3-87525-234-9.

Band 170: Alexander Putz
Grundlegende Untersuchungen zur Erfassung der realen Vorspannung von armierten Kaltfließpresswerkzeugen mittels Ultraschall
LFT, 137 Seiten, 71 Bilder, 15 Tab.
2006. ISBN 3-87525-237-3.

Band 171: Martin Prechtel
Automatisiertes Schichtverfahren für metallische Folien - System- und Prozesstechnik
LFT, 154 Seiten, 45 Bilder, 7 Tab.
2006. ISBN 3-87525-238-1.

Band 172: Markus Meidert
Beitrag zur deterministischen Lebensdauerabschätzung von Werkzeugen der Kaltmassivumformung
LFT, 131 Seiten, 78 Bilder, 9 Tab.
2006. ISBN 3-87525-239-X.

Band 173: Bernd Müller
Robuste, automatisierte Montagesysteme durch adaptive Prozessführung und montageübergreifende Fehlerprävention am Beispiel flächiger Leichtbauteile
FAPS, 147 Seiten, 77 Bilder, 0 Tab.
2006. ISBN 3-87525-240-3.

Band 174: Alexander Hofmann
Hybrides Laserdurchstrahlschweißen von Kunststoffen
LFT, 136 Seiten, 72 Bilder, 4 Tab.
2006. ISBN 978-3-87525-243-9.

Band 175: Peter Wölflick

Innovative Substrate und Prozesse mit feinsten Strukturen für blei-freie Mechatronik-Anwendungen
FAPS, 177 Seiten, 148 Bilder, 24 Tab. 2006.

ISBN 978-3-87525-246-0.

Band 176: Attila Komlodi

Detection and Prevention of Hot Cracks during Laser Welding of Aluminium Alloys Using Advanced Simulation Methods

LFT, 155 Seiten, 89 Bilder, 14 Tab. 2006. ISBN 978-3-87525-248-4.

Band 177: Uwe Popp

Grundlegende Untersuchungen zum Laserstrahlstrukturieren von Kaltmassivumformwerkzeugen
LFT, 140 Seiten, 67 Bilder, 16 Tab. 2006. ISBN 978-3-87525-249-1.

Band 178: Veit Rückel

Rechnergestützte Ablaufplanung und Bahngenerierung Für kooperierende Industrieroboter
FAPS, 148 Seiten, 75 Bilder, 7 Tab. 2006. ISBN 978-3-87525-250-7.

Band 179: Manfred Dirscherl

Nicht-thermische Mikrojustiertechnik mittels ultrakurzer Laserpulse
LFT, 154 Seiten, 69 Bilder, 10 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-251-4.

Band 180: Yong Zhuo

Entwurf eines rechnergestützten integrierten Systems für Konstruktion und Fertigungsplanung räumlicher spritzgegossener Schalungsträger (3D-MID)
FAPS, 181 Seiten, 95 Bilder, 5 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-253-8.

Band 181: Stefan Lang

Durchgängige Mitarbeiterinformation zur Steigerung von Effizienz und Prozesssicherheit in der Produktion
FAPS, 172 Seiten, 93 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-257-6.

Band 182: Hans-Joachim Krauß

Laserstrahlinduzierte Pyrolyse präkeramischer Polymere
LFT, 171 Seiten, 100 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-258-3.

Band 183: Stefan Junker

Technologien und Systemlösungen für die flexibel automatisierte Bestückung permanent erregter Läufer mit oberflächenmontierten Dauermagneten
FAPS, 173 Seiten, 75 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-259-0.

Band 184: Rainer Kohlbauer

Wissensbasierte Methoden für die simulationsgestützte Auslegung wirkmedienbasierter Blechumformprozesse
LFT, 135 Seiten, 50 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-260-6.

Band 185: Klaus Lamprecht

Wirkmedienbasierte Umformung tiefgezogener Vorformen unter besonderer Berücksichtigung maßgeschneiderter Halbzeuge
LFT, 137 Seiten, 81 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-265-1.

Band 186: Bernd Zolleiß

Optimierte Prozesse und Systeme für die Bestückung mechatronischer Baugruppen
FAPS, 180 Seiten, 117 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-266-8.

Band 187: Michael Kerausch

Simulationsgestützte Prozessauslegung für das Umformen lokal wärmebehandelter Aluminiumplattinen
LFT, 146 Seiten, 76 Bilder, 7 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-267-5.

Band 188: Matthias Weber

Unterstützung der Wandlungsfähigkeit von Produktionsanlagen durch innovative Softwaresysteme
FAPS, 183 Seiten, 122 Bilder, 3 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-269-9.

Band 189: Thomas Frick

Untersuchung der prozessbestimmenden Strahl-Stoff-Wechselwirkungen beim Laserstrahl-schweißen von Kunststoffen
LFT, 104 Seiten, 62 Bilder, 8 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-268-2.

Band 190: Joachim Hecht

Werkstoffcharakterisierung und Prozessauslegung für die wirkmedienbasierte Doppelblech-Umformung von Magnesiumlegierungen
LFT, 107 Seiten, 91 Bilder, 2 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-270-5.

Band 191: Ralf Völkl

Stochastische Simulation zur Werkzeuglebensdaueroptimierung und Präzisionsfertigung in der Kaltmassivumformung
LFT, 178 Seiten, 75 Bilder, 12 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-272-9.

Band 192: Massimo Tolazzi

Innenhochdruck-Umformen verstärkter Blech-Rahmenstrukturen
LFT, 164 Seiten, 85 Bilder, 7 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-273-6.

Band 193: Cornelia Hoff

Untersuchung der Prozesseinflussgrößen beim Presshärten des höchstfesten Vergütungsstahls 22MnB5
LFT, 133 Seiten, 92 Bilder, 5 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-275-0.

Band 194: Christian Alvarez

Simulationsgestützte Methoden zur effizienten Gestaltung von Lötprozessen in der Elektronikproduktion
FAPS, 149 Seiten, 86 Bilder, 8 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-277-4.

Band 195: Andreas Kunze

Automatisierte Montage von makromechatronischen Modulen zur flexiblen Integration in hybride Pkw-Bordnetze
FAPS, 160 Seiten, 90 Bilder, 14 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-278-1.

Band 196: Wolfgang Hußnätter

Grundlegende Untersuchungen zur experimentellen Ermittlung und zur Modellierung von Fließortkurven bei erhöhten Temperaturen
LFT, 152 Seiten, 73 Bilder, 21 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-279-8.

Band 197: Thomas Bigl

Entwicklung, angepasste Herstellungsverfahren und erweiterte Qualitätssicherung von einsatzgerechten elektronischen Baugruppen
FAPS, 175 Seiten, 107 Bilder, 14 Tab.
2008. ISBN 978-3-87525-280-4.

Band 198: Stephan Roth

Grundlegende Untersuchungen zum Excimerlaserstrahl-Abtragen unter Flüssigkeitsfilmen
LFT, 113 Seiten, 47 Bilder, 14 Tab.
2008. ISBN 978-3-87525-281-1.

Band 199: Artur Giera

Prozesstechnische Untersuchungen zum Rührreißschweißen metallischer Werkstoffe
LFT, 179 Seiten, 104 Bilder, 36 Tab.
2008. ISBN 978-3-87525-282-8.

Band 200: Jürgen Lechler

Beschreibung und Modellierung des Werkstoffverhaltens von presshärtbaren Bor-Manganstählen
LFT, 154 Seiten, 75 Bilder, 12 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-286-6.

Band 201: Andreas Blankl

Untersuchungen zur Erhöhung der Prozessrobustheit bei der Innenhochdruck-Umformung von flächigen Halbzeugen mit vor- bzw. nachgeschalteten Laserstrahlfügeoperationen
LFT, 120 Seiten, 68 Bilder, 9 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-287-3.

Band 202: Andreas Schaller

Modellierung eines nachfrageorientierten Produktionskonzeptes für mobile Telekommunikationsgeräte
FAPS, 120 Seiten, 79 Bilder, 0 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-289-7.

Band 203: Claudius Schimpf

Optimierung von Zuverlässigkeitsuntersuchungen, Prüfabläufen und Nacharbeitsprozessen in der Elektronikproduktion
FAPS, 162 Seiten, 90 Bilder, 14 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-290-3.

Band 204: Simon Dietrich

Sensoriken zur Schwerpunktslagebestimmung der optischen Prozessmissionen beim Laserstrahl-tiefschweißen
LFT, 138 Seiten, 70 Bilder, 5 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-292-7.

Band 205: Wolfgang Wolf

Entwicklung eines agentenbasierten Steuerungssystems zur Materialflussorganisation im wandelbaren Produktionsumfeld
FAPS, 167 Seiten, 98 Bilder.
2009. ISBN 978-3-87525-293-4.

Band 206: Steffen Polster

Laserdurchstrahlschweißen transparenter Polymerbauteile
LFT, 160 Seiten, 92 Bilder, 13 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-294-1.

Band 207: Stephan Manuel Dörfel

Rührreißschweißen von walzplattiertem Halbzeug und Aluminiumblech zur Herstellung flächiger Aluminiumschaum-Sandwich-Verbundstrukturen
LFT, 190 Seiten, 98 Bilder, 5 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-295-8.

Band 208: Uwe Vogt

Seriennahe Auslegung von Aluminium Tailored Heat Treated Blanks
LFT, 151 Seiten, 68 Bilder, 26 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-296-5.

Band 209: Till Laumann

Qualitative und quantitative Bewertung der Crashtauglichkeit von höchstfesten Stählen
LFT, 117 Seiten, 69 Bilder, 7 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-299-6.

Band 210: Alexander Diehl

Größeneffekte bei Biegeprozessen-Entwicklung einer Methodik zur Identifikation und Quantifizierung
LFT, 180 Seiten, 92 Bilder, 12 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-302-3.

Band 211: Detlev Staud

Effiziente Prozesskettenauslegung für das Umformen lokal wärmebehandelter und geschweißter Aluminiumbleche
LFT, 164 Seiten, 72 Bilder, 12 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-303-0.

Band 212: Jens Ackermann

Prozesssicherung beim Laserdurchstrahlschweißen thermoplastischer Kunststoffe
LPT, 129 Seiten, 74 Bilder, 13 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-305-4.

Band 213: Stephan Weidel

Grundlegende Untersuchungen zum Kontaktzustand zwischen Werkstück und Werkzeug bei umformtechnischen Prozessen unter tribologischen Gesichtspunkten
LFT, 144 Seiten, 67 Bilder, 11 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-307-8.

Band 214: Stefan Geißdörfer

Entwicklung eines mesoskopischen Modells zur Abbildung von Größeneffekten in der Kaltmassivumformung mit Methoden der FE-Simulation
LFT, 133 Seiten, 83 Bilder, 11 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-308-5.

Band 215: Christian Matzner

Konzeption produktspezifischer Lösungen zur Robustheitssteigerung elektronischer Systeme gegen die Einwirkung von Betaung im Automobil
FAPS, 165 Seiten, 93 Bilder, 14 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-309-2.

Band 216: Florian Schüßler

Verbindungs- und Systemtechnik für thermisch hochbeanspruchte und miniaturisierte elektronische Baugruppen
FAPS, 184 Seiten, 93 Bilder, 18 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-310-8.

Band 217: Massimo Cojutti

Strategien zur Erweiterung der Prozessgrenzen bei der Innenhochdruck-Umformung von Rohren und Blechpaaren
LFT, 125 Seiten, 56 Bilder, 9 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-312-2.

Band 218: Raoul Plettke

Mehrriterielle Optimierung komplexer Aktorsysteme für das Laserstrahljustieren
LFT, 152 Seiten, 25 Bilder, 3 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-315-3.

Band 219: Andreas Dobroschke
Flexible Automatisierungslösungen für die Fertigung wickeltechnischer Produkte
FAPS, 184 Seiten, 109 Bilder, 18 Tab. 2011.
ISBN 978-3-87525-317-7.

Band 220: Azhar Zam
Optical Tissue Differentiation for Sensor-Controlled Tissue-Specific Laser Surgery
LPT, 99 Seiten, 45 Bilder, 8 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-318-4.

Band 221: Michael Rösch
Potenziale und Strategien zur Optimierung des Schablonendruckprozesses in der Elektronikproduktion
FAPS, 192 Seiten, 127 Bilder, 19 Tab. 2011.
ISBN 978-3-87525-319-1.

Band 222: Thomas Rechtenwald
Quasi-isothermes Laserstrahlinsitern von Hochtemperatur-Thermoplasten - Eine Betrachtung werkstoff-prozessspezifischer Aspekte am Beispiel PEEK
LPT, 150 Seiten, 62 Bilder, 8 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-320-7.

Band 223: Daniel Craiovan
Prozesse und Systemlösungen für die SMT-Montage optischer Bauelemente auf Substrate mit integrierten Lichtwellenleitern
FAPS, 165 Seiten, 85 Bilder, 8 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-324-5.

Band 224: Kay Wagner
Beanspruchungsangepasste Kaltmassivumformwerkzeuge durch lokal optimierte Werkzeugoberflächen
LFT, 147 Seiten, 103 Bilder, 17 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-325-2.

Band 225: Martin Brandhuber
Verbesserung der Prognosegüte des Versagens von Punktschweißverbindungen bei höchstfesten Stahlgüten
LFT, 155 Seiten, 91 Bilder, 19 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-327-6.

Band 226: Peter Sebastian Feuer
Ein Ansatz zur Herstellung von pressgehärteten Karosseriekomponenten mit maßgeschneiderten mechanischen Eigenschaften: Temperierte Umformwerkzeuge. Prozessfenster, Prozesssimulation und funktionale Untersuchung
LFT, 195 Seiten, 97 Bilder, 60 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-328-3.

Band 227: Murat Arbak
Material Adapted Design of Cold Forging Tools Exemplified by Powder Metallurgical Tool Steels and Ceramics
LFT, 109 Seiten, 56 Bilder, 8 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-330-6.

Band 228: Indra Pitz
Beschleunigte Simulation des Laserstrahlumformens von Aluminiumblechen
LPT, 137 Seiten, 45 Bilder, 27 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-333-7.

Band 229: Alexander Grimm
Prozessanalyse und -überwachung des Laserstrahlhartlötens mittels optischer Sensorik
LPT, 125 Seiten, 61 Bilder, 5 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-334-4.

Band 230: Markus Kaupper
Biegen von höhenfesten Stahlblechwerkstoffen - Umformverhalten und Grenzen der Biegebarkeit
LFT, 160 Seiten, 57 Bilder, 10 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-339-9.

Band 231: Thomas Kroiß
Modellbasierte Prozessauslegung für die Kaltmassivumformung unter Berücksichtigung der Werkzeug- und Pressenauffederung
LFT, 169 Seiten, 50 Bilder, 19 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-341-2.

Band 232: Christian Goth
Analyse und Optimierung der Entwicklung und Zuverlässigkeit räumlicher Schaltungsträger (3D-MID)
FAPS, 176 Seiten, 102 Bilder, 22 Tab. 2012.
ISBN 978-3-87525-340-5.

Band 233: Christian Ziegler
Ganzheitliche Automatisierung mechatronischer Systeme in der Medizin am Beispiel Strahlentherapie
FAPS, 170 Seiten, 71 Bilder, 19 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-342-9.

Band 234: Florian Albert
Automatisiertes Laserstrahlhüten und -reparaturhüten elektronischer Baugruppen
LPT, 127 Seiten, 78 Bilder, 11 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-344-3.

Band 235: Thomas Stöhr
Analyse und Beschreibung des mechanischen Werkstoffverhaltens von presshärtbaren Bor-Manganstählen
LFT, 118 Seiten, 74 Bilder, 18 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-346-7.

Band 236: Christian Kägeler
Prozessdynamik beim Laserstrahlschweißen verzinkter Stahlbleche im Überlappstoß
LPT, 145 Seiten, 80 Bilder, 3 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-347-4.

Band 237: Andreas Sulzberger
Seriennahe Auslegung der Prozesskette zur wärmeunterstützten Umformung von Aluminiumblechwerkstoffen
LFT, 153 Seiten, 87 Bilder, 17 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-349-8.

Band 238: Simon Opel
Herstellung prozessangepasster Halbzeuge mit variabler Blechdicke durch die Anwendung von Verfahren der Blechmassivumformung
LFT, 165 Seiten, 108 Bilder, 27 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-350-4.

Band 239: Rajesh Kanawade
In-vivo Monitoring of Epithelium Vessel and Capillary Density for the Application of Detection of Clinical Shock and Early Signs of Cancer Development
LPT, 124 Seiten, 58 Bilder, 15 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-351-1.

Band 240: Stephan Busse
Entwicklung und Qualifizierung eines Schneidclinchverfahrens
LFT, 119 Seiten, 86 Bilder, 20 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-352-8.

Band 241: Karl-Heinz Leitz
Mikro- und Nanostrukturierung mit kurz- und ultrakurz gepulster Laserstrahlung
LPT, 154 Seiten, 71 Bilder, 9 Tab.
2013. ISBN 978-3-87525-355-9.

Band 242: Markus Michl
Webbasierte Ansätze zur ganzheitlichen technischen Diagnose
FAPS, 182 Seiten, 62 Bilder, 20 Tab.
2013.
ISBN 978-3-87525-356-6.

Band 243: Vera Sturm
Einfluss von Chargenschwankungen auf die Verarbeitungsgrenzen von Stahlwerkstoffen
LFT, 113 Seiten, 58 Bilder, 9 Tab.
2013. ISBN 978-3-87525-357-3.

Band 244: Christian Neudel
Mikrostrukturelle und mechanisch-technologische Eigenschaften widerstandspunktesgeschweißter Aluminium-Stahl-Verbindungen für den Fahrzeugbau
LFT, 178 Seiten, 171 Bilder, 31 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-358-0.

Band 245: Anja Neumann
Konzept zur Beherrschung der Prozessschwankungen im Presswerk
LFT, 162 Seiten, 68 Bilder, 15 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-360-3.

Band 246: Ulf-Hermann Quentin
Laserbasierte Nanostrukturierung mit optisch positionierten Mikrolinsen
LPT, 137 Seiten, 89 Bilder, 6 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-361-0.

Band 247: Erik Lamprecht
Der Einfluss der Fertigungsverfahren auf die Wirbelstromverluste von Stator-Einzelzahnblechpaketen für den Einsatz in Hybrid- und Elektrofahrzeugen
FAPS, 148 Seiten, 138 Bilder, 4 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-362-7.

Band 248: Sebastian Rösel
Wirkmedienbasierte Umformung von Blechhalbzeugen unter Anwendung magnetorheologischer Flüssigkeiten als kombiniertes Wirk- und Dichtmedium
LFT, 148 Seiten, 61 Bilder, 12 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-363-4.

Band 249: Paul Hippchen
Simulative Prognose der Geometrie indirekt pressgehärteter Karosseriebauteile für die industrielle Anwendung
LFT, 163 Seiten, 89 Bilder, 12 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-364-1.

Band 250: Martin Zubeil
Versagensprognose bei der Prozesssimulation von Biegeumform- und Falzverfahren
LFT, 171 Seiten, 90 Bilder, 5 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-365-8.

Band 251: Alexander Kühn
Flexible Automatisierung der Statormontage mit Hilfe einer universellen ambidexteren Kinematik
FAPS, 142 Seiten, 60 Bilder, 26 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-367-2.

Band 252: Thomas Albrecht
Optimierte Fertigungstechnologien für Rotoren getriebeintegrierter PM-Synchronmotoren von Hybridfahrzeugen
FAPS, 198 Seiten, 130 Bilder, 38 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-368-9.

Band 253: Florian Risch
Planning and Production Concepts for Contactless Power Transfer Systems for Electric Vehicles
FAPS, 185 Seiten, 125 Bilder, 13 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-369-6.

Band 254: Markus Weigl
Laserstrahlschweißen von Mischverbindungen aus austenitischen und ferritischen korrosionsbeständigen Stahlwerkstoffen
LPT, 184 Seiten, 110 Bilder, 6 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-370-2.

Band 255: Johannes Noneder
Beanspruchungserfassung für die Validierung von FE-Modellen zur Auslegung von Massivumformwerkzeugen
LFT, 161 Seiten, 65 Bilder, 14 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-371-9.

Band 256: Andreas Reinhardt
Ressourceneffiziente Prozess- und Produktionstechnologie für flexible Schaltungsträger
FAPS, 123 Seiten, 69 Bilder, 19 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-373-3.

Band 257: Tobias Schmuck
Ein Beitrag zur effizienten Gestaltung globaler Produktions- und Logistiknetzwerke mittels Simulation
FAPS, 151 Seiten, 74 Bilder.
2014.
ISBN 978-3-87525-374-0.

Band 258: Bernd Eichenhüller
Untersuchungen der Effekte und Wechselwirkungen charakteristischer Einflussgrößen auf das Umformverhalten bei Mikroumformprozessen
LFT, 127 Seiten, 29 Bilder, 9 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-375-7.

Band 259: Felix Lütteke
Vielseitiges autonomes Transportsystem basierend auf Weltmodellerstellung mittels Datenfusion von Deckenkameras und Fahrzeugsensoren
FAPS, 152 Seiten, 54 Bilder, 20 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-376-4.

Band 260: Martin Grüner
Hochdruck-Blechumformung mit formlos festen Stoffen als Wirkmedium
LFT, 144 Seiten, 66 Bilder, 29 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-379-5.

Band 261: Christian Brock
Analyse und Regelung des Laserstrahl-tiefschweißprozesses durch Detektion der Metall dampffackelposition
LPT, 126 Seiten, 65 Bilder, 3 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-380-1.

Band 262: Peter Vatter
Sensitivitätsanalyse des 3-Rollen-Schubbiegens auf Basis der Finite Elemente Methode
LFT, 145 Seiten, 57 Bilder, 26 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-381-8.

Band 263: Florian Klämpfl
Planung von Laserbestrahlungen durch simulationsbasierte Optimierung
LPT, 169 Seiten, 78 Bilder, 32 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-384-9.

Band 264: Matthias Domke

Transiente physikalische Mechanismen bei der Laserablation von dünnen Metallschichten
LPT, 133 Seiten, 43 Bilder, 3 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-385-6.

Band 265: Johannes Götz

Community-basierte Optimierung des Anlagenengineerings
FAPS, 177 Seiten, 80 Bilder, 30 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-386-3.

Band 266: Hung Nguyen

Qualifizierung des Potentials von Verfestigungseffekten zur Erweiterung des Umformvermögens aus-härtbarer Aluminiumlegierungen
LFT, 137 Seiten, 57 Bilder, 16 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-387-0.

Band 267: Andreas Kuppert

Erweiterung und Verbesserung von Versuchs- und Auswertetechniken für die Bestimmung von Grenzformänderungskurven
LFT, 138 Seiten, 82 Bilder, 2 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-388-7.

Band 268: Kathleen Klaus

Erstellung eines Werkstofforientierten Fertigungsprozessfensters zur Steigerung des Formgebungsvermögens von Aluminiumlegierungen unter Anwendung einer zwischengeschalteten Wärmebehandlung
LFT, 154 Seiten, 70 Bilder, 8 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-391-7.

Band 269: Thomas Svec

Untersuchungen zur Herstellung von funktionsoptimierten Bauteilen im partiellen Presshärteprozess mittels lokal unterschiedlich temperierter Werkzeuge
LFT, 166 Seiten, 87 Bilder, 15 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-392-4.

Band 270: Tobias Schrader

Grundlegende Untersuchungen zur Verschleißcharakterisierung beschichteter Kaltmassivumformwerkzeuge
LFT, 164 Seiten, 55 Bilder, 11 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-393-1.

Band 271: Matthäus Brela

Untersuchung von Magnetfeld-Messmethoden zur ganzheitlichen Wertschöpfungsoptimierung und Fehlerdetektion an magnetischen Aktoren
FAPS, 170 Seiten, 97 Bilder, 4 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-394-8.

Band 272: Michael Wieland

Entwicklung einer Methode zur Prognose adhäsiven Verschleißes an Werkzeugen für das direkte Presshärten
LFT, 156 Seiten, 84 Bilder, 9 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-395-5.

Band 273: René Schramm

Strukturierte additive Metallisierung durch kaltaktives Atmosphärendruckplasma
FAPS, 136 Seiten, 62 Bilder, 15 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-396-2.

Band 274: Michael Lechner

Herstellung beanspruchungsangepasster Aluminiumblechhalbzeuge durch eine maßgeschneiderte Variation der Abkühlgeschwindigkeit nach Lösungsglühen
LFT, 136 Seiten, 62 Bilder, 15 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-397-9.

Band 275: Kolja Andreas

Einfluss der Oberflächenbeschaffenheit auf das Werkzeugeinsatzverhalten beim Kaltfließpressen
LFT, 169 Seiten, 76 Bilder, 4 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-398-6.

Band 276: Marcus Baum

Laser Consolidation of ITO Nanoparticles for the Generation of Thin Conductive Layers on Transparent Substrates
LPT, 158 Seiten, 75 Bilder, 3 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-399-3.

Band 277: Thomas Schneider

Umformtechnische Herstellung dünnwandiger Funktionsbauteile aus Feinblech durch Verfahren der Blechmassivumformung
LFT, 188 Seiten, 95 Bilder, 7 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-401-3.

Band 278: Jochen Merhof

Sematische Modellierung automatisierter Produktionssysteme zur Verbesserung der IT-Integration zwischen Anlagen-Engineering und Steuerungsebene
FAPS, 157 Seiten, 88 Bilder, 8 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-402-0.

Band 279: Fabian Zöller

Erarbeitung von Grundlagen zur Abbildung des tribologischen Systems in der Umformsimulation
LFT, 126 Seiten, 51 Bilder, 3 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-403-7.

Band 280: Christian Hezler

Einsatz technologischer Versuche zur Erweiterung der Versagensvorhersage bei Karosseriebauteilen aus höchstfesten Stählen
LFT, 147 Seiten, 63 Bilder, 44 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-404-4.

Band 281: Jochen Bönig

Integration des Systemverhaltens von Automobil-Hochvoltleitungen in die virtuelle Absicherung durch strukturmechanische Simulation
FAPS, 177 Seiten, 107 Bilder, 17 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-405-1.

Band 282: Johannes Kohl

Automatisierte Datenerfassung für diskret ereignisorientierte Simulationen in der energieflexiblen Fabrik
FAPS, 160 Seiten, 80 Bilder, 27 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-406-8.

Band 283: Peter Bechtold

Mikroschockwellenumformung mittels ultrakurzer Laserpulse
LPT, 155 Seiten, 59 Bilder, 10 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-407-5.

Band 284: Stefan Berger

Laserstrahlschweißen thermoplastischer Kohlenstofffaserverbundwerkstoffe mit spezifischem Zusatzdraht
LPT, 118 Seiten, 68 Bilder, 9 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-408-2.

Band 285: Martin Bornschlegl

Methods-Energy Measurement - Eine Methode zur Energieplanung für Fügeverfahren im Karosseriebau

FAPS, 136 Seiten, 72 Bilder, 46 Tab. 2016.

ISBN 978-3-87525-409-9.

Band 286: Tobias Rackow

Erweiterung des Unternehmenscontrollings um die Dimension Energie

FAPS, 164 Seiten, 82 Bilder, 29 Tab. 2016.

ISBN 978-3-87525-410-5.

Band 287: Johannes Koch

Grundlegende Untersuchungen zur Herstellung zyklisch-symmetrischer Bauteile mit Nebenformelementen durch Blechmassivumformung

LFT, 125 Seiten, 49 Bilder, 17 Tab.

2016. ISBN 978-3-87525-411-2.

Band 288: Hans Ulrich Vierzigmann

Beitrag zur Untersuchung der tribologischen Bedingungen in der Blechmassivumformung - Bereitstellung von tribologischen Modellversuchen und Realisierung von Tailored Surfaces

LFT, 174 Seiten, 102 Bilder, 34 Tab. 2016. ISBN 978-3-87525-412-9.

Band 289: Thomas Senner

Methodik zur virtuellen Absicherung der formgebenden Operation des Nasspressprozesses von Gelege-Mehrschichtverbunden

LFT, 156 Seiten, 96 Bilder, 21 Tab.

2016. ISBN 978-3-87525-414-3.

Band 290: Sven Kreitlein

Der grundoperationsspezifische Mindestenergiebedarf als Referenzwert zur Bewertung der Energieeffizienz in der Produktion

FAPS, 185 Seiten, 64 Bilder, 30 Tab. 2016.

ISBN 978-3-87525-415-0.

Band 291: Christian Roos

Remote-Laserstrahlschweißen verzinkter Stahlbleche in Kehlnahtgeometrie

LPT, 123 Seiten, 52 Bilder, 0 Tab.

2016. ISBN 978-3-87525-416-7.

Band 292: Alexander Kahrmanidis

Thermisch unterstützte Umformung von Aluminiumblechen LFT, 165 Seiten, 103 Bilder, 18 Tab. 2016. ISBN 978-3-87525-417-4.

Band 293: Jan Tremel

Flexible Systems for Permanent Magnet Assembly and Magnetic Rotor Measurement / Flexible Systeme zur Montage von Permanentmagneten und zur Messung magnetischer Rotoren

FAPS, 152 Seiten, 91 Bilder, 12 Tab.

2016. ISBN 978-3-87525-419-8.

Band 294: Ioannis Tsoupis

Schädigungs- und Versagensverhalten hochfester Leichtbawerkstoffe unter Biegebeanspruchung LFT, 176 Seiten, 51 Bilder, 6 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-420-4.

Band 295: Sven Hildering

Grundlegende Untersuchungen zum Prozessverhalten von Silizium als Werkzeugwerkstoff für das Mikroscherschneiden metallischer Folien

LFT, 177 Seiten, 74 Bilder, 17 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-422-8.

Band 296: Sasia Mareike Hertweck

Zeitliche Pulsformung in der Lasermikromaterialbearbeitung - Grundlegende Untersuchungen und Anwendungen

LPT, 146 Seiten, 67 Bilder, 5 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-423-5.

Band 297: Paryanto

Mechatronic Simulation Approach for the Process Planning of Energy-Efficient Handling Systems FAPS, 162 Seiten, 86 Bilder, 13 Tab. 2017. ISBN 978-3-87525-424-2.

Band 298: Peer Stenzel

Großserientaugliche Nadelwickeltechnik für verteilte Wicklungen im Anwendungsfall der E-Traktionsantriebe

FAPS, 239 Seiten, 147 Bilder, 20

Tab. 2017.

ISBN 978-3-87525-425-9.

Band 299: Mario Lušić

Ein Vorgehensmodell zur Erstellung montageführender Werkerinformationssysteme simultan zum Produktentstehungsprozess

FAPS, 174 Seiten, 79 Bilder, 22 Tab. 2017.

ISBN 978-3-87525-426-6.

Band 300: Arnd Buschhaus

Hochpräzise adaptive Steuerung und Regelung robotergeführter Prozesse

FAPS, 202 Seiten, 96 Bilder, 4 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-427-3.

Band 301: Tobias Laumer

Erzeugung von thermoplastischen Werkstoffverbunden mittels simultanem, intensitätsselektivem Laserstrahlschmelzen

LPT, 140 Seiten, 82 Bilder, 0 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-428-0.

Band 302: Nora Unger

Untersuchung einer thermisch unterstützten Fertigungskette zur Herstellung umgeformter Bauteile aus der härtesten Aluminiumlegierung EN AW-7020

LFT, 142 Seiten, 53 Bilder, 8 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-429-7.

Band 303: Tommaso Stellin

Design of Manufacturing Processes for the Cold Bulk Forming of Small Metal Components from Metal Strip

LFT, 146 Seiten, 67 Bilder, 7 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-430-3.

Band 304: Bassim Bachy

Experimental Investigation, Modeling, Simulation and Optimization of Molded Interconnect Devices (MID) Based on Laser Direct Structuring (LDS) / Experimentelle Untersuchung, Modellierung, Simulation und Optimierung von Molded Interconnect Devices (MID) basierend auf Laser Direktstrukturierung (LDS)

FAPS, 168 Seiten, 120 Bilder, 26 Tab. 2017.

ISBN 978-3-87525-431-0.

Band 305: Michael Spahr

Automatisierte Kontaktierungsverfahren für flachleiterbasierte Pkw-Bordnetzsysteme

FAPS, 197 Seiten, 98 Bilder, 17 Tab.

2017. ISBN 978-3-87525-432-7.

Band 306: Sebastian Suttner
Charakterisierung und Modellierung des Spannungszustandsabhängigen Werkstoffverhaltens der Magnesiumlegierung AZ31B für die numerische Prozessauslegung LFT, 150 Seiten, 84 Bilder, 19 Tab. 2017. ISBN 978-3-87525-433-4.

Band 307: Bhargav Potdar
A reliable methodology to deduce thermo-mechanical flow behaviour of hot stamping steels LFT, 203 Seiten, 98 Bilder, 27 Tab. 2017. ISBN 978-3-87525-436-5.

Band 308: Maria Löffler
Steuerung von Blechmassivumformprozessen durch maßgeschneiderte tribologische Systeme LFT, viii u. 166 Seiten, 90 Bilder, 5 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-133-1.

Band 309: Martin Müller
Untersuchung des kombinierten Trenn- und Umformprozesses beim Fügen artungleicher Werkstoffe mittels Schneidclinverfahren LFT, xi u. 149 Seiten, 89 Bilder, 6 Tab. 2018. ISBN: 978-3-96147-135-5.

Band 310: Christopher Kästle
Qualifizierung der Kupfer-Drahtbondtechnologie für integrierte Leistungsmodule in harschen Umgebungsbedingungen FAPS, xii u. 167 Seiten, 70 Bilder, 18 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-145-4.

Band 311: Daniel Vipavc
Eine Simulationsmethode für das 3-Rollen-Schubbiegen LFT, xiii u. 121 Seiten, 56 Bilder, 17 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-147-8.

Band 312: Christina Ramer
Arbeitsraumüberwachung und autonome Bahnplanung für ein sicheres und flexibles Roboter-Assistenzsystem in der Fertigung FAPS, xiv u. 188 Seiten, 57 Bilder, 9 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-153-9.

Band 313: Miriam Rauer
Der Einfluss von Poren auf die Zuverlässigkeit der Lötverbindungen von Hochleistungs-Leuchtdioden FAPS, xii u. 209 Seiten, 108 Bilder, 21 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-157-7.

Band 314: Felix Tenner
Kamerabasierte Untersuchungen der Schmelze und Gasströmungen beim Laserstrahlschweißen verzinkter Stahlbleche LPT, xxiii u. 184 Seiten, 94 Bilder, 7 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-160-7.

Band 315: Aarief Syed-Khaja
Diffusion Soldering for High-temperature Packaging of Power Electronics FAPS, x u. 202 Seiten, 144 Bilder, 32 Tab. 2018. ISBN 978-3-87525-162-1.

Band 316: Adam Schaub
Grundlagenwissenschaftliche Untersuchung der kombinierten Prozesskette aus Umformen und Additive Fertigung LFT, xi u. 192 Seiten, 72 Bilder, 27 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-166-9.

Band 317: Daniel Gröbel
Herstellung von Nebenformelementen unterschiedlicher Geometrie an Blechen mittels Fließpressverfahren der Blechmassivumformung LFT, x u. 165 Seiten, 96 Bilder, 13 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-168-3.

Band 318: Philipp Hildenbrand
Entwicklung einer Methodik zur Herstellung von Tailored Blanks mit definierten Halbzeugeigenschaften durch einen Taumelprozess LFT, ix u. 153 Seiten, 77 Bilder, 4 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-174-4.

Band 319: Tobias Konrad
Simulative Auslegung der Spann- und Fixierkonzepte im Karosserie-rohbau: Bewertung der Baugruppenmaßhaltigkeit unter Berücksichtigung schwankender Einflussgrößen LFT, x u. 203 Seiten, 134 Bilder, 32 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-176-8.

Band 320: David Meinel
Architektur applikationsspezifischer Multi-Physics-Simulationskonfiguratoren am Beispiel modularer Triebzüge FAPS, xii u. 166 Seiten, 82 Bilder, 25 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-184-3.

Band 321: Andrea Zimmermann
Grundlegende Untersuchungen zum Einfluss fertigungsbedingter Eigenschaften auf die Ermüdungsfestigkeit kaltmassivumgeformter Bauteile LFT, ix u. 160 Seiten, 66 Bilder, 5 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-190-4.

Band 322: Christoph Amann
Simulative Prognose der Geometrie nassgepresster Karosseriebauteile aus Gelege-Mehrschichtverbunden LFT, xvi u. 169 Seiten, 80 Bilder, 13 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-194-2.

Band 323: Jennifer Tenner
Realisierung schmierstofffreier Tiefziehprozesse durch maßgeschneiderte Werkzeugoberflächen LFT, x u. 187 Seiten, 68 Bilder, 13 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-196-6.

Band 324: Susan Zöller
Mapping Individual Subjective Values to Product Design KTMfk, xi u. 223 Seiten, 81 Bilder, 25 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-202-4.

Band 325: Stefan Lutz
Erarbeitung einer Methodik zur semiempirischen Ermittlung der Umwandlungskinetik durchhärtender Wälzlagerstähle für die Wärmebehandlungssimulation LFT, xiv u. 189 Seiten, 75 Bilder, 32 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-209-3.

Band 326: Tobias Gnibl
Modellbasierte Prozesskettenabbildung rührreibgeschweißter Aluminiumhalbzeuge zur umformtechnischen Herstellung höchstfester Leichtbau-strukturteile LFT, xii u. 167 Seiten, 68 Bilder, 17 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-217-8.

Band 327: Johannes Bürner

Technisch-wirtschaftliche Optionen zur Lastflexibilisierung durch intelligente elektrische Wärmespeicher

FAPS, xiv u. 233 Seiten, 89 Bilder, 27 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-219-2.

Band 328: Wolfgang Böhm

Verbesserung des Umformverhaltens von mehrlagigen Aluminiumblechwerkstoffen mit ultrafeinkörnigem Gefüge

LFT, ix u. 160 Seiten, 88 Bilder, 14 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-227-7.

Band 329: Stefan Landkammer

Grundsatzuntersuchungen, mathematische Modellierung und Ableitung einer Auslegungsmethodik für Gelenkantriebe nach dem Spinnenbeinprinzip

LFT, xii u. 200 Seiten, 83 Bilder, 13 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-229-1.

Band 330: Stephan Rapp

Pump-Probe-Ellipsometrie zur Messung transients optischer Materialeigenschaften bei der Ultrakurzpuls-Lasermaterialbearbeitung

LPT, xi u. 143 Seiten, 49 Bilder, 2 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-235-2.

Band 331: Michael Scholz

Intralogistics Execution System mit integrierten autonomen, servicebasierten Transportentitäten

FAPS, xi u. 195 Seiten, 55 Bilder, 11 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-237-6.

Band 332: Eva Bogner

Strategien der Produktindividualisierung in der produzierenden Industrie im Kontext der Digitalisierung

FAPS, ix u. 201 Seiten, 55 Bilder, 28 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-246-8.

Band 333: Daniel Benjamin Krüger

Ein Ansatz zur CAD-integrierten muskuloskelettalen Analyse der Mensch-Maschine-Interaktion

KTmfk, x u. 217 Seiten, 102 Bilder, 7 Tab. 2019.

ISBN 978-3-96147-250-5.

Band 334: Thomas Kuhn

Qualität und Zuverlässigkeit laserdirektstrukturierter mechatronisch integrierter Baugruppen (LDS-MID)

FAPS, ix u. 152 Seiten, 69 Bilder, 12 Tab. 2019.

ISBN: 978-3-96147-252-9.

Band 335: Hans Fleischmann

Modellbasierte Zustands- und Prozessüberwachung auf Basis sozio-cyber-physischer Systeme

FAPS, xi u. 214 Seiten, 111 Bilder, 18 Tab. 2019.

ISBN: 978-3-96147-256-7.

Band 336: Markus Michalski

Grundlegende Untersuchungen zum Prozess- und Werkstoffverhalten bei schwingungsüberlagerter Umformung

LFT, xii u. 197 Seiten, 93 Bilder, 11 Tab. 2019.

ISBN: 978-3-96147-270-3.

Band 337: Markus Brandmeier

Ganzheitliches ontologiebasiertes Wissensmanagement im Umfeld der industriellen Produktion

FAPS, xi u. 255 Seiten, 77 Bilder, 33 Tab. 2020.

ISBN: 978-3-96147-275-8.

Band 338: Stephan Purr

Datenerfassung für die Anwendung lernender Algorithmen bei der Herstellung von Blechformteilen

LFT, ix u. 165 Seiten, 48 Bilder, 4 Tab. 2020.

ISBN: 978-3-96147-281-9.

Band 339: Christoph Kiener

Kaltfließpressen von gerad- und schrägverzahnten Zahnrädern

LFT, viii u. 151 Seiten, 81 Bilder, 3 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-287-1.

Band 340: Simon Spreng

Numerische, analytische und empirische Modellierung des Heißschweißprozesses

FAPS, xix u. 204 Seiten, 91 Bilder, 27 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-293-2.

Band 341: Patrik Schwingenschlögl

Erarbeitung eines Prozessverständnisses zur Verbesserung der tribologischen Bedingungen beim Presshärten

LFT, x u. 177 Seiten, 81 Bilder, 8 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-297-0.

Band 342: Emanuela Affronti

Evaluation of failure behaviour of sheet metals

LFT, ix u. 136 Seiten, 57 Bilder, 20 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-303-8.

Band 343: Julia Degner

Grundlegende Untersuchungen zur Herstellung hochfester Aluminiumblechbauteile in einem kombinierten Umform- und Abschreckprozess

LFT, x u. 172 Seiten, 61 Bilder, 9 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-307-6.

Band 344: Maximilian Wagner

Automatische Bahnplanung für die Aufteilung von Prozessbewegungen in synchrone Werkstück- und Werkzeugbewegungen mittels Multi-Roboter-Systemen

FAPS, xxi u. 181 Seiten, 111 Bilder, 15 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-309-0.

Band 345: Stefan Härter

Qualifizierung des Montageprozesses hochminiaturisierter elektronischer Bauelemente

FAPS, ix u. 194 Seiten, 97 Bilder, 28 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-314-4.

Band 346: Toni Donhauser

Ressourcenorientierte Auftragsregelung in einer hybriden Produktion mittels betriebsbegleitender Simulation

FAPS, xix u. 242 Seiten, 97 Bilder, 17 Tab. 2020.

ISBN 978-3-96147-316-8.

Band 347: Philipp Amend

Laserbasiertes Schmelzkleben von Thermoplasten mit Metallen LPT, xv u. 154 Seiten, 67 Bilder. 2020. ISBN 978-3-96147-326-7.

Band 348: Matthias Ehlert

Simulationsunterstützte funktionale Grenzlagenabsicherung KTMfk, xvi u. 300 Seiten, 101 Bilder, 73 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-328-1.

Band 349: Thomas Sander

Ein Beitrag zur Charakterisierung und Auslegung des Verbundes von Kunststoffsubstraten mit harten Dünnschichten KTMfk, xiv u. 178 Seiten, 88 Bilder, 21 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-330-4.

Band 350: Florian Pilz

Fließpressen von Verzahnungselementen an Blechen LFT, x u. 170 Seiten, 103 Bilder, 4 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-332-8.

Band 351: Sebastian Josef Katona

Evaluation und Aufbereitung von Produktsimulationen mittels abweichungsbehafteter Geometrie-Modelle KTMfk, ix u. 147 Seiten, 73 Bilder, 11 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-336-6.

Band 352: Jürgen Herrmann

Kumulatives Walzplattieren. Bewertung der Umformeigenschaften mehrlagiger Blechwerkstoffe der ausscheidungshärtbaren Legierung AA6014 LFT, x u. 157 Seiten, 64 Bilder, 5 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-344-1.

Band 353: Christof Küstner

Assistenzsystem zur Unterstützung der datengetriebenen Produktentwicklung KTMfk, xii u. 219 Seiten, 63 Bilder, 14 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-348-9.

Band 354: Tobias Gläsel

Prozessketten zum Laserstrahlschweißen von flachleiterbasierten Formspulenwicklungen für automobilen Traktionsantriebe FAPS, xiv u. 206 Seiten, 89 Bilder, 11 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-356-4.

Band 355: Andreas Meinel

Experimentelle Untersuchung der Auswirkungen von Axialschwingungen auf Reibung und Verschleiß in Zylinderrollenlagern KTMfk, xii u. 162 Seiten, 56 Bilder, 7 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-358-8.

Band 356: Hannah Riedle

Haptische, generische Modelle weicher anatomischer Strukturen für die chirurgische Simulation FAPS, xxx u. 179 Seiten, 82 Bilder, 35 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-367-0.

Band 357: Maximilian Landgraf

Leistungselektronik für den Einsatz dielektrischer Elastomere in aktorischen, sensorischen und integrierten sensomotorischen Systemen FAPS, xxiii u. 166 Seiten, 71 Bilder, 10 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-380-9.

Band 358: Alireza Esfandiyari

Multi-Objective Process Optimization for Overpressure Reflow Soldering in Electronics Production FAPS, xviii u. 175 Seiten, 57 Bilder, 23 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-382-3.

Band 359: Christian Sand

Prozessübergreifende Analyse komplexer Montageprozessketten mittels Data Mining FAPS, XV u. 168 Seiten, 61 Bilder, 12 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-398-4.

Band 360: Ralf Merk

Closed-Loop Control of a Storage-Supported Hybrid Compensation System for Improving the Power Quality in Medium Voltage Networks FAPS, xxvii u. 200 Seiten, 102 Bilder, 2 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-402-8.

Band 361: Thomas Reitberger

Additive Fertigung polymerer optischer Wellenleiter im Aerosol-Jet-Verfahren FAPS, xix u. 141 Seiten, 65 Bilder, 11 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-400-4.

Band 362: Marius Christian Fechter

Modellierung von Vorentwürfen in der virtuellen Realität mit natürlicher Fingerinteraktion KTMfk, x u. 188 Seiten, 67 Bilder, 19 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-404-2.

Band 363: Franziska Neubauer

Oberflächenmodifizierung und Entwicklung einer Auswertemethodik zur Verschleißcharakterisierung im Presshärteprozess LFT, ix u. 177 Seiten, 42 Bilder, 6 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-406-6.

Band 364: Eike Wolfram Schäfer

Web- und wissensbasierter Engineering-Konfigurator für roboterzentrierte Automatisierungslösungen FAPS, xxiv u. 195 Seiten, 108 Bilder, 25 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-410-3.

Band 365: Daniel Gross

Untersuchungen zur kohlenstoffdioxidbasierten kryogenen Minimalmengenschmierung REP, xii u. 184 Seiten, 56 Bilder, 18 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-412-7.

Band 366: Daniel Junker

Qualifizierung laser-additiv gefertigter Komponenten für den Einsatz im Werkzeugbau der Massivumformung LFT, vii u. 142 Seiten, 62 Bilder, 5 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-416-5.

Band 367: Tallal Javied

Totally Integrated Ecology Management for Resource Efficient and Eco-Friendly Production FAPS, xv u. 160 Seiten, 60 Bilder, 13 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-418-9.

Band 368: David Marco Hochrein

Wälzlager im Beschleunigungsfeld – Eine Analysestrategie zur Bestimmung des Reibungs-, Axialschub- und Temperaturverhaltens von Nadelkränzen – KTmfk, xiii u. 279 Seiten, 108 Bilder, 39 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-420-2.

Band 369: Daniel Gräf

Funktionalisierung technischer Oberflächen mittels prozessüberwachter aerosolbasierter Drucktechnologie FAPS, xxii u. 175 Seiten, 97 Bilder, 6 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-433-2.

Band 370: Andreas Gröschl

Hochfrequent fokusabstandsmodulierte Konfokalsensoren für die Nanokoordinatenmesstechnik FMT, x u. 144 Seiten, 98 Bilder, 6 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-435-6.

Band 371: Johann Tüchsen

Konzeption, Entwicklung und Einführung des Assistenzsystems D-DAS für die Produktentwicklung elektrischer Motoren KTmfk, xii u. 178 Seiten, 92 Bilder, 12 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-437-0.

Band 372: Max Marian

Numerische Auslegung von Oberflächenmikrotexturen für geschmierte tribologische Kontakte KTmfk, xviii u. 276 Seiten, 85 Bilder, 45 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-439-4.

Band 373: Johannes Strauß

Die akustooptische Strahlformung in der Lasermaterialbearbeitung LPT, xvi u. 113 Seiten, 48 Bilder. 2021. ISBN 978-3-96147-441-7.

Band 374: Martin Hohmann

Machine learning and hyper spectral imaging: Multi Spectral Endoscopy in the Gastro Intestinal Tract towards Hyper Spectral Endoscopy LPT, x u. 137 Seiten, 62 Bilder, 29 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-445-5.

Band 375: Timo Kordaß

Lasergestütztes Verfahren zur selektiven Metallisierung von epoxidharzbasierten Duromeren zur Steigerung der Integrationsdichte für dreidimensionale mechatronische Package-Baugruppen FAPS, xviii u. 198 Seiten, 92 Bilder, 24 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-443-1.

Band 376: Philipp Kestel

Assistenzsystem für den wissensbasierten Aufbau konstruktionsbegleitender Finite-Elemente-Analysen KTmfk, xviii u. 209 Seiten, 57 Bilder, 17 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-457-8.

Band 377: Martin Lerchen

Messverfahren für die pulverbettbasierte additive Fertigung zur Sicherstellung der Konformität mit geometrischen Produktspezifikationen FMT, x u. 150 Seiten, 60 Bilder, 9 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-463-9.

Band 378: Michael Schneider

Inline-Prüfung der Permeabilität in weichmagnetischen Komponenten FAPS, xxii u. 189 Seiten, 79 Bilder, 14 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-465-3.

Band 379: Tobias Sprügel

Sphärische Detektorflächen als Unterstützung der Produktentwicklung zur Datenanalyse im Rahmen des Digital Engineering KTmfk, xiii u. 213 Seiten, 84 Bilder, 33 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-475-2.

Band 380: Tom Häfner

Multipulseffekte beim Mikro-Materialabtrag von Stahllegierungen mit Pikosekunden-Laserpulsen LPT, xxviii u. 159 Seiten, 57 Bilder, 13 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-479-0.

Band 381: Björn Heling

Einsatz und Validierung virtueller Absicherungsmethoden für abweichungs-behaftete Mechanismen im Kontext des Robust Design KTmfk, xi u. 169 Seiten, 63 Bilder, 27 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-487-5.

Band 382: Tobias Kolb

Laserstrahl-Schmelzen von Metallen mit einer Serienanlage – Prozesscharakterisierung und Erweiterung eines Überwachungssystems LPT, xv u. 170 Seiten, 128 Bilder, 16 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-491-2.

Band 383: Mario Meinhardt

Widerstandselementschweißen mit gestauchten Hilfsfügeelementen - Umformtechnische Wirkzusammenhänge zur Beeinflussung der Verbindungsfestigkeit LFT, xii u. 189 Seiten, 87 Bilder, 4 Tab. 2022. ISBN 978-3-96147-473-8.

Band 384: Felix Bauer

Ein Beitrag zur digitalen Auslegung von Fügeprozessen im Karosseriebau mit Fokus auf das Remote-Laserstrahlschweißen unter Einsatz flexibler Spanntechnik LFT, xi u. 185 Seiten, 74 Bilder, 12 Tab. 2022. ISBN 978-3-96147-498-1.

Band 385: Jochen Zeitler

Konzeption eines rechnergestützten Konstruktionssystems für optomechatronische Baugruppen FAPS, xix u. 172 Seiten, 88 Bilder, 11 Tab. 2022. ISBN 978-3-96147-499-8.

Band 386: Vincent Mann

Einfluss von Strahloszillation auf das Laserstrahlschweißen hochfester Stähle LPT, xiii u. 172 Seiten, 103 Bilder, 18 Tab. 2022. ISBN 978-3-96147-503-2.

Band 387: Chen Chen

Skin-equivalent opto-/elastofluidic in-vitro microphysiological vascular models for translational studies of optical biopsies

LPT, xx u. 126 Seiten, 60 Bilder, 10 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-505-6.

Band 388: Stefan Stein

Laser drop on demand joining as bonding method for electronics assembly and packaging with high thermal requirements

LPT, x u. 112 Seiten, 54 Bilder, 10 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-507-0

Band 389: Nikolaus Urban

Untersuchung des Laserstrahlschmelzens von Neodym-Eisen-Bor zur additiven Herstellung von Permanentmagneten

FAPS, x u. 174 Seiten, 88 Bilder, 18 Tab. 2022.

ISBN: 978-3-96147-501-8.

Band 390: Yiting Wu

Großflächige Topographiemessungen mit einem Weißlichtinterferenzmikroskop und einem metrologischen Rasterkraftmikroskop FMT, xii u. 142 Seiten, 68 Bilder, 11 Tab. 2022.

ISBN: 978-3-96147-513-1.

Band 391: Thomas Papke

Untersuchungen zur Umformbarkeit hybrider Bauteile aus Blechgrundkörper und additiv gefertigter Struktur

LFT, xii u. 194 Seiten, 71 Bilder, 16 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-515-5.

Band 392: Bastian Zimmermann

Einfluss des Vormaterials auf die mehrstufige Kaltumformung vom Draht

LFT, xi u. 182 Seiten, 36 Bilder, 6 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-519-3.

Band 393: Harald Völkl

Ein simulationsbasierter Ansatz zur Auslegung additiv gefertigter FLM-Faserverbundstrukturen KTmfk, xx u. 204 Seiten, 95 Bilder, 22 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-523-0.

Band 394: Robert Schulte

Auslegung und Anwendung prozessangepasster Halbzeuge für Verfahren der Blechmassivumformung

LFT, x u. 163 Seiten, 93 Bilder, 5 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-525-4.

Band 395: Philipp Frey

Umformtechnische Strukturierung metallischer Einleger im Folgeverbund für mediendichte Kunststoff-Metall-Hybridbauteile

LFT, ix u. 180 Seiten, 83 Bilder, 7 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-534-6.

Band 396: Thomas Johann Luft

Komplexitätsmanagement in der Produktentwicklung - Holistische Modellierung, Analyse, Visualisierung und Bewertung komplexer Systeme

KTmfk, xiii u. 510 Seiten, 166 Bilder, 16 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-540-7.

Band 397: Li Wang

Evaluiierung der Einsetzbarkeit des lasergestützten Verfahrens zur selektiven Metallisierung für die Verbesserung passiver Intermodulation in Hochfrequenzanwendungen

FAPS, xxii u. 151 Seiten, 72 Bilder, 22 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-542-1.

Band 398: Sebastian Reitelshöfer

Der Aerosol-Jet-Druck Dielektrischer Elastomere als additives Fertigungsverfahren für elastische mechatronische Komponenten

FAPS, xxv u. 206 Seiten, 87 Bilder, 13 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-547-6.

Band 399: Alexander Meyer

Selektive Magnetmontage zur Verringerung des Rastmomentes permanenterregter Synchronmotoren FAPS, xv u. 164 Seiten, 90 Bilder, 18 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-555-1.

Band 400: Rong Zhao

Design verschleißreduzierender amorpher Kohlenstoffschichtsysteme für trockene tribologische Gleitkontakte

KTmfk, x u. 148 Seiten, 69 Bilder, 14 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-557-5.

Band 401: Christian P. J. Schwarzer

Kupfersintern als Fügetechnologie für Leistungselektronik

FAPS, xxvii u. 234 Seiten, 125 Bilder, 24 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-566-7.

Band 402: Alexander Horn

Grundlegende Untersuchungen zur Gradierung der mechanischen Eigenschaften pressgehärteter Bauteile durch eine örtlich begrenzte Aufkohlung

LFT, xii u. 204 Seiten, 58 Bilder, 6 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-568-1.

Band 403: Artur Klos

Werkstoff- und umformtechnische Bewertung von hochfesten Aluminiumblechwerkstoffen für den Karosseriebau

LFT, x u. 192 Seiten, 73 Bilder, 12 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-572-8.

Band 404: Harald Schmid

Ganzheitliche Erarbeitung eines Prozessverständnisses von Tiefziehprozessen mit Ziehsticks auf Basis mechanischer und tribologischer Analysen

LFT, xiii u. 211 Seiten, 78 Bilder, 5 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-577-3.

Band 405: Johannes Henneberg

Blechmassivumformung von Funktionsbauteilen aus Bandmaterial LFT, viii u. 176 Seiten, 101 Bilder, 2 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-579-7.

Band 406: Anton Schmailzl

Festigkeits- und zeitoptimierte Prozessführung beim quasi-simultanen Laser-Durchstrahlschweißen LPT, xiii u. 157 Seiten, 84 Bilder, 7 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-583-4.

Band 407: Alexander Wolf

Modellierung und Vorhersage
menschlichen Interaktionsverhal-
tens zur Analyse der Mensch-
Produkt Interaktion

KTmfk, x u. 207 Seiten, 69 Bilder,
10 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-585-8.

Band 408: Tim Weikert

Modifikationen amorpher Kohlen-
stoffschichten zur Anpassung der
Reibungsbedingungen und zur
Erhöhung des Verschleißschutzes

KTmfk, xvii u. 258 Seiten, 91 Bilder,
9 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-589-6.

Band 409: Stefan Götz

Frühzeitiges konstruktionsbeglei-
tendes Toleranzmanagement

KTmfk, ix u. 276 Seiten, 127 Bilder,
13 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-593-3.

Band 410: Markus Hubert

Einsatzpotenziale der
Rotationsschneidtechnologie in
der Verarbeitung von metallischen
Funktionsfolien für
mechatronische Produkte

FAPS, xviii u. 139 Seiten, 86 Bilder,
7 Tab. 2022

ISBN 978-3-96147-603-9.

Band 411: Manfred Vogel

Grundlagenuntersuchungen und
Erarbeitung einer Methodik zur
Herstellung maßgeschneiderter
Halbzeuge auf Basis eines neuarti-
gen flexiblen Walzprozesses

LFT, ix u. 176 Seiten, 61 Bilder,
11 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-605-3.

Band 412: Michael Weigelt

Multidimensionale Optionenana-
lyse alternativer Antriebskonzepte
für die individuelle Langstrecken-
mobilität

FAPS, xv u. 222 Seiten, 89 Bilder,
38 Tab. 2022

ISBN 978-3-96147-607-7.

Band 413: Frank Bodendorf

Machine Learning im Cost Engi-
neering des Supply Managements

FAPS, xiii u. 166 Seiten, 75 Bilder,
13 Tab. 2023.

ISBN 978-3-96147-609-1.

Abstract

Complex products in the manufacturing industry, such as in vehicle construction, are characterized by numerous variants and consist of a growing number of components to be procured from suppliers. In the early phase of product development it is important to solidly estimate the costs of these externally sourced components, among other things in order to evaluate development alternatives or to support negotiations with potential suppliers. The so-called cost engineering function takes over this task. However, traditional costing methods are too costly to cope with the diversity of procurement.

In order to meet this challenge new intelligent approaches are to be compiled, which increase efficiency in cost engineering in the early product development phase by (partially) automating the costing process.

In this book it is shown that a variety of methods from the field of machine learning are suitable for intelligent cost estimation and can effectively facilitate the tasks of the cost engineer. This is substantiated on the one hand by theoretical analyses of the state of the art and on the other hand by differentiated results of three practical case studies, each with numerous individual experiments.

Komplexe Produkte der fertigen Industrie, wie z. B. im Fahrzeugbau, zeichnen sich durch eine hohe Variantenvielfalt aus und bestehen aus einer wachsenden Anzahl von Komponenten, die der Hersteller von Lieferanten beschaffen muss. In der frühen Phase der Produktentwicklung ist es wichtig, die Kosten dieser Fremdbezugskomponenten solide abzuschätzen, u. a. um Entwicklungsalternativen zu bewerten oder die Verhandlungen mit potenziellen Zulieferern zu unterstützen. Das sog. Cost Engineering im Supply Management eines Herstellerunternehmens übernimmt diese Aufgabe. Traditionelle Kalkulationsverfahren erweisen sich jedoch zunehmend als zu aufwändig, um die Beschaffungsvielfalt zu bewältigen.

In diesem Buch wird gezeigt, dass sich vielfältige Ansätze des maschinellen Lernens für eine intelligente Kostenprognose eignen und die Aufgaben des Cost Engineers wirkungsvoll erleichtern können. Dies wird zum einen durch theoretische Analysen des State of the Art fundiert und zum anderen durch differenzierte Ergebnisse von drei praktischen Fallstudien belegt. Durch das experimentelle Design und eine Vielzahl von Testergebnissen gelingt es, Best Practices von ML-Modellen für die Kostenprognose von zu beschaffenden Bauteilen und Baugruppen herauszudestillieren. Ein derartiges ML-Modell ist insbesondere durch die „beste“ Kombination aus der immensen Vielfalt von ML-Algorithmen, zugehörigen Trainings- und Testkonzepten, Featureselektionsmethoden sowie Konzepten der sog. Explainable Artificial Intelligence charakterisiert.

Ein abschließendes Kapitel zeigt im praktischen Umfeld bestehende Herausforderungen bei der intelligenten Kostenprognose sowie Zukunftspotenziale des maschinellen Lernens für das Cost Engineering sowohl aus der wissenschaftlichen als auch aus der Praxisperspektive auf.

