

Steffen Wagenmann

**Datengetriebene Zielsystemvalidierung zur
Unterstützung der aktiven Analyse von
Betriebsdaten für die Entwicklung
mechatronischer Systeme**

Data-driven validation of the system of objectives
to support the active analysis of operational data
for the development of mechatronic systems

Band 194

Systeme ■ Methoden ■ Prozesse

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. A. Albers
Univ.-Prof. Dr.-Ing. S. Matthiesen
(Hrsg.)

Steffen Wagenmann

**Datengetriebene Zielsystemvalidierung zur
Unterstützung der aktiven Analyse von Betriebsdaten für
die Entwicklung mechatronischer Systeme**

Data-driven validation of the system of objectives to
support the active analysis of operational data for the
development of mechatronic systems

Band 194

Herausgeber

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. A. Albers
Univ.-Prof. Dr.-Ing. S. Matthiesen

Copyright IPEK - Institut für Produktentwicklung, 2026
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
Die Universität in der Helmholtz-Gemeinschaft
Alle Rechte vorbehalten

ISSN 1615-8113

Datengetriebene Zielsystemvalidierung zur Unterstützung der aktiven Analyse von Betriebsdaten für die Entwicklung mechatronischer Systeme

Zur Erlangung des akademischen Grades eines
DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)
von der KIT-Fakultät für Maschinenbau des
Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

angenommene

DISSERTATION

von

Steffen Wagenmann, M.Sc.

Tag der mündlichen Prüfung:	16.12.2025
Hauptreferent:	Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Albert Albers
Korreferent:	Univ.-Prof. Dr.-Ing. Nikola Bursac

Vorwort der Herausgeber

Wissen ist einer der entscheidenden Faktoren in den Volkswirtschaften unserer Zeit. Der Unternehmenserfolg wird mehr denn je davon abhängen, wie schnell ein Unternehmen neues Wissen aufnehmen, zugänglich machen und verwerten kann. Die Aufgabe eines Universitätsinstitutes ist es, hier einen wesentlichen Beitrag zu leisten. In den Forschungsarbeiten wird ständig Wissen generiert. Dieses kann aber nur wirksam und für die Gemeinschaft nutzbar werden, wenn es in geeigneter Form kommuniziert wird. Diese Schriftenreihe dient seit mehr als 20 Jahren als eine Plattform zum Transfer und macht damit das Wissenspotenzial aus aktuellen Forschungsarbeiten am IPEK - Institut für Produktentwicklung Karlsruhe* am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) verfügbar. Die Forschung des IPEK ist dabei strukturiert in die Kategorien Systeme, Methoden und Prozesse, um so der Komplexität heutiger Produktentwicklung ganzheitlich gerecht zu werden. Erst die Verknüpfung dieser drei Kategorien ermöglicht die Synthese innovativer Systeme durch Nutzung neuester Methoden und Prozesse. Gleichzeitig werden durch die Systemsynthese die erforschten neuen Methoden und Prozesse validiert und deren Mehrwert für die Praxis abgesichert. Dieses Forschungskonzept prägt nicht nur das IPEK-Leitbild, sondern auch den Charakter dieser Schriftenreihe, da immer alle drei Kategorien und deren Wechselwirkungen berücksichtigt werden. Jeder Band setzt hier individuelle Schwerpunkte und adressiert dabei folgende Forschungsgebiete des IPEK:

- das Entwicklungs- und Innovationsmanagement,
- die Entwicklungs- und Konstruktionsmethodik,
- der Leichtbau von der Ebene des ganzen Systems bis hinunter zur Optimierung des Bauteils,
- die Validierung technischer Systeme auch unter Berücksichtigung der NVH Aspekte (Noise, Vibration, Harshness) mit dem Fokus auf Schwingungen und Akustik an Komponenten und in den Gesamtsystemen sowie deren subjektiver Beurteilung durch den Menschen,
- die Antriebssystemtechnik mit den Schwerpunkten komplette Antriebslösungen für Fahrzeuge und Maschinen,
- das Design, die Tribologie und Erprobung von Kupplungen und Bremsen sowie
- die Gerätetechnik mit dem Schwerpunkt auf Power-Tools.

Die Forschungsberichte stellen Ergebnisse unserer Forschung sowohl anderen Wissenschaftlern als auch den Unternehmen zu Verfügung, um damit die Produktentwicklung in allen ihren Facetten mit innovativen Impulsen zu optimieren.

Albert Albers und Sven Matthiesen

* Eh.: Institut für Maschinenkonstruktionslehre und Kraftfahrzeugbau, Universität Karlsruhe (TH)

Vorwort zu Band 194

Die Produktentwicklung steht heute im Spannungsfeld eines tiefgreifenden technologischen und organisatorischen Wandels. Mit der fortschreitenden Digitalisierung industrieller Wertschöpfungssysteme, der zunehmenden Vernetzung technischer Systeme und dem gerade in den letzten Jahren verstärkt festzustellenden Einzug künstlicher Intelligenz, verändern sich die Grundlagen ingenieurwissenschaftlicher Arbeit erheblich. Daten werden zu einer neuen Ressource der Produktentwicklung. Sie ersetzen nicht die Fachkenntnisse, Erfahrung und die Expertise der Entwickelnden, sondern erweitern diese um eine empirische, objektive Dimension, die es gilt, zu nutzen. Besonders durch den Trend, dass mechatronische Systeme vermehrt zu cyberphysischen Systemen ausgebaut werden, wodurch eine Vernetzung untereinander und mit dem Internet möglich wird, macht diesen Wandel besonders deutlich. Durch die Integration von gezielt gestalteten mechanischen Systemen, Sensorik, Aktorik, Software und vernetzten Cloud-Diensten entstehen komplexe Systeme, die es erlauben gewaltige Mengen an Betriebsdaten, die das jeweilige System oder Produkt in der Nutzungszeit beschreiben, zu sammeln. Damit kann, wenn es gelingt, diese Daten geeignet auszuwerten, ein bisher unerreichtes Verständnis über die reale Nutzung, Belastung und das Systemverhalten gewonnen werden. Gleichzeitig kann dabei der Anspruch, Entwicklungsentscheidungen nachvollziehbar, reproduzierbar und datenbasiert zu treffen, angegangen werden. Aus diesen neuen Möglichkeiten ergibt sich eine gewisse Veränderung der Rolle der Entwickelnden. Neben der Kompetenz zur Gestaltung und/oder der Validierung komplexer, technischer Systeme ist eine weitere Kompetenz für Systementwickelnde, die sich mit dem Thema Nutzung der Daten beschäftigen, notwendig. Gleichzeitig gilt es, in den zwingend erforderlichen interdisziplinären Entwicklungsteams domänenübergreifend zusammenzuarbeiten, sich auszutauschen, gemeinsam zu denken, zu analysieren und zu entscheiden. Diese Entwicklungen werden durch die Karlsruher Schule für Produktentwicklung – KaSPro schon seit vielen Jahren aufgenommen und – unter dem Motto, den Mensch in den Mittelpunkt zu stellen - in einer breiten Forschung bearbeitet. Die zentralen Modelle, die dabei entstanden sind, bieten große Chancen auch die in dieser ergänzenden Welt der Nutzung von Daten liegenden großen Potenziale nutzbar zu machen. Als zentrale Modelle, die von hoher Relevanz sind, ist das Modell der Systemgenerationsentwicklung - SGE, das ZHO-Modell der Zielsystemgestaltung und daraus abgeleitet die Lösungsgenerierung sowie die SPALTEN-Problemlösungsmethode als tragfähige Grundlage zu nennen, um auch datengetriebene Entwicklungsansätze methodisch zu strukturieren und zu erweitern. In diesem Spannungsfeld ist die Dissertation

von Herrn Dr.-Ing. Steffen Wagenmann angeordnet. Die Arbeit adressiert die Frage, wie Betriebsdaten früherer Produktgenerationen genutzt werden können, um Zielsystemelemente datengetrieben zu validieren, also Entwicklungsentscheidungen empirisch zu stützen und Unsicherheiten zu reduzieren. Dabei steht nicht die Technologie im Vordergrund, sondern die Befähigung der Entwickelnden, datengetriebene Methoden selbstständig, effizient und kontextsensitiv einzusetzen. Die Arbeit kombiniert dazu die modellbasierte Denkweise der KaSPro mit modernen Data-Science-Ansätzen und entwickelt ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung, das auf den Prinzipien der Problemlösungstechnik SPALTEN und dem CRISP-DM-Modell aufbaut. Herr Dr.-Ing. Steffen Wagenmann zeigt in seiner Arbeit, wie datenunterstützte Ansätze in reale Entwicklungsprozesse eingebunden werden können. Datenunterstützte Methoden für die Systementwicklung schaffen neue Perspektiven für ressourceneffiziente und auch lernfähige Systeme. Die Ergebnisse der Arbeit sind in wissenschaftlichem Kontext von hoher Bedeutung und werden sicherlich weitere Forschungsarbeiten im Bereich der effizienten Nutzung von generationsübergreifenden Daten aus Entwicklung, Produktion und Nutzung für die Systementwicklung anregen. Gleichzeitig können die Ergebnisse durch ihre strukturierte prototypische Übertragung in eine reale Praxisumgebung auch einen wichtigen Beitrag zum Thema datenunterstützte Entwicklung in der Praxis leisten.

Dezember, 2025

Albert Albers

Kurzfassung

Die datengetriebene Validierung von Zielsystemelementen bietet großes Potential in der Entwicklung mechatronischer Systeme durch die Beantwortung von komplexen Fragestellungen auf Basis von Betriebsdaten. Zur Realisierung dieser Potentiale in der Praxis müssen Entwickelnde befähigt werden diese Betriebsdaten für ihre individuellen Fragestellungen analysieren zu können. Daher ist das Ziel der vorliegenden Arbeit die Entwicklung eines Prozessmodells, das Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen durch die Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen in der Entwicklung mechatronischer Systeme methodisch unterstützt.

Auf Basis des Stands der Forschung wird ein grundlegendes Verständnis für den Ablauf und Charakteristika bei der Analyse von Betriebsdaten geschaffen. Anhand der 65 durchgeführten Analyse-Fallstudien werden die grundlegenden Aktivitäten: Grundlagenarbeit, Interdisziplinäre Zusammenarbeit, Durchführung von Analysen und Nachbereiten und Lernen identifiziert. Mittels diverser qualitativer und quantitativer Forschungsmethoden werden 48 Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten identifiziert und den zuvor beschriebenen Aktivitäten zugeordnet. Des Weiteren werden auf Basis dieser Zuordnung die Erfolgsautoren: Kombination von Domänenwissen und -kompetenz, Verortung in der Organisation, Akzeptanz und organisatorische Infrastruktur mittels Live-Labs und Einzelworkshops mit Entwickelnden identifiziert.

Das Zielsystem für das Prozessmodell zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen wird über den Forschungszeitraum iterativ weiterentwickelt und im Rahmen der Fallstudien in der Forschungsumgebung kontinuierlich angewendet. Das Prozessmodell unterstützt Entwickelnde bei der aktiven Analyse von Betriebsdaten und berücksichtigt dabei individuelle Kompetenzprofile für eine optimale methodische Unterstützung. Der Aufbau des Prozessmodells orientiert sich an der Problemlösungsmethode SPALTEN und greift Elemente des etablierten Data Mining Prozessmodells CRISP-DM auf. Die sieben Schritte des Prozessmodells: Identifikation des Validierungsbedarfs, Beschreibung des Analyseobjekts, Identifikation von Daten und Tools, Auswahl von Daten und Tools, Risikobewertung, Datenanalyse und Entscheidung, sowie Nachbereiten und Lernen werden jeweils separat durch spezifische Methoden weiter gezielt unterstützt.

Zur Analyse des Beitrags der Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung wird sowohl der Aufwand zur Durchführung bewertet, die spezifischen Methoden der Prozessschritte evaluiert und abschließend die Auswirkungen auf die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz bei datengetriebenen Entscheidungen statistisch untersucht. Die Auswertung der Aufwände zur

Durchführung zeigt, dass über die Iterationen des Prozessmodells der durchschnittliche Aufwand pro Datenanalyse drastisch reduziert werden konnte. Zudem zeigen die Evaluierungen der prozessschrittspezifischen Methoden und Tools, dass sich die in Kapitel 4 formulierten Herausforderungen gut durch die entwickelten Methoden und Tools beherrschen lassen. Abschließend zeigt die statistische Analyse der wahrgenommenen Sicherheit und Effizienz bei Entscheidungen eine signifikant positive Auswirkung, wenn diese auf Basis von Datenanalysen getroffen werden.

Abstract

The data-driven validation of elements in the system of objectives offers great potential in the development of mechatronic systems by answering complex questions based on operating data. To realize this potential in practice, developers must be able to analyze this operating data for their individual questions. Therefore, the aim of this work is to develop a process model that methodically supports developers in the data-driven validation of elements in the system of objectives by analyzing operating data from previous product generations in the development of mechatronic systems. Based on the state of research, a basic understanding of the process and characteristics of analyzing operating data is created. Based on the 65 case studies conducted, the basic activities: basic research, interdisciplinary collaboration, conducting analyses, and follow-up and learning. Using various qualitative and quantitative research methods, 48 challenges in the analysis of operational data are identified and assigned to the previously described activities. Furthermore, based on this assignment, the success factors: combination of domain knowledge and competence, location in the organization, acceptance and organizational infrastructure are identified using live labs and individual workshops with developers.

The system of objectives for the process model for data-driven validation of elements in the system of objectives is iteratively developed over the research period and continuously applied in the research environment within the case studies. The process model supports developers in the active analysis of operating data and takes into account individual competence profiles for optimal methodological support. The structure of the process model is based on the SPALTEN problem-solving method and incorporates elements of the established data mining process model CRISP-DM. The seven steps of the process model – identification of the validation requirement, description of the analysis object, identification of data and tools, selection of data and tools, risk assessment, data analysis and decision, as well as follow-up and learning – are each further supported separately by specific methods.

To analyze the contribution of the application of the process model to data-driven validation of the system of objectives, the effort required to carry it out is assessed, the specific methods of the process steps are evaluated, and the effects on the perceived safety and efficiency of data-driven decisions are statistically examined. The evaluation of the effort required to carry it out shows that the average effort per data analysis could be drastically reduced over the iterations of the process model. In addition, the evaluations of the process-step-specific methods and tools show that the challenges formulated in Chapter 4 can be well mastered by the developed methods and tools. Finally, the statistical analysis of the perceived security and efficiency of decisions shows a significantly positive effect when these are made on the basis of data analysis.

Danksagung

Meiner Familie – und ganz besonders meinen Eltern – danke ich von Herzen, dass sie mir diesen Weg ermöglicht, mich immer gestützt und an mich geglaubt haben.

Meiner Verlobten, Anastasia, danke ich für alle die vielen Dinge, die sie mir in schweren Phasen abgenommen haben. Zusammen sind wir ein großartiges Team. Ich liebe dich.

Meinen Freunden danke ich für ihre Geduld, ihre Aufmunterung in schwierigen Momenten und ihre Treue, die mir stets Halt gegeben hat.

Prof. Albers danke ich für die herzliche Aufnahme am IPEK und für die klare, inspirierende Wegweisung in meiner wissenschaftlichen Laufbahn.

Prof. Bursac – Niko – du hast mich nicht nur für die Wissenschaft begeistert, sondern bist mir in Vielem ein Vorbild und Freund geworden.

Der Firma TRUMPF danke ich für eine einzigartige Umgebung, in der das Forschen Freude macht. Besonders danke ich Clemens Birk, der mir immer den Rücken freigehalten hat – selbst dann, wenn es für ihn selbst nicht leicht war. Dafür hast du meinen aufrichtigen Respekt.

Meinen Kolleginnen und Kollegen am IPEK danke ich, dass ihr mich – trotz meines Status als Industriedoktorand – in eure Mitte aufgenommen habt. Sowohl in den intensiven Diskussionen als auch in den schönen Momenten außerhalb des Instituts habe ich jeden Einzelnen von euch geschätzt.

Zum Schluss danke ich all den jungen Menschen, die gemeinsam mit mir ihre Abschlussarbeiten erarbeitet haben. Eure Neugier, Energie und Offenheit haben mich immer wieder inspiriert.

"The most dangerous phrase in the language is: 'We've always done it this way.'"

Grace Hopper, Pionierin der Computerwissenschaften, 1906-1992

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	i
Abstract	iii
Abbildungsverzeichnis	xiii
Tabellenverzeichnis	xvii
Abkürzungsverzeichnis	xix
Formelzeichen	xxi
1 Einleitung	1
1.1 Motivation.....	1
1.2 Fokus der Arbeit.....	3
1.3 Aufbau der Arbeit	5
2 Stand der Forschung	9
2.1 Zielsysteme im Systems Engineering	9
2.1.1 System- und Modelltheorie	11
2.1.2 Zielsystemmodellierung im ZHO-Modell	14
2.1.3 Methoden und Modelle der Produktentstehung	19
2.1.4 Zwischenfazit.....	25
2.2 Referenzsystem im Modell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung	25
2.2.1 Modell der PGE/SGE.....	26
2.2.2 Referenzsystemelemente	31
2.2.3 Zielsystemvalidierung auf Basis von Referenzen.....	33
2.2.4 Zwischenfazit.....	38
2.3 Datengetriebene Entwicklung	39
2.3.1 Datengetriebene Organisation	40
2.3.2 Prozessmodelle des Data Mining	42
2.3.3 Datengetriebene Entscheidungsfindung	47
2.3.4 Zwischenfazit.....	50
2.4 Fazit zum Stand der Forschung.....	50
3 Zielsetzung und Vorgehensweise	53
3.1 Zielsetzung.....	53
3.1.1 Forschungsbedarf und -ziel	53
3.1.2 Forschungsfragen.....	56
3.2 Vorgehensweise.....	56
3.2.1 Forschungsmethode	56
3.2.2 Überblick zum iterativen Forschungsdesign.....	58

3.2.3	Untersuchungsumgebung	61
3.3	Fazit zur Zielsetzung und Vorgehensweise	63
4	Analyse von Betriebsdaten in der Entwicklung mechatronischer Systeme	65
4.1	Vorstudie	66
4.2	Aktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten	68
4.2.1	Studiendesign	68
4.2.2	Ergebnisse der Fallstudien	70
4.2.3	Zwischenfazit	73
4.3	Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten	75
4.3.1	Studiendesign	75
4.3.2	Ergebnisse der Studien	76
4.3.3	Zwischenfazit	84
4.4	Erfolgsfaktoren für die Analyse von Betriebsdaten	85
4.4.1	Studiendesign	85
4.4.2	Ergebnisse der Anwendungsstudien	86
4.4.3	Zwischenfazit	89
4.5	Fazit zu der Analyse von Betriebsdaten	90
5	Entwicklung eines Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung	93
5.1	Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung	94
5.1.1	Übersicht des Prozessmodells	94
5.1.2	Aktivitäten des Prozessmodells	97
5.1.3	Zwischenfazit	104
5.2	Methoden und Tools des Prozessmodells	104
5.2.1	Template zur Beschreibung des Analyseobjektes	105
5.2.2	Personas in der datengetriebenen Zielsystemvalidierung	108
5.2.3	Prozessmodell zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools	110
5.2.4	Best Practices für datengetriebene Entscheidung	116
5.2.5	Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur	119
5.2.6	Zwischenfazit	122
5.3	Fazit zum Prozessmodell	122
6	Beitrag des Prozessmodells zur Entwicklung mechatronischer Systeme	125
6.1	Aufwand zur Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung	126
6.1.1	Studiendesign	126

6.1.2	Ergebnisse der Fallstudien	126
6.1.3	Zwischenfazit.....	129
6.2	Methoden- und Toolevaluation	129
6.2.1	Studiendesign.....	130
6.2.2	Ergebnisse der Studien	132
6.2.3	Zwischenfazit.....	137
6.3	Entscheidungsunterstützung bei der Optimierung von Produktgenerationen	137
6.3.1	Studiendesign.....	138
6.3.2	Ergebnisse der statistischen Analyse	140
6.3.3	Zwischenfazit.....	143
6.4	Fazit zur Evaluation des Prozessmodells	144
7	Zusammenfassung und Ausblick.....	147
7.1	Zusammenfassung.....	147
7.2	Ausblick.....	158
7.2.1	Datengetriebene Nachhaltigkeit.....	158
7.2.2	Upgradefähigkeit mechatronischer Systeme.....	159
Literaturverzeichnis.....		I
Studentische Abschlussarbeiten die im Kontext dieser Dissertation vom Autor Co-betreut wurden		XVIII
Glossar		XXI
Anhang A – Fallstudien Kurzfassung.....		XXV
Anhang B – Feedbackprozess		XLVII
Anhang C – Steckbriefe zu Fallstudien		LIII

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1: Informationsfluss vom Referenzsystemelement zu Entwickelnden (Wagenmann, Bursac, Rapp & Albers, 2022).....	2
Abbildung 1.2: Forschungsfeld und weitere angrenzende Forschungsfelder	4
Abbildung 1.3: Aufbau der Forschungsarbeit	5
Abbildung 2.1: Systems Engineering als Problemlösungsprozess nach Haberfellner et al. (2019).....	10
Abbildung 2.2: Konzepte der Systemtheorie (Ropohl, 1975).....	12
Abbildung 2.3: ZHO- Modell nach (Albers & Meboldt, 2007).....	12
Abbildung 2.4: Erweitertes ZHO-Modell nach (Albers et al., 2012)	14
Abbildung 2.5: Charakteristika von Zielsystemen (Albers et al., 2012), Darstellung nach (Lohmeyer, 2013)	15
Abbildung 2.6: Abgrenzung und Zusammenspiel von Zielsystemelementen - Ziele, Anforderungen und Randbedingungen (Ebel, 2015)	17
Abbildung 2.7: Beurteilungsdimensionen von Zielsystemelementen (Albers et al., 2013; Ebel, 2015).....	17
Abbildung 2.8: Entscheidungsmatrix (Ebel, 2015).....	18
Abbildung 2.9: Auflösungsgrad des Produktentwicklungsprozesses (Ponn & Lindemann, 2011)	19
Abbildung 2.10: Übersicht von Problemlösungsmethoden nach Detailgrad und Einsatzbereich (Albers, Reiß, Bursac & Breitschuh, 2016).....	20
Abbildung 2.11: Problemlösungsmethodik SPALTEN (Albers, Reiß, Bursac & Breitschuh, 2016)	21
Abbildung 2.12: Modelle zur Modellierung des Produktentstehungsprozesses mit unterschiedlichen Detaillierungs- und Formalisierungsgraden (VDI, 2221).....	23
Abbildung 2.13: Darstellung eines Layers des iPeM – integriertes Produktentstehungsmodell (Albers, Reiß, Bursac & Richter, 2016).....	24
Abbildung 2.14: Spannbreite an Neuentwicklungsanteilen in realen Entwicklungsprojekten (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015) ..	27
Abbildung 2.15: Entwicklung neuer Produktgenerationen auf Basis eines Referenzsystems (Bursac et al., 2021).....	29

Abbildung 2.16: Erweiterung des Modells der PGE/SGE durch das Modellelement „Referenzsystem“ (Albers, Rapp et al., 2019)	32
Abbildung 2.17: Kritikalitätsmatrix zur Priorisierung von Validierungsaktivitäten (Albers, Behrendt et al., 2016)	33
Abbildung 2.18: Darstellung des Unsicherheitsgrads nach MCMANUS UND HASTINGS (2006),	35
Abbildung 2.19: Handlungsfelder des Advanced Systems Engineerings (Dumitrescu et al., 2021)	35
Abbildung 2.20: Analyse von Daten der Referenzsystemelemente in System of Systems (Mandel et al., 2022)	36
Abbildung 2.21: Kompetenzprofile im Advanced Systems Engineering (Albers, 2023)	37
Abbildung 2.22: Kompetenzprofilunterscheidung von Generalist und Spezialist im Advanced Systems Engineering (Dumitrescu et al., 2021)	38
Abbildung 2.23: Data Mining innerhalb des generischen Prozesses der Wissensgenerierung aus Datenbanken (Fayyad et al., 1996), Darstellung nach (Hünemeyer et al., 2023)	43
Abbildung 2.24: Ausbaustufen der Informationsverarbeitung (Sallam et al., 2020), Darstellung in Anlehnung an (Dumitrescu et al., 2021)	44
Abbildung 2.25: Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) (Chapman, 2000)	45
Abbildung 2.26: Prozess zur Wissenssynthese aus Daten als Basis für datengetriebene Entscheidungsfindung (Mandinach et al., 2006)	49
Abbildung 3.1: Wahrgenommene Unterstützung durch die Organisation oder Methoden für die datengetriebene Zielsystemvalidierung	55
Abbildung 3.2: Design Research Methodology Framework (Blessing & Chakrabarti, 2009)	57
Abbildung 3.3: Iteratives Forschungsdesign der vorliegenden Forschungsarbeit .	60
Abbildung 3.4: Produktportfolio TRUMPF Werkzeugmaschinen SE + Co.KG	62
Abbildung 3.5: Vorgehen der vorliegenden Forschungsarbeit	63
Abbildung 4.1: Automatisierungslösung für 2D-Laserschneidanlagen SortMaster	66
Abbildung 4.2: Fallstudie F1 "C-Achsendrehung"	69
Abbildung 4.3: Fallstudie F2 "Final Cut"	69
Abbildung 4.4: Fallstudie F3 "Druckluftschneiden"	70

Abbildung 4.5: Aktivitäten, Teilaktivitäten und deren zugehörigen zeitlichen Aufwände bei der Analyse von Betriebsdaten	71
Abbildung 4.6: Studiendesign zur Identifikation von Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten.....	75
Abbildung 4.7: Herausforderungen (H1-H11) mit acht oder mehr wechselwirkenden Teilaktivitäten	77
Abbildung 4.8: Herausforderungen (H12-H36) mit vier bis sieben wechselwirkenden Teilaktivitäten	78
Abbildung 4.9: Herausforderungen (H37-H48) mit weniger als vier wechselwirkenden Teilaktivitäten	79
Abbildung 4.10: Studiendesign der Live-Labs zur Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Analyse von Betriebsdaten	85
Abbildung 4.11: Ergebnisse der Deskriptiven Studie I - Zuordnung von Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten	91
Abbildung 5.1: Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung	95
Abbildung 5.2: Modellierung der Fragenkaskade in der datengetriebenen Zielsystemvalidierung.....	98
Abbildung 5.3: Iterationen im Durchlaufen der Fragenkaskade bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung	99
Abbildung 5.4: Dimensionen zur Beschreibung von Analyseobjekten	105
Abbildung 5.5: Template zur Beschreibung von Analyseobjekten anhand des Fallbeispiels 1: C-Achsendrehung	106
Abbildung 5.6: Prozessmodell zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools	111
Abbildung 5.7: Beispielhafte Datenstrukturen in einer Datenbank für Betriebsdaten	113
Abbildung 5.8: Teil 1 Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur	120
Abbildung 5.9: Ergebnisse der Präskriptiven Studie – Übersicht über Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung, Methoden und Tools des Prozessmodells.....	123
Abbildung 6.1: Aufwände zur Durchführung von Datenanalysen in den Fallstudien	128

Abbildung 6.2: Studiendesign Workshops zur Evaluation des Prozessmodells zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools	131
Abbildung 6.3: Zeit zum Ausfüllen des Templates zur Beschreibung von Analyseobjekten	132
Abbildung 6.4: Umfrageergebnisse zur Anwendbarkeit, Verständlichkeit und Mehrwert des Templates zur Beschreibung von Analyseobjekten	133
Abbildung 6.5: Ausschnitt eines Python Scripts anhand des Fallbeispiels SortMaster Box	134
Abbildung 6.6: Workshopergebnisse zur methodischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten	135
Abbildung 6.7: Workshopergebnisse zur methodischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Tools	136
Abbildung 6.8: Bewertung der wahrgenommenen Sicherheit bei der Entscheidungsfindung	140
Abbildung 6.9: Bewertung der wahrgenommenen Effizienz bei der Entscheidungsfindung	142
Abbildung 6.10: Ergebnisse der Deskriptiven Studie II – Übersicht über die Evaluation des notwendigen Aufwands, der Methoden- und Toolevaluation, sowie der Auswirkungen auf die Steigerung der wahrgenommenen Sicherheit und Effizienz durch datengetriebene Entscheidungen	145
Abbildung 7.1: Ergebnisse der Deskriptiven Studie I: Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten	149
Abbildung 7.2: Ergebnisse der Präskriptiven Studie: Prozessmodell und ergänzende Methoden und Tools zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung	151
Abbildung 7.3: Ergebnisse der Deskriptiven Studie II: Aufwandsreduktion durch das Prozessmodell, Methoden- & Toolevaluation, Auswirkungen auf Sicherheit und Effizienz in der Entscheidungsfindung	154
Abbildung 7.4: Aufwände zur Durchführung von Datenanalysen in den Fallstudien	156

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3.1: Typen von technikorientierten Forschungsprojekten (Blessing & Chakrabarti, 2009)	58
Tabelle 4.1: Übersicht Aktivitäten und Teilaktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten	74
Tabelle 4.2: Übersicht der Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten	84
Tabelle 5.1: Levels von Wissen zum technischen System, Wissen zu Daten und Kompetenzen zur Durchführung von Datenanalysen	108
Tabelle 5.2: Übersicht Personas zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung ...	109
Tabelle 5.3: Level der Kompetenz zur Durchführung von Analysen	114
Tabelle 6.1: Ergebnisse Shapiro-Wilk-Test zur Normalverteilung	139
Tabelle 6.2: Ergebnisse Wilcoxon-Rang-Test und t-Test für die wahrgenommene Sicherheit bei der Entscheidungsfindung	141
Tabelle 6.3: Ergebnisse Wilcoxon-Rang-Test und t-Test für die wahrgenommene Effizienz bei der Entscheidungsfindung	142

Abkürzungsverzeichnis

AE	Advanced Engineering
AS	Advanced Systems
ASD	Agile Systems Design
AV	Ausprägungsvariation
bspw.	beispielsweise
bzw.	beziehungsweise
DRM	Design Research Methodology
DS I	Deskriptive Studie I
DS II	Deskriptive Studie II
FF	fortführende
ggf.	gegebenenfalls
HS	Handlungssystem
INCOSE	International Council on Systems Engineering
IPEK	Institut für Produktentwicklung
iPeM	Integriertes Produktentstehungsmodell
ISO	International Organization for Standardization
i.S.v.	im Sinne von
KaSPro	Karlsruher Schule für Produktentwicklung
KIT	Karlsruher Institut für Technologie
KVP	Kontinuierlicher Verbesserungsprozess
LA	Problemeingrenzung
OS	Objektsystem
NL	Nachbereiten und Lernen
PE	Problemeingrenzung

PLT	Problemlösungsteams
PGE/SGE	Produktgenerationsentwicklung
PS	Präskriptive Studie
PV	Prinzipvariation
RSE	Referenzsystemelement
SA	Situationsanalyse
SE	Systems Engineering
SGE	Systemgenerationsentwicklung
Sol	System of Interest
SoS	System of Systems
SPALTEN	Situationsanalyse, Problemeingrenzung, Alternative Lösungssuche, Lösungsauswahl, Tragweitenanalyse, Entscheiden und Umsetzen, Nachbereiten und Lernen
TA	Tragweitenanalyse
TOTE	Test, Operate, Test, Exit
ÜV	Übernahmevariation
VDI	Verein Deutscher Ingenieure e.V.
vgl.	vergleiche
z.B.	zum Beispiel
ZHO	Zielsystem, Handlungssystem, Objektsystem
ZS	Zielsystem
ZSE	Zielsystemelement

Formelzeichen

$G_{i,i} \in \mathbb{N}$	Produktgeneration im Modell der PGE/SGE	1
$E_{i,j}, i, j \in \mathbb{N}$	Entwicklungsgenerationen im Modell der PGE/SGE	2
$G_n = \ddot{U}S_n \cup AS_n \cup PS_n$	Vereinigten Menge der Systemelemente der Produktgeneration G_n , die durch die drei Variationsarten (ÜV, AV, PV) entwickelt wird	3
$\delta_{\ddot{U}S_n} = \frac{ \ddot{U}S_n }{ G_n } = \frac{ \ddot{U}S_n }{ \ddot{U}S_n \cup AS_n \cup PS_n }$	Anteil Übernahmevariation (ÜV) der Produktgeneration G_n	4
$R_{i,j}, i, j \in \mathbb{N}$	Referenzsystem im Modell der PGE/SGE	5
$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$	Teststatistik	6

1 Einleitung

Im Zuge der Megatrends Individualisierung und Digitalisierung verändert sich die Welt, in der wir im 21. Jh. leben und arbeiten, in einer nie zuvor dagewesenen Dynamik. In der Industrie wird die Digitalisierung durch Zukunftsprojekte, wie Industrie 4.0 vorangetrieben. Hieraus entstehen unter anderem neue mechatronische Systeme, die zunehmend vernetzter werden (BDI, 2016). Zur ganzheitlichen Entwicklung dieser mechatronischen Systeme bedarf es neuer Ansätze und Methoden im Engineering (Baheti & Gill, 2011). Das Advanced System Engineering (ASE) beschreibt diesen Wandel in der Wertschöpfung und zeigt dabei die drei Handlungsfelder Advanced Systems, Systems Engineering und Advanced Engineering auf (Albers et al., 2022b; Albers & Lohmeyer, 2012). Speziell Methoden des Data Science zur Analyse von Betriebsdaten lassen sich dem Advanced Engineering zuordnen. Zur Beantwortung komplexer Fragestellungen in der Entwicklung mechatronischer Systeme ist eine möglichst umfassende Transparenz hinsichtlich der kundenseitigen Nutzung der angebotenen Produkte zielführend (Dumitrescu & Koldewey, 2023). Die Analyse von Betriebsdaten birgt für diese Zwecke großes Potential.

1.1 Motivation

Nur in wenigen Fällen greifen Akteure in der Entwicklung mechatronischer Systeme jedoch auf die Betriebsdaten mechatronischer Systeme für die Optimierung von Produktgenerationen zu (Albers et al., 2022a). Zentrale Entscheidungen für den weiteren Verlauf von Entwicklungsprojekten beruhen daher meist auf subjektiven Einschätzungen einzelner Akteure oder Gruppen. Die systematische und aktive Nutzung von Betriebsdaten zur Analyse von Referenzsystemelementen birgt ein großes Potential, um Unsicherheiten im Entwicklungsprozess durch gezielte Validierung zu minimieren (Wagenmann, Krause, Rapp, Hünemeyer et al., 2022). Informationen zur tatsächlichen Nutzung früherer Produktgenerationen der Werkzeugmaschinen entstehen auf Ebene des Shopfloors des Kunden bei Bedienern des mechatronischen Systems. Abbildung 1.1 zeigt den klassischen Übertragungsweg von Informationen über mehrere Transitionen, wie den Vertrieb, Produktmanagement und verschiedene Führungsebenen, bis sie final die Entwickelnden erreichen (Wagenmann, Bursac, Rapp & Albers, 2022).

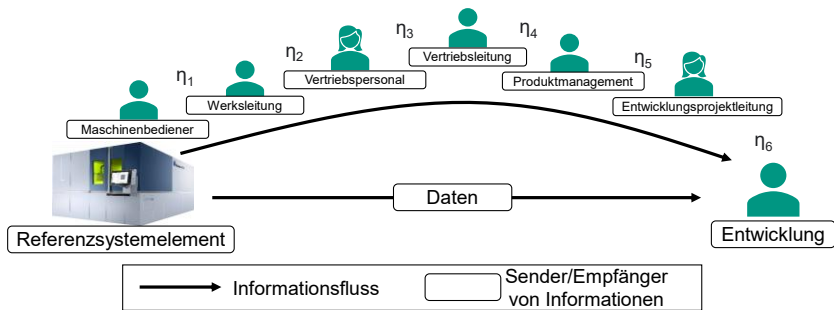


Abbildung 1.1: Informationsfluss vom Referenzsystemelement zu Entwickelnden (Wagenmann, Bursac, Rapp & Albers, 2022)

Beim Durchlaufen des beschriebenen Informationsflusses besteht die Chance, dass Informationen verloren gehen oder verändert werden. Dieser Effekt kann mit dem „Stille-Post“-Prinzip beschrieben werden. HINTERHUBER postuliert, dass bei einer Informationsübertragung über fünf oder mehr Transitionen lediglich 20% der originalen Informationen den Empfänger erreichen (Hinterhuber, 1995). Durch die Sammlung, Vorhaltung und Analyse von Betriebsdaten von Referenzsystemelementen müssen Informationen nicht über verschiedene interorganisatorische Bereiche weitergeleitet werden, sondern können direkt genutzt werden. In vielen Unternehmen werden bereits große Mengen an Betriebsdaten gesammelt. Die bloße Sammlung und Speicherung von Daten ermöglicht es den Entwickelnden jedoch nicht, die beschriebenen Daten für Analysezwecke zu nutzen. Um Daten aktiv nutzen zu können, müssen adäquate Methoden und Prozesse entwickelt werden, die es Entwickelnden ermöglichen, die richtigen Daten im situationsspezifischen Kontext darzustellen. Moderne Fertigungsumgebungen erzeugen während des Fertigungsprozesses große Mengen unterschiedlicher Daten, die in Datenverwaltungssystemen gespeichert werden. Diese gesammelten Daten können als Betriebsdaten bezeichnet werden und beschreiben die Nutzung von mechatronischen Systemen mittels Daten (Meyer et al., 2021; Panzner et al., 2022). Die Analyse von Betriebsdaten kann Muster, Abhängigkeiten oder Trends und damit wertvolle Informationen zur Optimierung von Produktgenerationen beinhalten. Die hieraus gewonnenen Informationen können als Basis für Entscheidungen im Entwicklungsprozess dienen (Bogner et al., 2016). Insbesondere im Bereich der mechatronischen Systementwicklung, beschleunigt durch die zunehmende Digitalisierung und Vernetzung technischer Systeme, werden erhebliche Mengen an Betriebsdaten generiert. Dies stellt die Entwicklung vor weitere Herausforderungen, wie beispielsweise der Datenverwaltung oder Datenqualität. Umfangreiche Datenangebote stellen eine große Chance für die

Entwicklung dar, da somit potenziell diverse unterschiedliche Fragestellungen datengetrieben untersucht werden können. Jedoch besteht die Herausforderung darin, bei der großen Menge an Daten, die relevanten Daten zu identifizieren und vorzuhalten (Feelders et al., 2000; Liu & Motoda, 1998).

1.2 Fokus der Arbeit

In der vorliegenden Arbeit wird untersucht wie Entwickelnde in der Entwicklung von mechatronischen Systemen, Zielsysteme durch die Analyse von Maschinennutzungsdaten validieren können und die Informationen aus Datenanalysen zur Optimierung von Produkten nutzen können. Zielsysteme beinhalten alle relevanten Zielen, deren Wechselwirkungen, Randbedingungen und Begründungen, die für die Entwicklung des richtigen Produkts erforderlich sind (Albers & Braun, 2011b). Die Entwicklung mechatronischer Systeme steht oft in Verbindung mit hoher Komplexität in Bezug auf die zu entwickelnde Systeme und der damit einhergehenden Prozesse. Für die Ausgestaltung von Entwicklungsaktivitäten, wie beispielsweise der Validierung von Zielsystemelementen (ZSE), ist folglich ein iteratives Vorgehen vorzuschlagen (Albers, Reiß, Bursac & Richter, 2016). Ein derartiges Vorgehen kann durch die Analyse von Betriebsdaten unterstützt werden. Die für die vorliegenden Arbeit relevanten Themenfelder sind in folgendem ARC-Diagramm in Abbildung 1.2 in ihrem gegenseitigen Zusammenhang dargestellt:

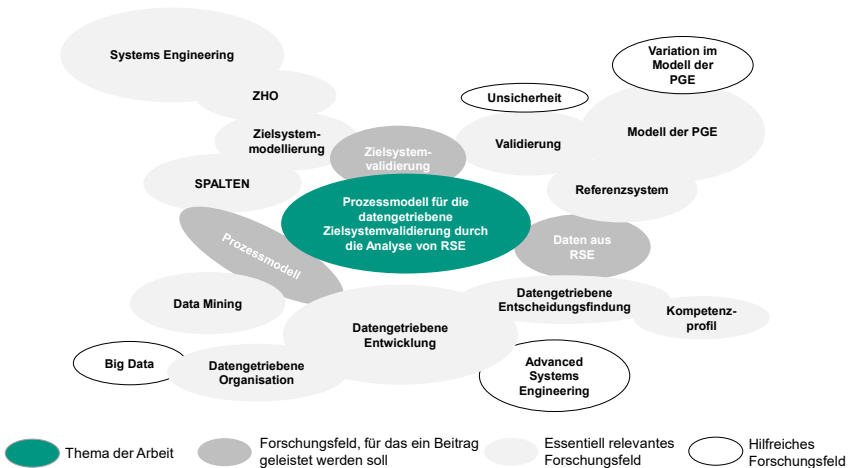


Abbildung 1.2: Forschungsfeld und weitere angrenzende Forschungsfelder

Das Modell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung bildet den modelltheoretischen Kern der präsentierten Arbeit. ALBERS ET AL. formulieren im Beschreibungsmodell der PGE/SGE zwei Hypothesen: jedes Produkt wird auf Grundlage eines Referenzsystems und durch die Aktivitäten der Übernahme-, Ausprägungs- und Prinzipvariation entwickelt (Albers, Rapp et al., 2020). Im Rahmen der Arbeit wird ein expliziter Fokus auf den Aspekt der Referenzsystemanalyse gesetzt. Zustände, Attribute und Verhalten von Referenzsystemelementen können durch Betriebsdaten der mechatronischen Systeme beschrieben werden (Choudhary et al., 2008).

Zur Unterstützung einer iterativen Vorgehensweise wird in der vorliegenden Arbeit die SPALTEN-Problemlösungsmethode und das Data Mining Prozessmodell CRISP-DM zugrunde gelegt. Die Aktivitäten aus dem Prozessmodell CRISP-DM werden auf die Struktur und Logik der SPALTEN-Methode übertragen und weiterentwickelt. Es wird untersucht, wie etablierte Ansätze des Data Mining genutzt werden können, um Ansätze zur Problemlösung in der Entwicklung mechatronischer Systeme weiterzuentwickeln und Entwickelnden so bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen zu unterstützen. In Bezug auf die Ausgestaltung des zu entwickelnden Prozessmodell werden Aspekte der datengetriebenen Organisation und der datengetriebenen Entscheidungsfindung kombiniert. Es wird hierbei ein expliziter Fokus auf die Nutzung von Daten aus den Referenzsystemelementen gelegt. Durch die Analyse dieser können

Zielsystemelemente validiert werden und somit die Unsicherheit in Entwicklungsprojekten reduziert werden.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Forschungsarbeit ist in sieben Kapitel untergliedert. Abbildung 1.3 zeigt den Aufbau der Arbeit und die in dem Kapitel abgehandelten Themenschwerpunkte.



Abbildung 1.3: Aufbau der Forschungsarbeit

In *Kapitel 2* wird der aktuelle Stand der Forschung zu den zuvor genannten Forschungsfeldern analysiert. Dazu wird zu Beginn ein grundlegendes Verständnis für die Zielsysteme im Systems Engineering geschaffen. Neben den Grundlagen der System- und Modelltheorie wird das erweiterte ZHO-Tripel beschrieben. Dieses beschreibt die Produktentwicklung als Kombination von Analyse- und Syntheseaktivitäten zur Übersetzung eines Zielsystems in ein Objektsystem. Anschließend wird der modelltheoretische Rahmen durch das Modell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung gesetzt. Das im Modell der PGE/SGE erklärte Verständnis für die Bedeutung von Referenzsystemen bildet das grundlegende Verständnis für die Herkunft von Betriebsdaten. Schließlich wird betrachtet welche

Ansätze zur datengetriebenen Entwicklung bereits existieren und wie sie sich in das Verständnis der datengetriebenen Validierung von Zielsystemen einordnen lassen.

Die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit wird in *Kapitel 3* aufbauend auf der zuvor identifizierten Forschungslücke konkretisiert. Hierzu wird der Forschungsbedarf formuliert und weiter durch Forschungsfragen operationalisiert. Ferner werden die Forschungsumgebung und die Forschungsmethodik vorgestellt.

Kapitel 4 thematisiert die notwendigen Aktivitäten im Prozess der datengetriebenen Zielsystemvalidierung. Zu diesem Zweck wird anhand von umfangreichen Fallstudien untersucht, welche Aktivitäten sich bei der Analyse von Betriebsdaten ergeben. Notwendige Aktivitäten und Teilaktivitäten im Prozess der datengetriebenen Zielsystemvalidierung werden inhaltlich analysiert und in ihren Aufwänden über die Fallstudien quantifiziert. Auf Basis dieser Erkenntnisse werden in einer zweiten Studienreihe vertiefende Studien zur Identifikation der Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten durchgeführt. Das durch die Fallstudien und die ergänzenden Studien entstandene Verständnis zu Datenanalysen wird in einer weiteren Studienreihe, bestehend aus zwei dreimonatigen Live-Labs und sieben Workshops mit Entwickelnden, vertieft. Im Rahmen der Live-Labs werden zwischenzeitlich entwickelte Iterationen des Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung angewendet (Albers, Walter et al., 2018). Aus den hierbei erbrachten Erkenntnissen werden Erfolgsfaktoren für die Anwendung des Prozessmodells abgeleitet.

In *Kapitel 5* wird auf Basis der identifizierten Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung vorgeschlagen. Zusätzlich werden ergänzende Methoden und Tools für die Aktivitäten des Prozessmodells präsentiert. Das Prozessmodell befähigt Entwickelnde zur Analyse von Betriebsdaten und bildet, vor dem Hintergrund zum Bedarf einer ganzheitlichen prozessualen Abbildung, gleichzeitig die Schnittstellen zu angrenzenden Entwicklungsaktivitäten ab.

Die Anwendung des entwickelten Prozessmodells wird in *Kapitel 6* evaluiert. Im Rahmen einer ersten Studie wird analysiert, welche Auswirkungen die Anwendung des Prozessmodells auf die Aufwände in der Durchführung von Datenanalysen hat. Zudem werden die ergänzend entwickelten Methoden und Tools auf ihre Anwendbarkeit und Zweckdienlichkeit evaluiert. In einer dritten Studie wird zudem untersucht wie sich das aus durchgeführten Datenanalysen generierte Wissen auf die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz von Entscheidungen der Entwickelnden auswirkt.

Abschließend werden in *Kapitel 7* die Ergebnisse und Erkenntnisse zusammengefasst und diskutiert. Zudem wird in Bezug auf die zu Beginn dargelegten Forschungsfelder ein Ausblick für zukünftige Forschungsaktivitäten gegeben, welche an die vorliegende Arbeit anknüpfen.

2 Stand der Forschung

Im Stand der Forschung werden die für die vorliegende Arbeit essenziellen, relevanten und hilfreichen Forschungsfelder (vgl. Abbildung 1.2) adressiert. Als Ergebnis dieses Kapitels kann der Forschungslücke ausgeleitet werden. Basierend auf der Forschungslücke kann ein Forschungsbedarf gemäß der Design Research Methodology (vgl. Kapitel 3.2.1) zur Klärung des Forschungsgegenstands expliziert werden.

Zur Abbildung aller Forschungsfelder wird in Kapitel 2.1 und Kapitel 2.2 auf die Inhalte der *KaSPro – Karlsruher Schule für Produktentwicklung* eingegangen. Kapitel 2.1 gibt einen Überblick über die Zielsysteme im System Engineering (SE). Hierzu wird aufbauend auf die Grundlagen des System Engineering und der Systemtheorie auf die Bedeutung der Validierung in der Produktentwicklung vertiefend eingegangen. Kapitel 2.2 widmet sich nachfolgend dem Referenzsystem im Modell der PGE/SGE - Produktgenerationsentwicklung nach ALBERS. Es wird beschrieben, wie Referenzen entstehen und zur Weiterentwicklung neuer Produktgenerationen genutzt werden können. Schließlich wird die Bedeutung von Referenzsystemelementen für die Validierung von Zielsystemen vertiefend diskutiert. Kapitel 2.3 legt den thematischen Fokus auf die datengetriebene Entwicklung. Es wird beschrieben, wie Entwickelnde durch ihre datengetriebene Organisation und durch Methoden zur Datenanalyse unterstützt werden müssen, um datengetriebene Entscheidungen treffen zu können.

2.1 Zielsysteme im Systems Engineering

Systems Engineering ist ein interdisziplinärer Ansatz für Problemlösungsteams und konzentriert sich auf das gesamtheitliche Design von Systemen (Kossiakoff et al., 2020). Der Begriff des System Engineerings wird von dem International Council on Systems Engineering (INCOSE) wie folgt definiert:

Definition 1: Systems Engineering

SE – Systems Engineering ist ein *interdisziplinärer Ansatz* zur Unterstützung der Realisierung von erfolgreichen Systemen. SE fokussiert darauf, die *Kundenbedürfnisse* und die geforderte Funktionalität möglichst früh im Entwicklungsprozess zu definieren, die *Anforderungen* zu dokumentieren und dann mit dem *Systementwurf* und der *Systemvalidierung* fortzufahren, während dabei zugleich das gesamte Problem im Blick behalten wird [...]. Durch SE werden alle Fachdisziplinen in einem Teamansatz zusammengefasst, in dem ein *strukturierter Entwicklungsprozess* vom Konzept über die Herstellung bis zur Verwendung des Systems beschrieben wird. Systems Engineering betrachtet sowohl die *wirtschaftlichen* als auch die *technischen Bedarfe* aller Kunden, mit dem Ziel, ein qualitativ hochwertiges Produkt zu schaffen, das den Bedarfen des Kunden gerecht wird. (INCOSE, 2015)

HABERFELLNER ET AL. bilden SE als integrativen Ansatz von Systemdenken und prozessuaem Vorgehen ab. Abbildung 2.1 zeigt diesen Ansatz zur Problemlösung und beschreibt zusätzlich die in der Produktentwicklung zweckmäßige Verbindung systemtheoretischer Ansätze mit bewährten Praktiken aus dem Projektmanagement (Haberfellner et al., 2019).

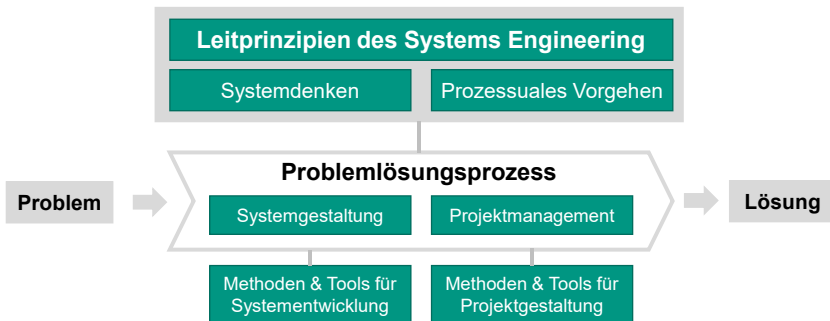


Abbildung 2.1: Systems Engineering als Problemlösungsprozess nach Haberfellner et al. (2019)

Entwicklungsaufgaben, wie die Validierung von Zielsystemen, können so durch Systemdenken strukturiert werden. Ziel hierbei ist es komplexe innere Relationen und Interaktionen abzubilden. Nachfolgend wird daher auf die Zielsysteme, ihre Modellierung und ihre Entwicklung im Rahmen der Produktentstehung eingegangen (Bajzek et al., 2020).

2.1.1 System- und Modelltheorie

Allgemeine Systemtheorie

Die allgemeine Systemtheorie geht auf den Biologen Ludwig von Bertalanffy zurück. BERTALANFFY beschreibt die Gesamtheit von Systemen. Dem zu Folge sind die Eigenschaften eines Systems mehr als die Summe der Eigenschaften der dem System inhärenten Elemente (Bertalanffy & Sutherland, 1974). PULM greift die allgemeine Systemtheorie auf und ergänzt die anwendungsabhängige Ausprägung der Systemtheorie. Er vertritt die Auffassung, dass die Produktentwicklung ein sozialer Prozess ist und dieser sich nicht vollständig kontrollieren lässt. Demnach erlaubt erst die Betrachtung der Beziehungen zwischen Systemelementen ein umfassendes Komplexitätsverständnis (Pulm, 2004).

Allgemeine Modelltheorie

Systeme können durch die Bildung von Modellen beschrieben, strukturiert und auf dieser Basis analysiert werden. In der allgemeinen Modelltheorie nach STACHOWIAK werden drei Merkmale von Modellen definiert: Abbildungsmerkmal, Verkürzungsmerkmal und pragmatisches Merkmal (Stachowiak, 1973). Das Abbildungsmerkmal besagt, dass Modelle immer Abbilder von natürlichen oder künstlichen Originalen sind. Modelle können demnach Originale, i.S. einer Grundlage für weitere Modelle sein. Das Verkürzungsmerkmal bezieht sich auf gezielte Ausschließung von Attributen in der Modellbildung. Folglich müssen Modelle nicht alle Attribute des Originals aufweisen, sondern richten sich in ihrem Design nach dem intendierten Anwendungsfall. Im pragmatischen Merkmal wird die Notwendigkeit zur Erfüllung eines Zwecks der Modelle beschrieben. Unter Einschränkung von gedanklichen und tatsächlichen Operationen ersetzt ein Modell somit ein Original. Diese Ersetzungsfunktion besteht für bestimmte Zeitintervalle (Stachowiak, 1980).

Systemtheorie der Technik

ROPOHL überträgt die allgemeine Systemtheorie auf technische Systeme und beschreibt dazu drei Konzepte: das funktionale, das strukturelle und das hierarchische Systemkonzept. Er beschreibt ein System als ein Konstrukt, das Beziehungen zwischen Attributen (Inputs, Outputs, Zustände etc.) aufweist, aus miteinander in Beziehung stehenden Teilen oder Subsystemen besteht und von seiner Umwelt oder einem Supersystem abgegrenzt ist (Ropohl, 1975).

Bei dem funktionalen Konzept wird das System als „Blackbox“ beschrieben und ist durch Relationen zwischen seinen Eigenschaften, die von der Umwelt aus beobachtet werden, charakterisiert. Zu diesen Eigenschaften gehören die Eingänge, die Ausgänge und der Zustand des Systems. Der Schwerpunkt dieses Konzepts liegt in der Interaktion des Systems mit seiner Umgebung (Abbildung 2.2, links). Das strukturelle Konzept betrachtet das System als eine Reihe miteinander verbundener Elemente und hebt die Relationen zwischen den Elementen hervor. Nur durch die Veränderung des Relationsgeflechts kann eine Menge von Systemelementen zu unterschiedlichen Systemeigenschaften führen (Abbildung 2.2, Mitte). Das hierarchische Konzept unterstreicht die Tatsache, dass die Teile eines Systems ihrerseits als Subsysteme des Systems betrachtet werden können. Andererseits kann ein System selbst als Teil eines umfassenderen Supersystems betrachtet werden. (Abbildung 2.2, rechts) (Ropohl, 1975).

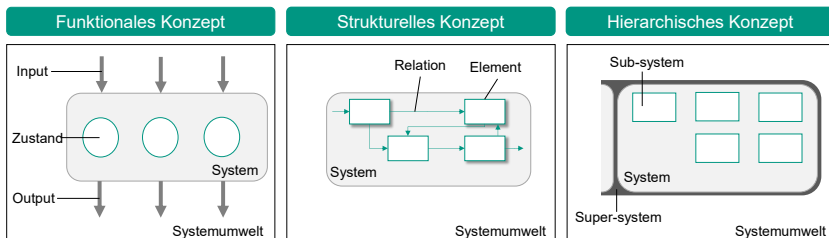


Abbildung 2.2: Konzepte der Systemtheorie (Ropohl, 1975)

ROPOHL formuliert ausgehend von der Systemtheorie der Technik und der allgemeinen Modelltheorie den Regelkreis der Ingenieurstätigkeit (Ropohl, 2009). Das Modell beschreibt den Produktentwicklungsprozess und den damit verbundenen Problemen für die Entwickelnden. Sozio-technische Systeme werden so in drei wechselwirkende Systeme gegliedert: Zielsystem, Handlungssystem und Objektsystem (Albers & Braun, 2011b).



Abbildung 2.3: ZHO- Modell nach (Albers & Meboldt, 2007)

Das Zielsystem wird über ein Handlungssystem in ein Objektsystem übersetzt. Realisierung von Elementen des Objektsystem wirken sich wiederum auf das Zielsystem aus. Es entsteht ein geschlossener Regelkreis, in welchem sich die

Systeme gegenseitig beeinflussen (Ropohl, 1975). ALBERS UND BRAUN leiten aus der systemtheoretischen Betrachtung für die in Abbildung 2.3 dargestellten Systeme nachfolgende Definitionen ab.

Definition 2: Handlungssystem

Das **Handlungssystem** ist ein sozio-technisches System, das aus strukturierten Aktivitäten, Methoden und Prozessen aufgebaut ist. Es enthält weiterhin alle für die Realisierung einer Produktentstehung notwendigen Ressourcen (Entwickelnde, Budget, Ausstattung etc.). Das Handlungssystem erstellt sowohl das Ziel- als auch das Objektsystem, beide Systeme sind durch das Handlungssystem miteinander verbunden. (Albers & Braun, 2011b)

Definition 3: Objektsystem

Das **Objektsystem** ist ein System, das alle Dokumente und Artefakte beinhaltet, die als Teillösungen während des Entstehungsprozesses anfallen. Es ist vollständig, sobald der geplante Zielzustand erreicht ist. Das eigentliche Produkt ist neben Zwischenprodukten (z.B. Zeichnungen oder Prototypen) eines der Elemente des Objektsystems. Das Handlungssystem nimmt während des Produktentstehungsprozesses ständig Teile des Objektsystems auf und leitet daraus durch Schritte der Analyse und Synthese neue Ziele ab. Endergebnis eines Produktentstehungsprozesses ist neben dem eigentlichen Produkt auch die Summe aller Zwischenergebnisse im Objektsystem, das vollständige Zielsystem und nicht zuletzt das gesammelte Erfahrungswissen im Handlungssystem aus der Durchführung und Reflexion des Prozesses. (Albers & Braun, 2011b)

Definition 4: Zielsystem

Das **Zielsystem** ist ein System bestehend aus allen relevanten Zielen, deren Wechselwirkungen, Randbedingungen und Begründungen, die für die Entwicklung des richtigen Produkts erforderlich sind. (Albers & Braun, 2011b)

2.1.2 Zielsystemmodellierung im ZHO-Modell

Auf der Grundlage der Systemtheorie von Ropohl beschreiben ALBERS, LOHMEYER UND EBEL einen Produktentwicklungsprozess als eine kontinuierliche Interaktion von Handlungssystem, Objektsystem und Zielsystem (Albers et al., 2011). Die Produktentwicklung wird als ein komplexes System betrachtet, in dem Elemente des Zielsystems in Elemente des Objektsystems über ein Handlungssystem umgewandelt werden (Albers et al., 2010). Während des Entwicklungsprozesses werden sowohl das Zielsystem als auch das Objektsystem kontinuierlich auf der Grundlage neuer Informationen entwickelt (Albers et al., 2011).

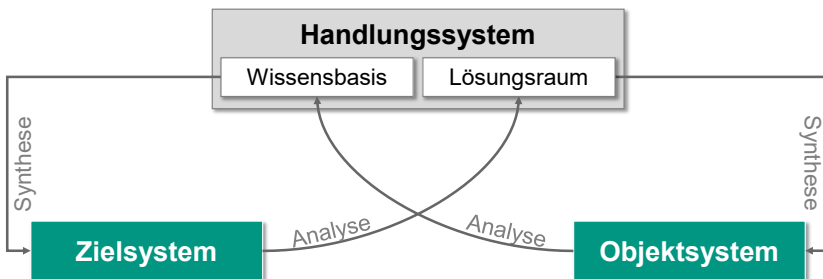


Abbildung 2.4: Erweitertes ZHO-Modell nach (Albers et al., 2012)

Das Zielsystem beschreibt den gewünschten Endzustand des Produkts und ist gleich dem Objektsystem ein dynamisches System (Albers et al., 2013). Dabei beschreibt es nicht die Lösung selbst, sondern wird während des Entwicklungsprozesses kontinuierlich erweitert und verfeinert (Muschik, 2011).

Nach ALBERS ET AL. müssen neben den Produktzielen auch weitere Ziele, wie beispielsweise finanzielle Ziele und Produktionsziele, sowie äußere Einflüsse berücksichtigt werden (Albers et al., 2013). Sie stehen in Relation zueinander und müssen entsprechend der Grundsätze der Systemtheorie ganzheitlich betrachtet werden. EILETZ geht spezifisch auf die Operationalisierbarkeit von Zielsystemen in der Produktentwicklung ein. Demnach müssen Elemente eines Zielsystems durchgängig und kompatibel sein (Eiletz, 1999). Die im Rahmen der Produktentwicklung auftretenden Schwierigkeiten bei der Kommunikation von Zielsystemelementen über Organisationsentitäten hinweg können so beschrieben werden. Die Durchgängigkeit von ZSE beschreibt beispielsweise die Abbildungsgenauigkeit von Detailzielen auf strategische Ziele. Wohingegen die Kompatibilität die Möglichkeit zur Trennung und Kumulierung von ZSE gewährleistet.

Die kontinuierliche Validierung der erarbeiteten Produkte anhand des Zielsystems ist eine grundlegende Aktivität im Produktentwicklungsprozess. Erst nach erfolgreicher Validierung kann die Zielerreichung als gesichert angesehen werden. Durch die kontinuierlichen Aktivitäten der Analyse und Synthese entstehen im Produktentwicklungsprozess zusätzliche Informationen über Iterationen. Die Validierung bezieht sich dabei auf die Analyse des Objektsystems und die anschließende Synthese des Zielsystems. Um diesen co-evolutionären, iterativen Entwicklungsprozess zu unterstützen, wird das Handlungssystem weiter in zwei Subsysteme unterteilt: Wissensbasis und Lösungsraum. Der Wissensstand umfasst das vorhandene fallspezifische Wissen, auf das innerhalb des Handlungssystems zugegriffen werden kann, während der Lösungsraum alle möglichen Lösungen für ein bestimmtes Problem enthält. Die Interaktionen dieser beiden Teilsysteme mit dem Zielsystem und dem Objektsystem werden durch Analyse- und Syntheseprozesse modelliert (Albers, Lohmeyer und Ebel, 2011).

LOHMEYER erweitert die Definition des Zielsystems durch die Differenzierung von Zielsystemelementen über die Charakteristika des System-of-Interest (SOI) und des Zeitpunkts der Betrachtung. Ein SOI umfasst Subsysteme, die im Fokus der Betrachtung stehen (INCOSE, 2015). Der Zusammenhang ist in Abbildung 2.5 dargestellt.

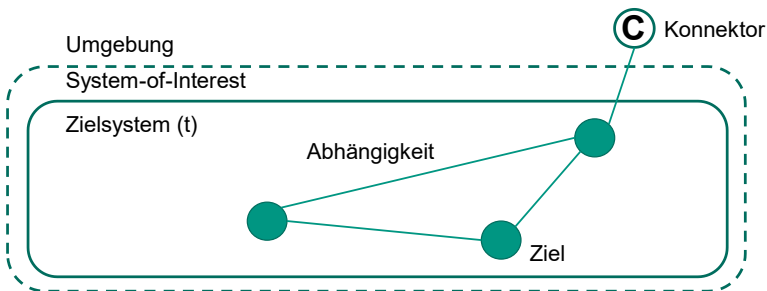


Abbildung 2.5: Charakteristika von Zielsystemen (Albers et al., 2012), Darstellung nach (Lohmeyer, 2013)

Ziele und Anforderungen können aus Randbedingungen abgeleitet werden (Albers et al., 2013; Bader, 2007; Kubin et al., 2023). Sie ergeben sich aus den Einschränkungen aus dem Umfeld des Entwicklungsprojekts und können nur selten vom Entwicklungsteam definiert werden (Lohmeyer, 2013). LOHMEYER definiert Ziele, Anforderungen und Randbedingungen wie folgt:

Definition 5: Ziele

Ein **Ziel** ist die bewusste gedankliche Vorwegnahme eines zukünftigen Soll-Zustands, der gemeinsam vereinbart und durch aktives Handeln angestrebt oder vermieden wird. Ziele begründen die Funktion und die Gestalt von Objekten. (Lohmeyer, 2013)

Definition 6: Anforderungen

Eine **Anforderung** ist eine durch einen Wert oder einen Wertebereich festgelegte Beschreibung eines einzelnen Produktmerkmals. Eine Anforderung kann ein Ziel nicht ersetzen, sondern lediglich konkretisierend beschreiben. (Lohmeyer, 2013)

Definition 7: Randbedingungen

Eine **Randbedingung** ist eine aus dem Umfeld der Entwicklung resultierende Einschränkung, die von anderen verantwortet wird und daher zwar ermittelt, aber nicht eigenständig definiert oder geändert werden kann. (Lohmeyer, 2013)

Es kann in exogene Randbedingungen und endogene Randbedingungen unterschieden werden. Exogene Randbedingungen finden ihren Ursprung außerhalb des Unternehmens, wobei endogene Randbedingungen ihren innerhalb des Unternehmens haben (Muschik, 2011). Demnach beschränken Randbedingungen das zu entwickelnde System durch nur schwer änderbare oder einschränkende Einflüsse.

Ebel stellt die beschriebenen Abhängigkeiten wie folgt dar:



Abbildung 2.6: Abgrenzung und Zusammenspiel von Zielsystemelementen - Ziele, Anforderungen und Randbedingungen (Ebel, 2015)

Zur Ausleitung von Produktentwicklungsaktivitäten müssen Informationen aus dem Zielsystem beurteilt werden. Die Beurteilung der ZSE kann anhand des Reifegrads, des Härtegrads, der Beeinflussbarkeit und der Auswirkung durchgeführt werden (Albers et al., 2011). Sie ist Grundvoraussetzung zum Verständnis des Zielsystems (Ebel, 2015). Die Zusammenhänge der vier Dimensionen sind nachfolgend in Abbildung 2.7 dargestellt.

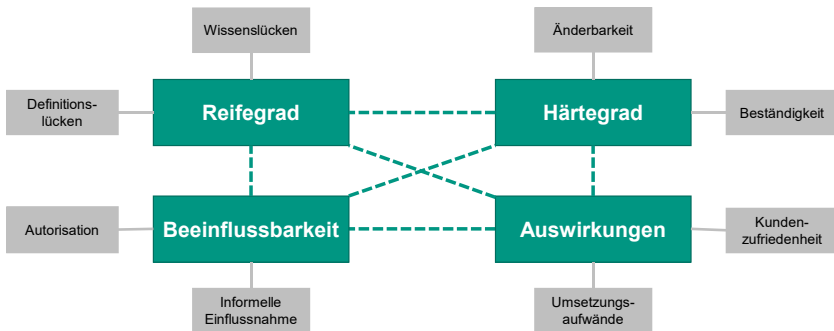


Abbildung 2.7: Beurteilungsdimensionen von Zielsystemelementen (Albers et al., 2013; Ebel, 2015)

Mit dem *Reifegrad* wird die Vollständigkeit beschrieben, mit der Wissens- und Definitionslücken eines Ziels geschlossen sind (Albers et al., 2011). Der Reifegrad leitet sich aus dem Verständnis der Unsicherheit nach (Hastings & McManus, 2004) ab und verläuft diametral zu ihr. Der Härtegrad bezieht sich auf die Änderbarkeit und Beständigkeit von ZSE (Albers et al., 2011). Nach EBEL ergänzt der *Härtegrad* die Betrachtung durch den Reifegrad und ermöglicht eine Priorisierung von Zielen

(Ebel, 2015). Die im Modell dargestellte Dimension der *Auswirkungen* umfasst die Kundenzufriedenheit, beispielsweise in Form von erfüllten Anforderungen, und die Umsetzungsaufwände. Schließlich wird in der Dimension der *Beeinflussbarkeit* die Fähigkeit einzelner Akteure oder Organisationseinheiten beschrieben, ein bestimmtes Ziel zu definieren oder zu ändern (Albers et al., 2011).

Im paarweisen Vergleich der vier Dimensionen leiten ALBERS ET AL. sechs Matrizen ab. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit kommt der Entscheidungsmatrix eine spezielle Bedeutung zu. Sie behandelt das Unsicherheitsdilemma und stellt den Härtegrad, dem Reifegrad gegenüber. Zur Auflösung des Unsicherheitsdilemmas existieren zwei Lösungswege, die in Abbildung 2.8 visualisiert sind (Albers et al., 2011).

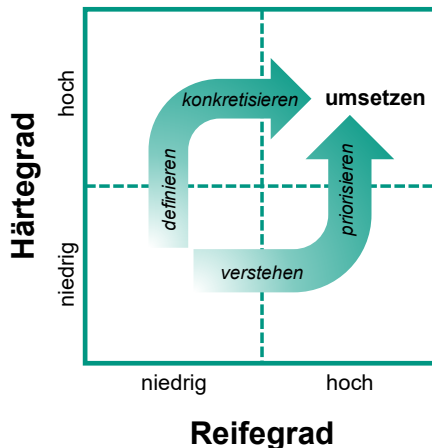


Abbildung 2.8: Entscheidungsmatrix (Ebel, 2015)

Der erste Ansatz beginnt mit der Steigerung des Härtegrads durch die Definition von Zielsystemelementen, die in der Folge konkretisiert werden. Somit werden bereits früh im Projekt Verbindlichkeiten geschaffen. Diese entstehen ohne ausreichendes Hintergrundwissen zu den ZSE und unterliegen demnach einer großen Unsicherheit. Eine derartige Vorgehensweise birgt folglich ein hohes Entwicklungsrisiko. Ergänzend kann der Fokus zu Beginn eher auf die Schaffung eines tiefgehenden Verständnisses der ZSE gelegt werden. Daraufhin kann durch die Priorisierung der Härtegrad erhöht werden. Resultat dieses konservativen Vorgehens können erhöhte Entwicklungszeiten und -ressourcen sein (Ebel, 2015).

2.1.3 Methoden und Modelle der Produktentstehung

PONN UND LINDEMANN beschreiben den Produktentwicklungsprozess als eine Kombination aus Mikrologik und Makrologik. Modelle der Mikrologik können in elementare und operative Problemlösungsmodelle untergliedert werden (Ponn & Lindemann, 2011). Sie haben einen geringen Detailgrad und differenzieren sich so gegenüber Vorgehensmodellen, sowie ganzheitlichen Modellen zur Produktentwicklung, wie beispielsweise das iPeM – integriertes Produktentstehungsmodell (Albers, Reiß, Bursac & Richter, 2016). Abbildung 2.9 verdeutlicht nachfolgend den beschriebenen Zusammenhang.

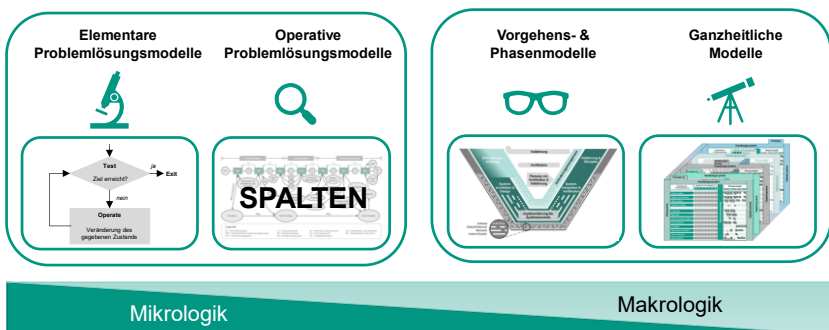


Abbildung 2.9: Auflösungsgrad des Produktentwicklungsprozesses (Ponn & Lindemann, 2011)

Modelle der Mikrologik

Zentrale Herausforderungen in Produktentstehungsprozessen ist das Lösen von Problemen. Demnach können Prozesse in der Produktentstehung als Problemlösungsprozesse i.S. einer Zusammenführung mehrerer Probleme verstanden werden (Albers et al., 2002; Dorst, 2006). Ein Problem kann als Differenz zwischen einem Anfangszustand (Ist-Zustand) und einem Zielzustand (Soll-Zustand) verstanden werden (Ehrlenspiel, 2009; Funke, 2003). Der Lösungsweg vom Anfangszustand zum Zielzustand und die dafür notwendigen Ressourcen sind teilweise unbekannt (Simon, 1973). Nach FUNKE können Probleme nach den Merkmalen: *Intransparenz*, *Vielzieligkeit*, *Vernetztheit* und *(Eigen-)Dynamik* charakterisiert werden. Abhängig von der Kombination der Ausprägung der Merkmale werden verschiedene Empfehlungen zur Problemlösung vorgeschlagen (Funke, 2003; VDI, 2221).

Oft sind Entwickelnde dabei mit komplexen Problemen konfrontiert. Sie schließen alle der beschriebenen Merkmale ein. Zur Lösung dieser Probleme kann auf allgemeingültige Ansätze zur Problemlösung zurückgegriffen werden. Wie aus Abbildung 2.10 zu entnehmen ist, können diese nach ihrem Detailgrad und Einsatzbereich unterschieden werden.

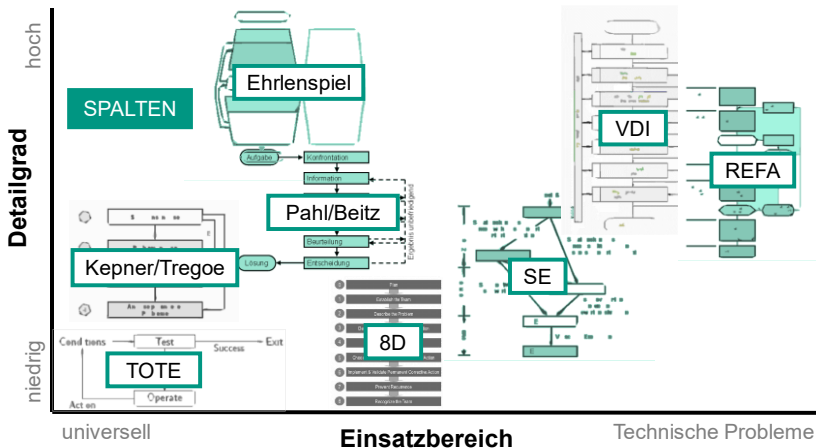


Abbildung 2.10: Übersicht von Problemlösungsmethoden nach Detailgrad und Einsatzbereich (Albers, Reiß, Bursac & Breitschuh, 2016)

Das TOTE-Schema (Deutsches Institut für Normung e. V.; G. A. Miller et al., 1960) oder der PDCA-Zyklus (Deutsches Institut für Normung e. V.) sind beispielsweise den elementaren Problemlösungsmodellen zuzuordnen. Basierend hierauf können umfassender elementare Problemlösungsmodelle beschrieben werden. Die von ALBERS ET AL. (2005) entwickelte SPALTEN-Methode beschreibt einen universellen Ansatz zur operativen Behandlung von Problemen (vgl. Abbildung 2.9: Auflösungsgrad des Produktentwicklungsprozesses (Ponn & Lindemann, 2011)) mit unterschiedlichen Randbedingungen und Komplexitätsgraden (Albers et al., 2005). Die Grundstruktur ist in Abbildung 2.11 dargestellt und besteht aus sieben Aktivitäten, die iterativ durchlaufen werden.

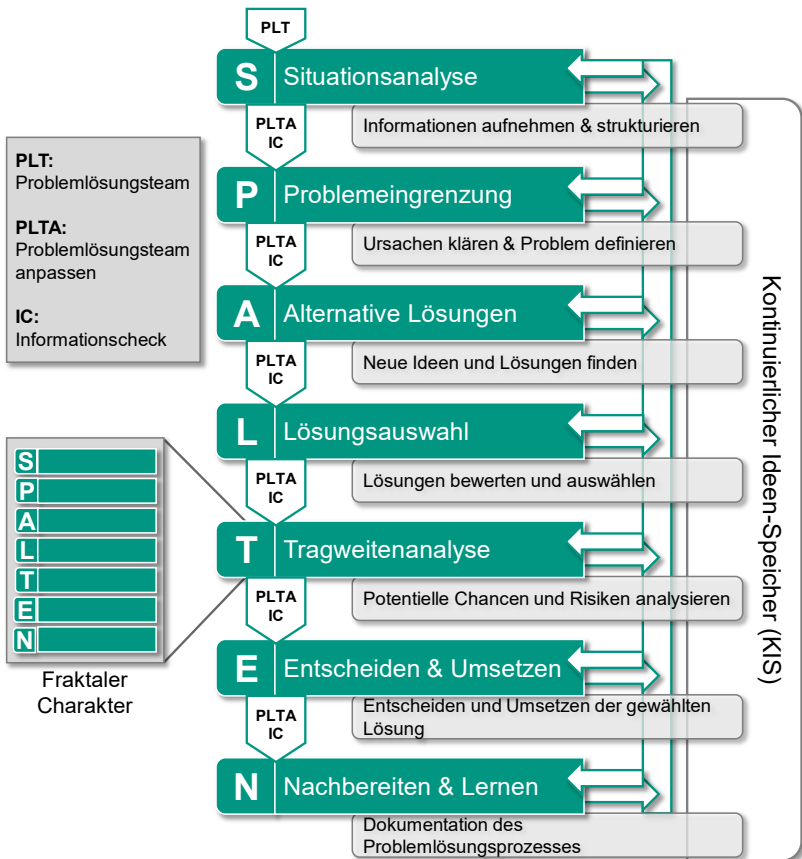


Abbildung 2.11: Problemlösungsmethodik SPALTEN (Albers, Reiß, Bursac & Breitschuh, 2016)

Jeder Problemlösungsprozess beginnt mit der Definition des Problemlösungsteams (PLT). In der ersten Aktivität von SPALTEN, der Situationsanalyse, werden alle relevanten Informationen, die die aktuelle Situation beschreiben, gesammelt, strukturiert und dokumentiert, um eine Grundlage für die nachfolgenden Schritte zu schaffen. Darauf aufbauend wird eine Vorgehensweise zur Bewältigung des Problems festgelegt. Die Problemeingrenzung zielt darauf ab, das Problem mit den zuvor gesammelten Informationen zu beschreiben. In diesem Schritt werden die Informationen auf die für die Problemlösung relevanten Daten eingegrenzt. Ziel ist es, Ursache und Wirkung der Abweichung zwischen dem Ausgangszustand und

dem Zielzustand zu identifizieren. Im dritten Modul wird eine große Anzahl von Lösungsalternativen generiert. Dabei werden Randbedingungen sowie eine abstrakte Zielformulierung definiert, um einen engen Lösungsraum zu vermeiden. Die generierten Lösungen werden weiter analysiert, konkretisiert, dokumentiert und abgespeichert. Bei der Lösungsauswahl werden die Lösungen anhand von sorgfältig definierten Kriterien bewertet. Auf der Grundlage dieser Bewertung wird die optimale Lösung ausgewählt. Die Tragweitenanalyse zielt darauf ab, die Risiken und Chancen der gewählten Lösung zu ermitteln und deren Ursachen aufzudecken, um sie beherrschbar zu machen. Die sechste Aktivität, Entscheidung und Umsetzung, kombiniert die Ergebnisse der beiden vorangegangenen Module und verarbeitet sie, während die Maßnahmen zur Minimierung der Risiken und Maximierung der Chancen durchgeführt werden, um eine optimale Lösungsumsetzung zu gewährleisten. Abschließend folgt Nachbereiten und Lernen, um eine kontinuierliche Verbesserung zu gewährleisten. Die gewonnenen Erkenntnisse und Erfahrungen müssen für zukünftige Problemlösungsprozesse entsprechend dokumentiert werden (Albers et al., 2005).

Es müssen nicht alle Schritte linear durchlaufen werden. Es ist auch möglich, eine bereits durchgeführte Phase wieder aufzugreifen und von dort aus fortzufahren (Albers, Reiß, Bursac & Breitschuh, 2016). Außerdem kann SPALTEN für Probleme unterschiedlicher Abstraktionsebenen verwendet werden. Es kann während des gesamten Produktentwicklungsprozesses, einer Phase des Produktentwicklungsprozesses oder sogar einer einzelnen Aktivität einer Phase angewendet werden. Jede Aktivität kann selbst als ein separater SPALTEN-Prozess betrachtet werden, was ihm eine fraktale Struktur verleiht (Albers et al., 2010). Diese Merkmale sorgen für Flexibilität bei der Problemlösung und helfen dabei, große Probleme in kleinere zu unterteilen, was insbesondere bei der Entwicklung komplexer mechatronischer Systeme wichtig ist (Albers, Reiß, Bursac & Breitschuh, 2016).

Modelle der Makrologik

Modelle der Makrologik sind Vorgehensmodelle und ganzheitliche Modelle zur Produktentwicklung, wie beispielsweise das iPeM – integriertes Produktentstehungsmodell (Albers, Reiß, Bursac & Richter, 2016). Sie nach ihrem Detaillierungs- und Formalisierungsgrad nachfolgend abgebildet:

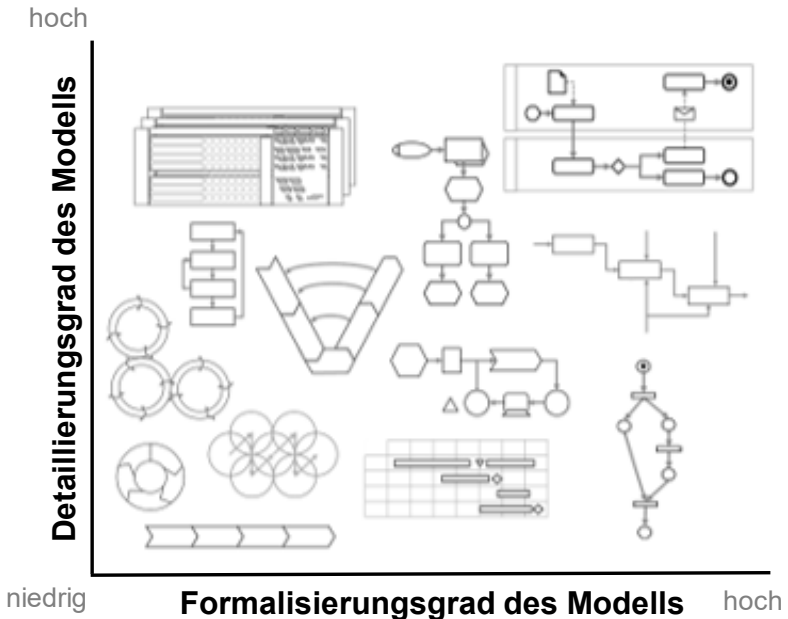


Abbildung 2.12: Modelle zur Modellierung des Produktentstehungsprozesses mit unterschiedlichen Detaillierungs- und Formalisierungsgraden (VDI, 2221)

Vorgehensmodelle bestehen aus inhaltlich abgrenzbaren Schritten im Rahmen des Produktentstehungsprozesses. Ganzheitliche Modelle bilden unterschiedliche Detailgrade der Produktentstehung ab und beinhalten eine Kombination verschiedener Sichtweisen. Neben dem ganzheitlichen Modell des iPeM kann zusätzlich das V-Modell als Vorgehens- und Phasenmodell der Produktentstehungsmodell genannt werden. Das iPeM - integriertes Produktentstehungsmodell, als hochformalisiertes Meta-Modell, basiert auf den vorgestellten Zusammenhängen des erweiterten ZHO-Modells und der SPALTEN-Problemlösungsmethode. Aus diesem Grund wird das iPeM folgend näher erläutert. Es ermöglicht die Modellierung von individuellen Problemstellungen in verschiedenen Detailgraden und bildet die Entwicklungs-, sowie die Managementperspektive ab (Albers et al., 2010). Im Modell sind alle für die Produktentstehung relevanten Aktivitäten abgetragen. Diese sind in Kern- und Basisaktivitäten kategorisiert. Kernaktivitäten leisten einen Beitrag zur Steigerung des Produktreifegrads, wobei Basisaktivitäten als Ergänzung zu den Kernaktivitäten

zu verstehen sind. Das iPeM unterstützt die Entwicklung bei der iterativen Planung und Dokumentation der Aktivitäten.

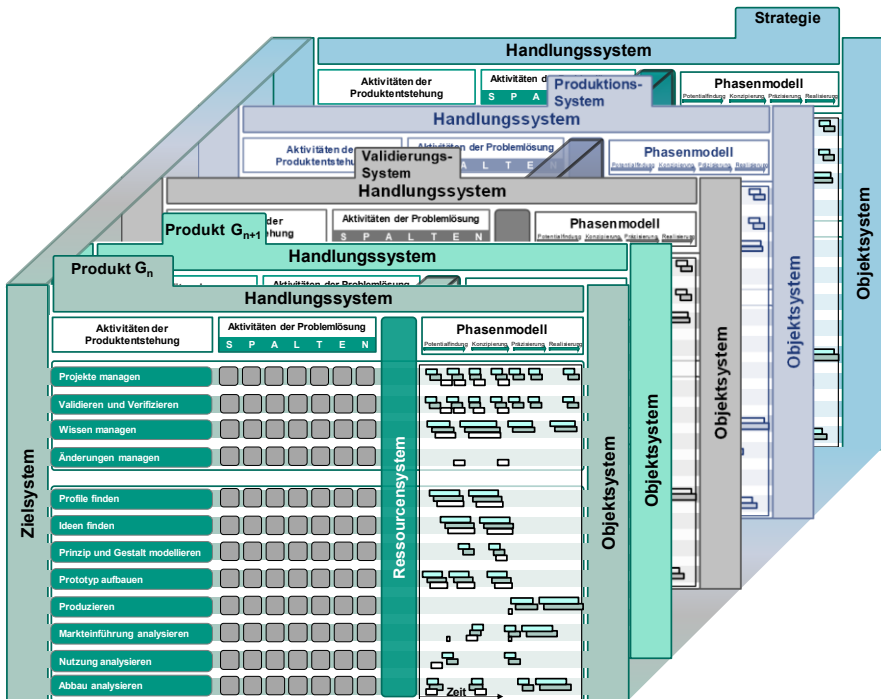


Abbildung 2.13: Darstellung eines Layers des iPeM – integriertes Produktentstehungsmodell (Albers, Reiß, Bursac & Richter, 2016)

Abbildung 2.13 hebt dabei insbesondere die Verknüpfung des Zielsystems und Ressourcensystem über die abgetragenen Ebenen hervor. Die verschiedenen Ebenen, mit Bezug auf spätere Produktgenerationen, Validierungssysteme, Produktionssysteme oder die Strategie, stehen über diese Verknüpfung in Wechselwirkung zueinander (Albers & Braun, 2011a). Jede der Ebenen kann als eigenständige Entwicklung betrachtet werden. Das iPeM bildet somit ein Rahmenwerk für die geplante Produktgenerationsentwicklung und dient als Grundlage für diverse Forschungsarbeiten der Karlsruher Schule für Produktentwicklung.

2.1.4 Zwischenfazit

Der Produktentwicklungsprozess kann als iterative Entwicklung eines Ziel- und Objektsystems durch abwechselnde Analyse- und Syntheseaktivitäten verstanden werden. Entwickelnde stehen dabei im Fokus des Produktentwicklungsprozesses und nutzen Methoden, Prozesse und Ressourcen des Handlungssystems, um beschriebene iterative Entwicklung umzusetzen. Zudem ermöglichen Ansätze des Systems Engineering ein systemisches Verständnis komplexer Problemstellungen bei Entwicklungsaufgaben und unterstützen so Entwickelnde im Umgang mit Komplexität. Modelle zur Entwicklung von Zielsystemen kombinieren unterschiedliche Aspekte dieser zwei Verständnisse. Durch die kontinuierliche und iterative Weiterentwicklung der Wissensbasis mittels der Analyse des Objektsystems können Zielsystemelemente validiert werden. Es werden Methoden benötigt, welche die Validierung von Zielsystemelementen explizit unterstützen. Die SPALTEN-Problemlösungsmethode zeigt zu diesem Zweck großes Potential.

2.2 Referenzsystem im Modell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung

Zur effizienten Weiterentwicklung von Zielsystemen können Informationen aus dem Referenzsystem genutzt werden. Nachfolgend wird daher aufbauend auf dem Verständnis des System Engineerings das Beschreibungsmodell der Produktgenerationsentwicklung – PGE/SGE nach ALBERS vorgestellt (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015). Die Bedeutung, Komposition und Verarbeitung von Referenzsystemen werden eingängig beschrieben. Auf Basis dieser Ausführung wird die Zielsystemvalidierung auf Basis von Referenzen explizit aufgegriffen und vor dem Hintergrund von Advanced Systems Engineering diskutiert.

Produkte werden in Generationen entwickelt. ALBERS beschreibt dies in seinem grundlegenden Modell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung. Die Grundhypothese besagt, dass jede Produktentwicklung auf die Abbildung der Elemente eines Referenzsystems zurückgeführt werden kann. Durch die Anwendung von drei Variationsoperatoren können Lösungen für neue Produkte oder neue Produktgenerationen abgeleitet werden (Albers, 2022).

Gemäß ALBERS kann die Produktentwicklung auch als Entwicklung von Systemen und untergeordneten Subsystemen verstanden werden. Das grundlegende Modell der Abbildung von Referenzsystemelementen auf eine Lösung mittels Variationsoperatoren kann für die Synthese soziotechnischer Systeme sowie von

Systems-of-Systems angewendet werden. Unter dem Begriff der Systemgenerationsentwicklung (SGE) hat ALBERS dieses Konzept auf die Synthese beliebiger Systeme erweitert. In aktuellen Forschungsarbeiten wird das SGE-Modell als grundlegender Ansatz zur Modellierung des Produkt- und Produktions-Co-Designs sowie der strategischen Produktplanung betrachtet (Albers, 2022).

Das Beschreibungsmodell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung kann so als SGE – Systemgenerationsentwicklung verstanden werden (Albers, Rapp et al., 2020). Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird jedoch zur besseren Verständlichkeit im Folgenden vom Modell der PGE/SGE gesprochen.

2.2.1 Modell der PGE/SGE

In der klassischen Einteilung der Produktentwicklung wird grundsätzlich in korrigierendes und generierendes Vorgehen unterschieden. Korrigierendes Vorgehen beschreibt die Übernahme von Lösungsprinzipien mit geringfügigen Änderungen. Wohingegen ein generierendes Vorgehen neue Alternativen des früheren Lösungsprinzips entwickelt werden und in der Folge eine Auswahl trifft. PAHL ET AL. unterscheiden die Produktentwicklung in folgende drei Kategorien von Konstruktionstypen (Pahl et al., 2007):

- *Neukonstruktionen* nutzen neue Lösungsprinzipien zur Behandlung neuer Aufgabenstellungen und Probleme.
- *Anpassungskonstruktionen* nutzen bekannte Lösungsprinzipien und übertragen diese unter Berücksichtigung neuer Randbedingungen.
- *Variantenkonstruktionen* beschreiben die Variation von Größe oder Anordnung von Systemen in bestehenden Randbedingungen.

Die Entwicklungspraxis zeigt, dass sich diese Konstruktionstypen nicht eindeutig und trennscharf kategorisieren lassen (Pahl & Beitz, 2013). Dieser Ansatz kann die breite Spanne an Neuentwicklungsanteilen in realen Entwicklungsprojekten daher nicht abbilden. Dies ist folgend in Abbildung 2.14 dargestellt.

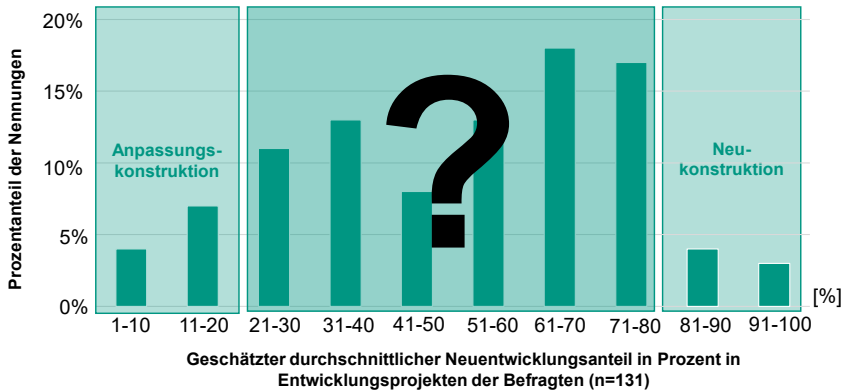


Abbildung 2.14: Spannweite an Neuentwicklungsanteilen in realen Entwicklungsprojekten (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015)

Ansätze für die Einteilung der Produktentwicklung aus den Wirtschaftswissenschaften orientieren sich am Innovationsmanagement. Nach SCHUMPETER sind Innovationen eine Notwendigkeit für den nachhaltigen Erfolg von Unternehmen (Schumpeter & Elliott, 2012). Der mit dem Innovationspotential zusammenhängende wirtschaftliche Erfolg ist jedoch erst retrospektiv zu beurteilen. Demzufolge sind diese Ansätze ebenso wenig zur präskriptiven Entwicklungsunterstützung geeignet (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015). Aus dem Innovationsverständnis und der risikoanalytischen Sicht der klassischen Konstruktionsmethodik ergibt sich ein Zielkonflikt (Albers, Reiß et al., 2014). Aus Gründen der Risikominimierung sollen möglichst viele technische Lösungen wiederverwendet werden. Gleichzeitig gilt es ein möglichst innovatives Produkt zu entwickeln.

In der Konsequenz führt ALBERS das praxisnahe Beschreibungsmodell der PGE/SGE – Produktgenerationsentwicklung ein und definiert es wie folgt (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015):

Definition 8: Produktgenerationsentwicklung

Als **Produktgenerationsentwicklung** wird die Entwicklung technischer Produkte verstanden, die sowohl durch die Anpassung von Subsystemen als *Übernahmevariation* (ÜV) als auch durch eine Neuentwicklung von Subsystemen charakterisiert ist. Darin eingeschlossen sind sowohl die Entwicklung einer neuen Produktgeneration als auch deren [...] Varianten. Die Anteile technischer Neuentwicklungen einzelner Funktionseinheiten können sowohl durch die Aktivität *Ausprägungsvariation* (AV) als auch durch die Variation von Lösungsprinzipien – im Folgenden als Aktivität *Prinzipvariation* (PV) bezeichnet – erfolgen. Neue Produktgenerationen basieren immer auf Referenzen, die großen Bereiche der grundsätzlichen Struktur vorgeben.

Das Modell der PGE/SGE beschreibt für die Entstehung neuer Produkte zwei Grundhypothesen (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015; Albers, Haug et al., 2019):

- Jede Entwicklung einer neuen Produktgeneration basiert auf Referenzen. Referenzsystemelemente können dabei beispielsweise Vorgängergenerationen, Konkurrenzprodukte, Produkte aus anderen Branchen, Systeme aus Vorentwicklungsprojekten oder universitärer Forschung sein. Neue Produktgenerationen werden auf der Basis dieser Referenzsystemelemente entwickelt, wobei die Struktur und Gestalt weitgehend übernommen werden.
- Gestalt und Struktur der Teilsysteme des neuen Systems werden durch die systematische Kombination der Aktivität von Übernahme-, Ausprägungs- oder Prinzipvariation entwickelt.

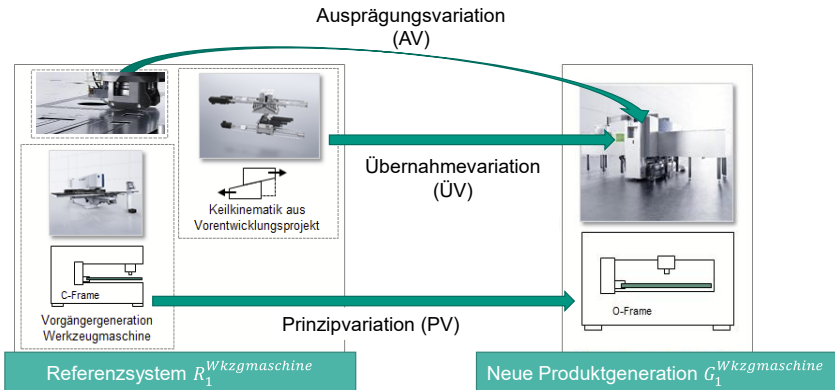


Abbildung 2.15: Entwicklung neuer Produktgenerationen auf Basis eines Referenzsystems (Bursac et al., 2021)

Gemäß der ersten Grundhypothese werden Produkte in Generationen entwickelt und sind folglich als Produktgenerationen zu verstehen. Diese können beispielsweise durch Projektbezeichnungen oder Markteinführungstermine identifiziert werden (Albers, Heitger et al., 2018). PEGLOW ET AL. argumentieren, dass zudem Varianten eines Produkts als Produktgenerationen verstanden werden können (Albers, Peglow et al., 2018). Die Abgrenzung der Produktgenerationen wird mittels einer einheitlichen mathematischen Nomenklatur umgesetzt (Albers, Fahl et al., 2020; Schlegel et al., 2023).

Nomenklatur der Produktgenerationen:

$$G_{i=n\{Nummer\ der\ Produktgeneration\}}^{\{Produktlinie, Variante, Kunde, Anwender, \dots\}} \quad 1$$

Hierbei bezeichnet die G_n jene Produktgeneration, die sich aktuell in der Entwicklung befindet und am nächsten am Markteintritt ist. Folglich wird unter der G_{n-1} , die Produktgeneration verstanden, die aktuell auf dem Markt ist. Zusätzlich zu der Beschreibung der Relationen bestehender Systeme kann die Beziehung zwischen aufeinanderfolgende Entwicklungsinkremente als Entwicklungsgenerationen beschrieben werden (Albers, Bursac & Rapp, 2016).

Nomenklatur der Entwicklungsgenerationen:

$$E_{i=n\{Nummer\ der\ dazugehörigen\ G_n, Nummer\ der\ Entwicklungsgeneration\}}^{\{Produktlinie, Variante, Kunde, Anwender, \dots\}} \quad 2$$

Gemäß der zweiten Grundhypothese werden Referenzsystemelemente über Aktivitäten der Variation in eine neue Produktgeneration überführt. Diese können durch den generischen Variationsoperator beschrieben werden (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015; Albers, Fahl et al., 2020).

- **Übernahmevariation (ÜV):** Gestalt und Lösungsprinzipien der RSE werden beibehalten und konstruktive Anpassungen nur in geringem Maße angewendet
- **Ausprägungsvariation (AV):** Lösungsprinzipien der RSE werden beibehalten und die Gestalt wird verändert
- **Prinzipvariation (PV):** Lösungsprinzipien der RSE werden verändert

Die G_n entspricht folglich der Menge aus Teilsystemen, die durch die drei Variationsarten entwickelt werden (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015):

$$G_{i=n} = \dot{U}S_{i=n} \cup AS_{i=n} \cup PS_{i=n} \quad 3$$

$\dot{U}S_{i=n}$: Menge der Systemelemente, die durch ÜV entwickelt werden

$AS_{i=n}$: Menge der Systemelemente, die durch AV entwickelt werden

$PS_{i=n}$: Menge der Systemelemente, die durch PV entwickelt werden

Der Variationsanteil δ für eine Produktgeneration kann somit mathematisch beschrieben werden. So gilt für die Übernahmevariation:

$$\delta_{\dot{U}S_{i=n}} = \frac{|\dot{U}S_{i=n}|}{|G_{i=n}|} = \frac{|\dot{U}S_{i=n}|}{|\dot{U}S_{i=n} \cup AS_{i=n} \cup PS_{i=n}|} \quad 4$$

Für die Berechnung der Variationsanteile von Ausprägungsvariation und Prinzipvariation wird analog vorgefahren. Die Aufschlüsselung der Variationsanteile ermöglicht die Steuerung des Gesamtrisikos und das Innovationspotenzial einer Produktgeneration durch die Systematisierung von Referenzen (Albers, Rapp et al., 2017).

2.2.2 Referenzsystemelemente

Nach der ersten Grundhypothese des Modells der PGE/SGE beruht jede neue Produktgeneration auf Referenzen (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015). Die Referenzen sind im *Referenzsystem* abgebildet und werden als *Referenzsystemelemente* (RSE) mit ihren Wechselwirkungen beschrieben (Albers, Rapp et al., 2018). ALBERS, RAPP, SPADINGER ET AL. definieren ein Referenzsystem wie folgt (Albers, Rapp et al., 2019):

Definition 9: Referenzsystem

Das **Referenzsystem** für die Entwicklung einer neuen Produktgeneration ist ein System, dessen Elemente bereits existierenden oder bereits geplanten soziotechnischen Systemen und der zugehörigen Dokumentation entstammen und Grundlage und Ausgangspunkt der Entwicklung der neuen Produktgeneration sind.

Die Beschreibung eines Referenzsystems erfolgt dabei analog zur Beschreibung der Produktgenerationen nach einer einheitlichen mathematischen Nomenklatur.

Nomenklatur der Referenzsysteme:

$$R_{i=n\{Produktlinie, Variante, Kunde, Anwender, \dots\}}^{\{Produktlinie, Variante, Kunde, Anwender, \dots\}}$$

5

Das Modell der PGE/SGE kann durch die Modellierung des Referenzsystem konkretisiert werden. Abbildung 2.16 zeigt beispielhaft, wie Referenzen aus Referenzprodukten in ein Referenzsystem übertragen werden können (Albers, Rapp et al., 2019).

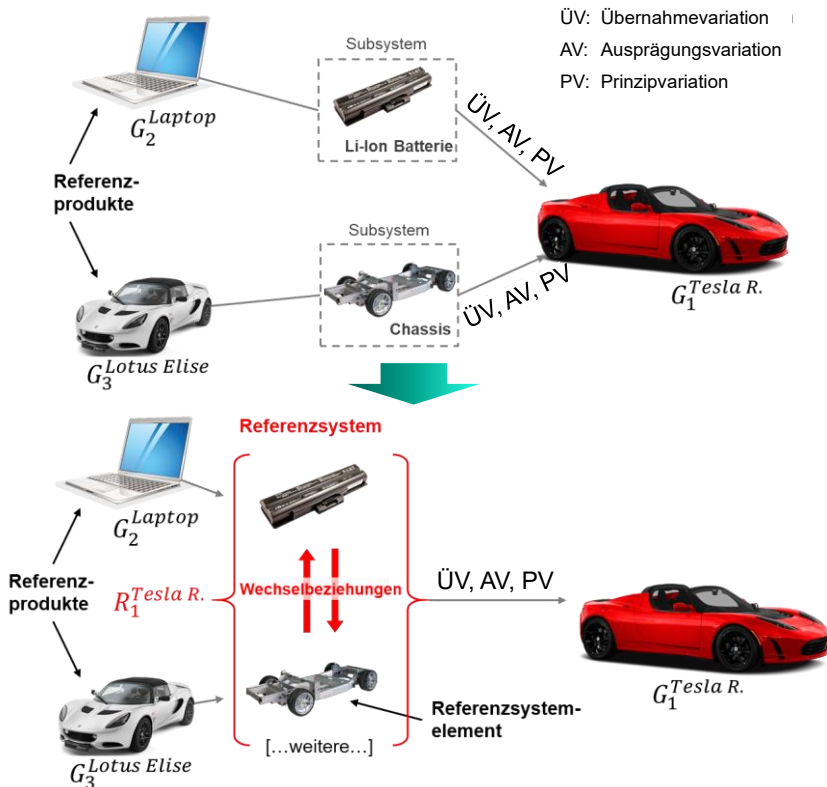


Abbildung 2.16: Erweiterung des Modells der PGE/SGE durch das Modellelement „Referenzsystem“ (Albers, Rapp et al., 2019)

RSE entstammen demzufolge aus bestehenden oder geplanten sozio-technischen Systemen und können nach ihrem Ursprung differenziert werden. ALBERS ET AL. unterscheiden dabei in interne und externe RSE. Interne RSE entstammen aus demselben Unternehmen, wobei externe RSE ihren Ursprung außerhalb der Organisation haben. Beginnende Produktgenerationsentwicklungen G_1 sind nach dem Modell der PGE/SGE vollständig beschreibbar. ALBERS bezeichnet diesen Vorgang als G_1 -Synthese. Dabei handelt es sich um eine soziotechnische Lösung, die erstmals generiert wird. Die G_1 -Synthese lässt sich als Sonderfall des PGE/SGE-Modells beschreiben, bei dem im Referenzsystem kein direkter architektonischer Vorgänger vorhanden ist. (Albers, Rapp et al., 2018).

2.2.3 Zielsystemvalidierung auf Basis von Referenzen

Die Validierung ist die zentrale Aktivität in der Produktentstehung (Albers, 2010). Für eine effiziente Validierung müssen Validierungssysteme über Generationen hinweg genutzt und entwickelt werden (Albers, Bursac & Behrendt, 2015; Matthiesen et al., 2017). Die generationsübergreifende Verknüpfung von Validierungsaktivitäten kann dabei im iPeM (vgl. Kapitel 2.1.3) modelliert werden (Albers, Behrendt et al., 2017). Durch das X-in-the-Loop-Framework können Validierungssysteme beschrieben werden (Albers, Behrendt et al., 2016; Albers & Düser, 2008).

Zur optimalen Ausnutzung von in Entwicklungsprojekten verorteten Ressourcen müssen Validierungsaktivitäten priorisiert werden (Albers, Behrendt et al., 2016; Klingler, 2017). ALBERS, KLINGER UND WAGNER schlagen zu diesem Zweck einen Bewertungsansatz auf Basis der Dimensionen: *Bekanntheit des Anwendungsszenarios*, *Bekanntheit der Technologie* und *Auswirkung des Funktionsversagens* vor (Albers, Klingler & Wagner, 2014). Die in Abbildung 2.17 dargestellte Kritikalitätsmatrix ermöglicht so die Priorisierung für Validierungsaktivitäten von Produkteigenschaften, Funktionen und den damit verbundenen Teilsystemen.

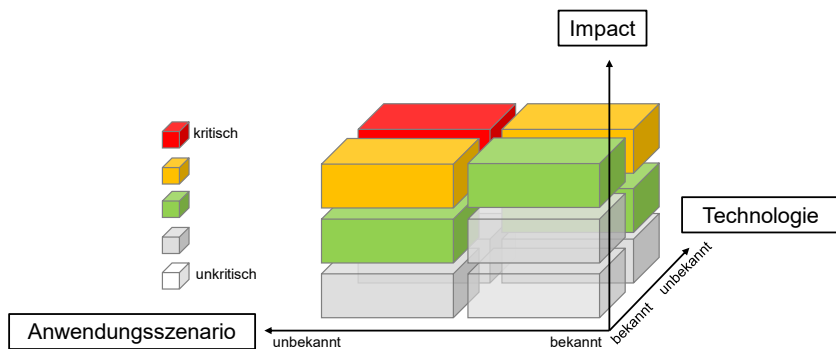


Abbildung 2.17: Kritikalitätsmatrix zur Priorisierung von Validierungsaktivitäten (Albers, Behrendt et al., 2016)

Es kann festgestellt werden, dass Informationen und Wissen zu bestehenden Systemen verwendet werden können, um aktuell in der Entwicklung befindende Produktgenerationen zu validieren (Albers & Düser, 2008; Rapp, 2021). Folglich können Referenzsystemelemente für die methodische Unterstützung von Entwickelnden bei der Validierung neuer Systeme in verschiedener Art und Weise

genutzt werden (Wagenmann, Krause, Rapp, Albers et al., 2022). So können beispielsweise Informationen zur Nutzung von Vorgängerprodukten einen Beitrag bei der Analyse von Objektsystemelementen leisten. Durch die Analyse von derartigen Informationen können tiefere Erkenntnisse zur tatsächlichen kundenseitigen Nutzung von Produkten erbracht werden. So kann gemäß den Prinzipien des erweiterten ZHO-Modells die Wissensbasis erweitert werden und in der Konsequenz können Zielsystemelemente validiert werden (Hünemeyer et al., 2023). Demnach kann durch Aktivitäten der Validierung Wissen generiert werden. Wissen bezeichnet dabei die Gesamtheit an Kenntnissen und Fähigkeiten, die Personen zur Lösung von Problemen zur Verfügung stehen (North, 2002). ALBERS UND BRAUN unterscheiden in explizites und implizites Wissen. Explizites Wissen liegt beispielsweise in Form von Dokumenten vor, wobei implizites Wissen sich durch Erfahrungen bildet und einer Explikation bedarf. Zusätzlich zur Wissensgenerierung, spielt die Anwendung und Verbreitung von Wissen eine bedeutende Rolle für die Produktentwicklung (Albers & Braun, 2011b). Besteht eine Differenz zwischen benötigtem und vorhandenem Wissen, entsteht Unsicherheit (Galbraith, 1973). WALCHER ET AL. präzisiert dieses Verständnis in technologische und marktliche Unsicherheit (Walcher et al., 2007; Zimmermann et al., 2021). Speziell im Bereich der Entwicklung mechatronischer Systeme müssen Entwickelnde mit hoher Unsicherheit umgehen. Weiter unterscheiden McMANUS UND HASTINGS in statistische (durch Ereignisse mit empirisch bestimmbarem Ausgang), bekannte (sind Stakeholdern bekannt) und unbekannte (durch Wissens- & Definitionslücken bei Stakeholdern) Unsicherheit (McManus & Hastings, 2006). Nach ALBERS, LOHMEYER ET AL. stehen Wissens- und Definitionslücken in Zusammenhang zueinander und ergeben ein Unsicherheitsdilemma (vgl. Kapitel 2.1.2). Definitionen werden benötigt, um Wissen gezielt generieren zu können, wohingegen es Wissen Bedarf, um Definitionen formulieren zu können (Albers et al., 2011).

CLARKSON UND ECKERT greifen das Verständnis nach McMANUS UND HASTINGS auf. Sie ergänzen die *Unsicherheit der Beschreibung* durch beispielsweise den Verlust von Informationen in Modellen durch das Abkürzungsmerkmal (vgl. Kapitel 2.1.1) und die *Unsicherheit der Daten* durch unvollständige oder unpräzise Daten (Clarkson & Eckert, 2005). Nach WYNN ET AL. kann zudem in epistemische und aleatorische Unsicherheit unterschieden werden. Mit dem Begriff der epistemischen Unsicherheit beziehen sie sich explizit auf die Erkenntnisgewinnung durch Validierungsaktivitäten und die damit verbundene Schließung von Wissens- und Definitionslücken. Aleatorische Unsicherheiten sind zufällig verteilt (Wynn et al., 2011). MUSCHIK stellt den Zusammenhang wie folgt dar (Muschik, 2011):

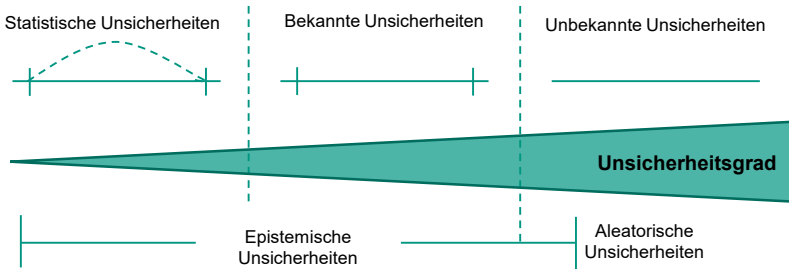


Abbildung 2.18: Darstellung des Unsicherheitsgrads nach MCMANUS UND HASTINGS (2006),

Wissenslücken müssen häufig auf Basis subjektiver Annahmen geschlossen werden (Ebel, 2015; Wiebel et al., 2013). Eine objektive Herangehensweise durch die Analyse von Betriebsdaten zur Erzeugung von Wissen birgt daher immenses Potential für die Validierung von Zielsystemelementen (Hünemeyer et al., 2023; Meyer et al., 2022; Wagenmann, Krause, Rapp, Hünemeyer et al., 2022).

Die Umsetzung dessen bedarf allerdings neuer Methoden und Technologien, die Entwickelnde dazu befähigen Daten der Referenzsysteme zu analysieren. Das Advanced Systems Engineering (ASE) dient als Leitbild für die Entwicklung innovativer Produkte und baut auf dem im Kapitel 2.1 eingeführten System Engineering auf. Es umfasst die Handlungsfelder: Advanced Systems (AS), Systems Engineering (SE) und Advanced Engineering (AE).



Abbildung 2.19: Handlungsfelder des Advanced Systems Engineerings (Dumitrescu et al., 2021)

Advanced Systems beschreiben zukünftige Marktleistungen, die sich im Wandel von mechanik-zentrierten Systemen hin zu intelligenten, cyber-physischen Systemen ergeben. Die Zunahme an Vernetzung, Autonomie, Interaktivität und soziotechnischer Integration prägt diese neuen Produkte und Dienstleistungen. Große Mengen an Daten werden generiert und können durch die datengetriebene

Zielsystemvalidierung von der Entwicklung zur Optimierung neuer Produktgenerationen genutzt werden (Gausemeier et al., 2015). Wesentliche Herausforderung bei der Gestaltung von *Advanced Systems* ist die zunehmende Komplexität (Dumitrescu et al., 2021). Systems Engineering umfasst dabei Methoden und Prozesse, die Komplexität beherrschbar machen. Der Mensch, als kreativer Problemlöser, steht im Mittelpunkt der Produktentstehung (Albers, 2003). Dieser Grundsatz findet sich in den neun Prinzipien des *Agile Systems Designs* – ASD wieder. Sie sind übergeordnete Leitlinien für Entwickelnden und geben Unterstützung für den Einsatz von Methoden und Prozessen (Albers, Heimicke et al., 2019). Das Agile Systems Design nach ALBERS ist ein Ansatz für den Einsatz agiler Methoden und Prozesse in der mechatronischen Systementwicklung (Albers, Heimicke et al., 2019). *Advanced Engineering* bezieht sich auf neue Ansätze des Engineerings, die den Menschen ins Zentrum der Produktentwicklung stellen und sich durch Kreativität, Agilität und Digitalisierung entwickeln. Neue digitale Technologien und innovative Methoden des Engineerings, wie beispielsweise die Produktgenerationsentwicklung, ermöglichen so die strategische Entwicklung von Produkten. Abbildung 2.20 zeigt nachfolgend, wie die Verbindung zwischen Produktgenerationen über die Analysen von Daten der RSE modelliert werden können.

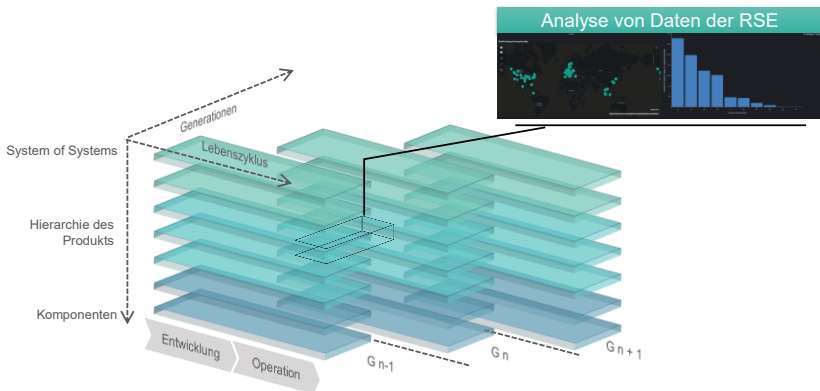


Abbildung 2.20: Analyse von Daten der Referenzsystemelemente in System of Systems (Mandel et al., 2022)

Folglich können Zielsystemelemente auf verschiedenen Hierarchieebenen von Produkten durch die Analyse von Daten der RSE validiert werden. Dieses Prinzip ist auf Ebenen von Komponenten bis hin zu System of Systems - SoS anwendbar (Mandel et al., 2022). Ein System of Systems ist der Zusammenschluss aus

Systemen, die in Wechselwirkung stehen. Entgegen dem Systemverständnis nach ROPOHL (vgl. Kapitel 2.1.1) sind die Systeme des SoS für sich autark (Maier, 1998).

Für die Etablierung von neuen Methoden des Advanced Engineering, wie in diesem Beispiel bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung, müssen gemäß dem Verständnis des Advanced Systems Engineerings ein Fokus auf die Befähigung der Entwickelnden gelegt werden. Unterschiedliche Akteure verschiedenster Disziplinen und Erfahrungen arbeiten an der Entstehung neuer Marktleistungen zusammen. Neue Methoden müssen demnach diese Interdisziplinarität zusätzlich unterstützen und folglich Menschen, beziehungsweise Entwickelnde, kompetenzadäquat methodisch unterstützen. ALBERS beschreibt hierzu Kompetenzprofile im Advanced Systems Engineering als Kombination aus Vernetzungskompetenz auf Basis der Systemtheorie mit beispielweise anderen Disziplinen und der eigenen Domänenkompetenz (Albers, 2023). Demnach können Akteure in der interdisziplinären Zusammenarbeit nicht ausschließlich Wissen oder Kompetenzen auf ihrer eigenen Domäne besitzen. Zur effizienten Projektbearbeitung wird folglich ein Mindestmaß an Vernetzungskompetenz benötigt. Abbildung 2.21 zeigt diesen Zusammenhang.

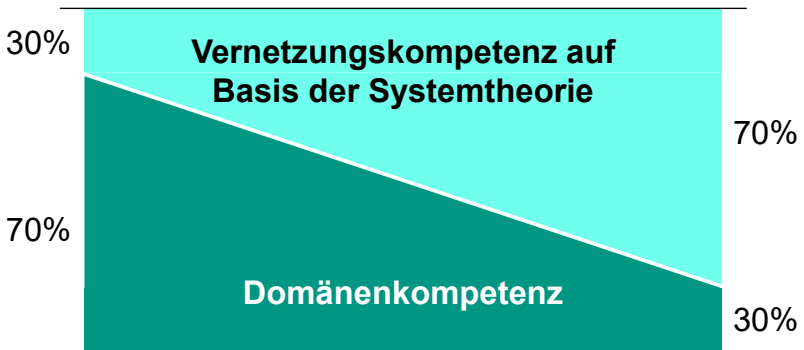


Abbildung 2.21: Kompetenzprofile im Advanced Systems Engineering (Albers, 2023)

ERPENBECK ET AL. postulieren, dass Kompetenzprofile sich aus Personal-, Sozial-, Methoden- und Fachkompetenz zusammensetzen (Erpenbeck et al., 2007; Kauffeld, 2006; Pawlowsky & Bäumer, 1996). Diese lassen sich gemäß DUMITRESCU ET AL. auf die zwei Kategorien der Generalisten und der Spezialisten übertragen. Die Kategorien sind nachfolgend in Abbildung 2.22 dargestellt.

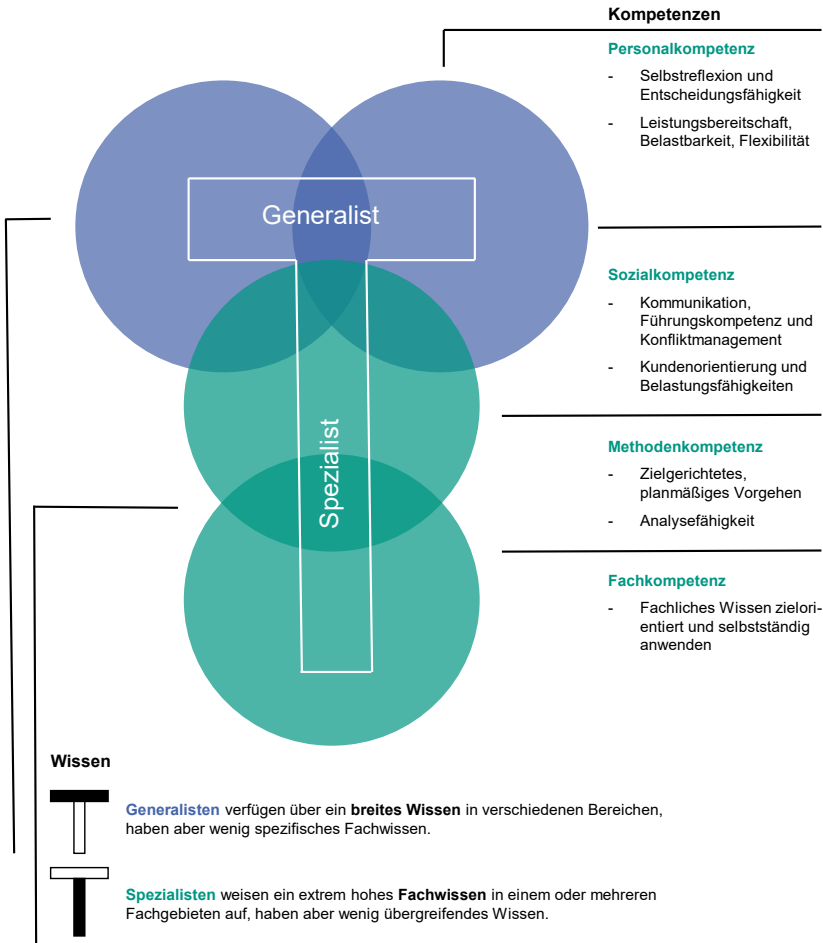


Abbildung 2.22: Kompetenzprofilunterscheidung von Generalist und Spezialist im Advanced Systems Engineering (Dumitrescu et al., 2021)

2.2.4 Zwischenfazit

Das Beschreibungsmodell der PGE/SGE bildet die modelltheoretische Grundlage für die Entwicklung neuer Methoden zur Analyse von Daten von Referenzen. So kann die Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen genutzt werden, um Zielsystemelemente aktueller Produktgenerationen zu validieren und

Unsicherheiten in Entwicklungsprozessen durch Wissensgenerierung zu verringern. Zur Befähigung von Entwickelnden bei der kontinuierlichen datengetriebenen Zielsystemvalidierung müssen auf Basis des Verständnisses der Produktgenerationsentwicklung, Methoden der Produktentstehung (vgl. Kapitel 2.1.3) für die Integration neuer Technologien und Arbeitsweisen des Advanced System Engineerings angepasst werden. Entwickelnde müssen abhängig von ihrem individuellen Kompetenzprofil von diesen Methoden spezifisch unterstützt werden. Auf diese Weise kann eine datengetriebene Zielsystemvalidierung durch die Analyse von Betriebsdaten der Referenzsystemelemente ermöglicht werden.

2.3 Datengetriebene Entwicklung

In nachfolgendem Kapitel werden auf Basis der systemtheoretischen Grundlagen der Produktentstehung (vgl. Kapitel 2.1) und der modelltheoretischen Rahmenbedingungen für die Nutzung von Referenzen zur Zielsystemvalidierung (vgl. Kapitel 2.2), verschiedene Aspekte der datengetriebenen Entwicklung beschrieben. Zunächst wird dazu auf die datengetriebene Organisation eingegangen. Sie bildet das Handlungssystem ab und hat somit großen Einfluss auf die Produktentwicklung. Um Entwickelnde zur Analyse von Betriebsdaten zu befähigen, gibt sie den Rahmen. Anschließend werden die Begriffe des Data Science und Data Mining voneinander abgegrenzt und vor dem Hintergrund der Produktentwicklung diskutiert. Hierzu werden etablierte Prozessmodelle aus den Datenwissenschaften beschrieben und verglichen. Zuletzt wird ein expliziter Fokus auf die datengetriebene Entscheidungsfindung gelegt. Sie stellt die wesentliche Schnittstelle von der reinen Datenanalyse und der damit verbundenen grafischen Aufbereitung hin zur tatsächlichen Optimierung mechatronischer Systeme dar. Dabei werden die Grundsätze des ASE mit dem Menschen im Zentrum der Produktentwicklung nochmals aufgegriffen und im Kontext der datengetriebenen Entwicklung dargestellt (vgl. Kapitel 2.2.3).

Die Betriebsdaten sind Maschinendaten, die im Betrieb einer Maschine oder industriellen Anlage erzeugt werden. Dabei kann in die Erfassung von Betriebszuständen und Steuerungsdaten, sowie in produktbezogene Daten unterscheiden werden. Die Erfassung dieser Daten ermöglicht die Live-Überwachung von Anlagen im Betrieb, als auch die retrospektive Analyse von Geschehnissen auf den Anlagen, beispielsweise im Falle von Maschinenstillständen. Auf Basis dieser Betriebsdaten können folglich Entscheidungen bezüglich der neuer Produktgenerationen getroffen werden (Sinsel, 2020).

2.3.1 Datengetriebene Organisation

Die Organisation bildet den Rahmen für das Wirken von Entwickelnden und spielt somit eine zentrale Rolle bei der Befähigung für die Analyse von Betriebsdaten. Daher muss eine Organisation die notwendige Kultur, Prozesse und Ressourcen zur Verfügung stellen, um Entwickelnde optimal bei der Analyse von Betriebsdaten unterstützen zu können (Anderson, 2015). Organisationen können im Reifegrad der Unterstützung von Datenanalysen unterschieden werden (Berndtsson et al., 2018; Cosic et al., 2012). KRÓL UND ZDONEK argumentieren, dass aufgrund der hohen Dynamik in der Entwicklung von Technologien im Themenfeld der Datenverarbeitung Reifegradmodelle schnell an Aktualität verlieren (Król & Zdonek, 2020).

Eine Bewertungsdimension ist demnach die Technologie oder technische Infrastruktur. Dazu gehören die Hard- und Softwaretools, die zur Erfassung, Verarbeitung, Speicherung und Analyse von Daten verwendet werden. COSIC ET AL. inkludieren dabei die Daten als Teil der technischen Infrastruktur (Cosic et al., 2012). Wohingegen BERNDTSSON ET AL. die Auffassung vertreten, dass Daten gesondert gestellt werden sollen (Berndtsson et al., 2018; Berndtsson et al., 2020). Laut KÖRPPEN ET AL. werden in reifen Unternehmen die Werkzeuge anwendungsspezifisch ausgewählt, um den gewünschten Mehrwert aus der Analyse ausgewählter hochwertiger Daten zu erzielen, die über eine zentrale Datenintegrationsplattform bereitgestellt werden (Körppen et al., 2021). Unternehmen mit geringem Reifegrad stehen vor der Herausforderung, strukturierte und unstrukturierte Daten, die vor allem in isolierten Datensilos innerhalb einzelner Abteilungen oder gar als Tabellenkalkulationen in Ordnerstrukturen von Einzelpersonen vorliegen, sinnvoll auszuwählen und zu verknüpfen (Krotova & Fritsch, 2019). Entscheidend ist für KROTOVA UND FRITSCH, dass versucht wird, möglichst wenige Technologien zu kombinieren. Ein Übermaß an möglichen Technologien resultiert in einer hohen Komplexität der Infrastruktur.

Des Weiteren spielt die Verwaltung von Daten eine zentrale Rolle für den Reifegrad einer datengetriebenen Organisation. Diese umfasst Aktivitäten wie die Verwaltung datenbezogener Ressourcen und die Standardisierung von Datenerfassungs-, Speicherungs- und Integrationsprozessen. Darüber hinaus sind die Umsetzung von Maßnahmen zur Datenqualität, -sicherheit und -schutz von hoher Bedeutung (Cosic et al., 2012; Körppen et al., 2021). Mit zunehmenden Datenmengen aus verschiedenen Quellen und der wachsenden Bedeutung von Daten für die verschiedenen Prozesse in Unternehmen wächst der Bedarf an einer klaren Zuweisung von Entscheidungsrechten, Zuständigkeiten und Verantwortlichkeiten, um die Datenqualität sicherzustellen (Berndtsson et al., 2020).

Große Datenmengen mit hohem Komplexitätsgrad werden durch den Begriff *Big Data* beschrieben. Die Herausforderungen, die sich für Organisationen im Umgang mit Big Data zeigen, können durch die 5 V's erklärt werden: Volume, Variety, Value, Veracity und Velocity. Die große Menge i.S. der Quantität (Volume) und die Vielfältigkeit in der Art der Daten (Variety) machen umfangreiche Datenbankmanagementsysteme notwendig. Um aus diesen Daten einen Mehrwert (Value) für die Organisation erzeugen zu können müssen derartige Systeme integrationsfähig sein und eine effiziente Nutzung (Velocity) der Daten ermöglichen (Hadi et al., 2015; Labrinidis & Jagadish, 2012). Zur Sicherstellung der Gültigkeit von Analyseergebnissen müssen Organisationen ihre vorgehaltenen Daten validieren und eine hohe Datenqualität sicherstellen (Veracity) (Hadi et al., 2015). Datenqualität ist nach der Deutsches Institut für Normung e. V (2022) wie folgt definiert:

Definition 10: Datenqualität

Die Fähigkeit, Daten zu erstellen, zu sammeln, zu speichern, zu pflegen, zu übertragen, zu verarbeiten und zu präsentieren, um Geschäftsprozesse zeitnah und kostengünstig zu unterstützen, erfordert sowohl ein Verständnis der Eigenschaften der Daten, die ihre Qualität bestimmen, als auch die Fähigkeit, die Datenqualität zu messen, zu verwalten und darüber zu berichten.

KARKOUCH ET AL. beschreiben die Datenqualität als die Eigenschaft, wie gut Daten die Anforderungen von Datenkonsumenten erfüllen (Karkouch et al., 2016). Eine hohe Datenqualität zielt demnach darauf ab, den Erwartungen der Datennutzer zu entsprechen und für die gewünschten Prozesse anwendbar zu sein. WANG UND STRONG 1996 unterstreichen die Notwendigkeit zur kontextbezogenen Bewertung der Datenqualität anhand des intendierten Anwendungsfalls (Wang & Strong, 1996).

Probleme der Datenqualität können bei IoT-Systemen häufig beobachtet werden (Earley & Henderson, 2017). Das *Internet of Things – IoT* ist eine Technologie, die physische oder virtuelle Objekte vernetzt und durch Informations- und Kommunikationstechnologien einen Datenaustausch ermöglicht (Rose et al., 2015). Aufgrund der Vielzahl an integrierten Systemen in einem Netz entstehen diverse Datenquellen. Je mehr Datenquellen existieren, desto komplizierter wird es die Datenqualität zu beherrschen. Mögliche Ursachen für schlechte Datenqualität bei unterschiedlichen Datenquellen sind beispielsweise Systemausfälle, fehlerhafte Datenverarbeitung, ausbleibende Systemupdates und fehlende Standards im Umgang mit den Daten (Oliveira et al., 2005; Rose et al., 2015). Missstände der

Datenqualität können sich zudem aus menschlichen Fehlern beispielsweise bei der Eingabe oder Kommunikation ergeben (Earley & Henderson, 2017).

Neben der Technik und der Verwaltung ist die Kultur eine dritte Schlüsseldimension der meisten Modelle zur Bewertung des Reifegrads datengetriebener Organisationen. Eine vom Management initiierte und vorgelebte Vorbildkultur ist entscheidend für den Erfolg. Datengetriebene Entscheidungen können von den Mitarbeitenden nicht eingefordert werden, wenn sich das Management selbst von Analysen abschottet und weiterhin nur auf Basis von Erfahrungswerten Entscheidungen trifft. Neben Top-down-Vorgaben ist eine datengetriebene Mentalität der Mitarbeitenden (Bottom-up) notwendig, um eine entsprechende Unternehmenskultur zu etablieren (Körppen, Ullrich und Bertheau, 2021).

Die Menschen oder Mitarbeitenden bilden die letzte Dimension, die in den meisten Modellen von zentraler Bedeutung ist. COSIC, SHANKS UND MAYNARD betonen, dass ein häufiger Fehler von Unternehmen darin besteht, sich nur auf die Technologie zu konzentrieren und die Entwicklung der Analysefähigkeiten ihrer Mitarbeitenden zu vernachlässigen. Durch die Implementierung von Ansätzen des System Engineerings und des Advanced Engineerings kann dem entgegnet werden. Entwickelnde müssen demnach methodisch bei der Analyse von Betriebsdaten unterstützt und damit ihr Kompetenzprofil angereichert werden (Cosic et al., 2012).

2.3.2 Prozessmodelle des Data Mining

Durch Methoden des Data Mining können große Mengen an Daten analysiert werden. Die Anwendungsbereiche derartiger Methoden sind vielfältig und dienen der Erkennung von Mustern und Strukturen in Daten (Gabriel et al., 2011). Grundsätzlich sind die zu gewinnenden Informationen nicht offensichtlich. Im klassischen Verständnis von Data Mining werden, anders als bei der induktiven Statistik, keine Hypothesen zugrundegelegt. Entscheidungsrelevantes Wissen wird weitgehend hypothesenfrei generiert (Huber et al., 2019). Data Mining kann so als Teilprozess des *Knowledge Discovery in Databases (KDD)* verstanden werden.

Knowledge Discovery in Databases (KDD)

KDD beschreibt die iterative und interaktive Wissensgenerierung aus Daten (Fayyad et al., 1996). Abbildung 2.23 zeigt die fünf generischen Schritte von KDD mit ihren Inputs und Outputs.

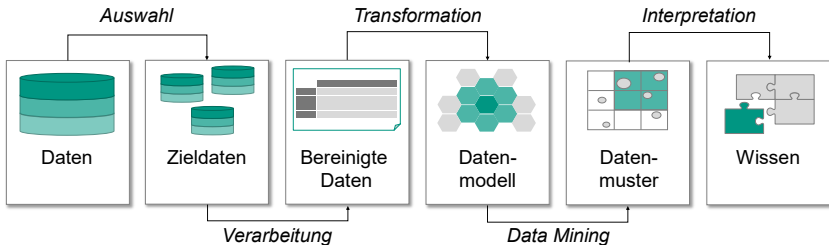


Abbildung 2.23: Data Mining innerhalb des generischen Prozesses der Wissensgenerierung aus Datenbanken (Fayyad et al., 1996), Darstellung nach (Hünemeyer et al., 2023)

Die folgenden Schritte werden im KDD-Prozess iterativ und interaktiv durchlaufen (Gullo, 2015).

- | | |
|-----------------------|--|
| Auswahl | Ziel ist es hier aus den Betriebsdaten einen bestimmten Umfang für die Analyse zu definieren. |
| Verarbeitung | Ziel der (Vor-)Verarbeitung ist es die ausgewählten Datenumfänge zu bereinigen. Dies geschieht durch die Festlegung geeigneter Strategien im Umgang mit fehlenden Daten oder der Berücksichtigung von Zeitsequenzinformationen. |
| Transformation | In der Transformation werden die Daten in geeignete Darstellungen durch Transformationstechniken überführt. |
| Data Mining | Im Data Mining werden die transformierten Daten durch verschiedene Analysewerkzeuge untersucht. Durch die Anwendung von Methoden wie beispielsweise: <i>Zusammenfassung</i> , <i>Klassifizierung</i> , <i>Clustering</i> und <i>Regression</i> können Muster extrahiert werden. |
| Interpretation | Ziel der Interpretation ist die Extraktion von Wissen aus den identifizierten Mustern. Die Interpretation erfolgt in der Regel durch Visualisierung der Muster, der Modelle oder der Daten, die solchen Modellen zugrunde liegen, und gegebenenfalls durch einen iterativen Rückblick auf die vorherigen Schritte des Prozesses. |

Bei der Analyse von Daten kann in deskriptive, diagnostische, prädiktive und präskriptive Analytik unterschieden werden (Ereth & Kemper, 2016). Abbildung 2.24 zeigt die unterschiedlichen Ausbaustufen:

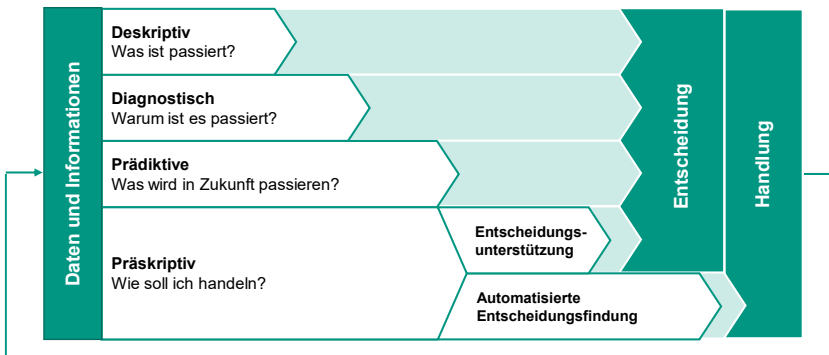


Abbildung 2.24: Ausbaustufen der Informationsverarbeitung (Sallam et al., 2020), Darstellung in Anlehnung an (Dumitrescu et al., 2021)

Technologien und Methoden des Data Mining lassen sich der deskriptiven und prädiktive Analytik zuordnen. Angewandt auf Produktentwicklungsprozesse, können die durch Data Mining gewonnenen Erkenntnisse Produktnutzungsmuster aufzeigen, die mit hoher Wahrscheinlichkeit tatsächlich existieren (Bissantz & Hagedorn, 2009; Fayyad & Stolorz, 1997).

MERTENS ET AL. erweitern dieses Verständnis und betonen den Prozesscharakter von Ansätzen des Data Mining. Sie beschreiben Data Mining als strukturierte, aus mehreren Teilschritten bestehende Vorgehensmodelle. Diese dienen dem Zweck zur Analyse eines definierten Datenbestands zur Beantwortung von bekannten Fragestellungen (Mertens et al., 1994). Nach GABRIEL ET AL. bestehen die Anwendungsfelder von Data Mining in Organisationen insbesondere in Bereichen, in welchen die zielorientierte Auswertung von Daten einen kritischen Erfolgsfaktor darstellt. Die Beantwortung von komplexen Fragestellungen in der Entwicklung mechatronischer Systeme ist darunter zu fassen (vgl. Kapitel 4.2.1). Weiter beschreiben die Autoren, dass Ansätze des Data Mining den Anspruch verfolgen sollten, eine möglichst breite Nutzergruppe durch den Einsatz leistungsfähiger Methoden und Softwareprodukte zur Analyse von Daten zu befähigen. Oft sind hierzu aber noch umfangreiche theoretische und praktische Kenntnisse im Bereich der Datenwissenschaften notwendig (Gabriel et al., 2011).

Über die Jahre haben sich daher diverse Data Mining Prozessmodelle entwickelt, um Data Mining in der Praxis zu befähigen. Diese unterscheiden sich lediglich nur in Nuancen und ergeben sich weniger durch konkretere Ausgestaltung einzelner Aktivitäten, anstatt durch neue Benennungen (Gabriel et al., 2011). Eines der bekanntesten Prozessmodellen ist der Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) (Martinez-Plumed et al., 2021).

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

Der Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) beschreibt ein generisches Prozessmodell für die Durchführung von Data-Mining-Projekten. Es wurde 1996 in Zusammenarbeit mit zahlreichen bekannten Unternehmen wie DaimlerChrysler AG, SPSS Inc. und NCR System Engineering entwickelt. Ziel des Prozessmodell ist es verschiedenste Bereiche von Organisationen bei der Durchführung von Data-Mining-Projekten zu unterstützen. Es besteht aus sechs Phasen und ist nachfolgend in Abbildung 2.25 dargestellt. (Chapman, Clinton und Kerber, 2000).

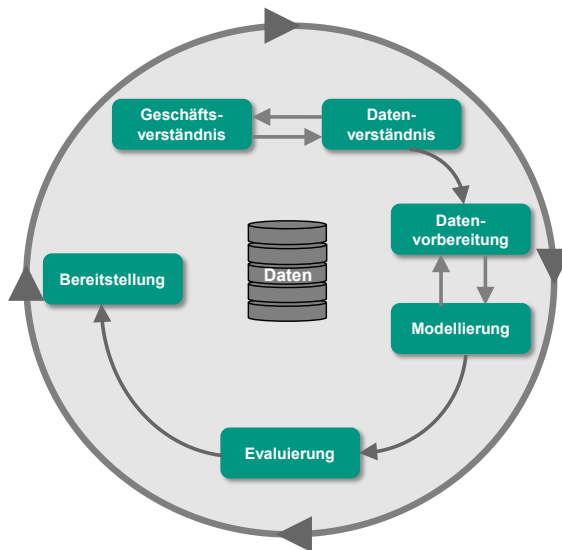


Abbildung 2.25: Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) (Chapman, 2000)

CRISP-DM bietet eine schrittweise Anleitung für Data-Mining-Projekte. Es strukturiert die Aufgaben und Ergebnisse in den unterschiedlichen Phasen. Die

Phasen können iterativ durchlaufen werden, wodurch CRISP-DM grundsätzlich eine iterative Arbeitsweise unterstützt. Zudem bestehen sowohl unilaterale als auch bilaterale Verbindungen zwischen Phasen, welche eine direkte Rückkopplung ermöglichen sollen. So stehen beispielsweise das Geschäftsverständnis und das Datenverständnis in bilateralem Zusammenhang.

Die Phasen von CRISP-DM sind nachfolgend kurz erklärt (Chapman, 2000):

Geschäftsverständnis	In der Phase des Business Understanding werden konkrete Ziele und Anforderungen für das jeweilige Projekt aus der Unternehmensperspektive definiert. Dieses Verständnis wird dann in eine Data-Mining-Problemdefinition umgewandelt. Auf Basis hiervon werden notwendige Schritte für die erfolgreiche Durchführung des Data-Mining-Projekt definiert.
Datenverständnis	Die Datenverständnis-Phase befasst sich mit der Erhebung der erforderlichen Daten, ihrer Quellen und ihrer Beschreibung. Das Ziel ist es, sich mit den Daten vertraut zu machen, insbesondere mit den Qualitätsproblemen, indem die Daten detailliert untersucht werden.
Datenvorbereitung	Ziel der Datenaufbereitung ist es einen fehlerfreien Datensatz zu erhalten. Dieser kann dann durch die Modellierungswerkzeuge verarbeitet werden kann. Hierzu gehören verschiedene Aktivitäten wie Feature Engineering, Datenformatierung, Zusammenführung und Bereinigung.
Modellierung	Das Ziel der Modellierungsphase ist die Erstellung eines statistischen Modells. Häufig werden Data-Mining-Methoden eingesetzt, um aus historischen Daten prädiktive Erkenntnisse zu gewinnen. Die verschiedenen Techniken haben oft unterschiedliche Anforderungen an die Eingabedaten, so dass Iterationen notwendig werden.
Evaluierung	In der Evaluierung werden die verschiedenen Modelle der vorangegangenen Phase bewertet und ausgewählt. Hier ist eine enge Zusammenarbeit von Datenexperten und Auftraggeber der Datenanalyse notwendig. Am Ende steht eine Entscheidung über die Verwendung der Data-Mining-Ergebnisse. Wenn die Anforderungen unzureichend erfüllt sind, sind weitere Iterationen notwendig.

Bereitstellung

Erfüllen die ausgewählten Modelle alle Anforderungen kann dieses eingesetzt werden. Zu diesem Zweck werden die zuvor erstellten Modelle in die IT-Infrastruktur integriert, so dass sie kontinuierlich betrieben werden können. Je nach Modell kann dies von der Erstellung eines einfachen Berichts bis zur Implementierung eines komplexen, unternehmensweiten Data-Mining-Prozesses reichen.

In der Produktentwicklung kann CRISP-DM nur bedingt eingesetzt werden. Hauptgründe dafür sind die Annahme von umfassend zugänglichen Data-Science-Kompetenzen, sowie die Annahme von bereits vorhandenen und nutzbaren Daten. So haben beispielsweise Entwickelnde in der mechatronischen Systementwicklung lediglich in seltenen Fällen Vorkenntnisse hinsichtlich Datenanalyse oder grundlegenden Programmiersprachen. Sollten solche Kenntnisse dennoch vorhanden sein, bestehen in der Praxis diverse Herausforderungen in Verbindung mit der Analyse von Daten. Entweder sind sie nicht erfasst oder sie sind noch nicht vorhanden. Bei Konstruktionsänderungen liegen Daten aus aktuellen Produktgenerationen vor. Bei der Entwicklung neuer Produkte müssen die Datenquellen erst aufgebaut werden, wodurch insbesondere am Anfang von Entwicklungsprojekten ein Mangel an Daten herrscht (Klement et al., 2018). Im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit werden diese Herausforderungen im Zusammenhang mit der Analyse von Daten aufgedeckt und ausführlich beschrieben. HUBER ET AL. argumentieren weiter, dass die geschäftlichen Anforderungen in messbare technische Ziele umgewandelt werden müssen. Zusätzlich soll das vorhandene Fachwissen über die entsprechenden Prozesse vor der Datenerfassung gesammelt werden (Huber et al., 2019).

2.3.3 Datengetriebene Entscheidungsfindung

In der allgemeinen Entscheidungstheorie können Entscheidungen in zwei Teilbereiche unterschieden werden: *Entscheidungen unter Sicherheit* und *Entscheidungen unter Unsicherheit*. Entscheidungen unter Unsicherheit müssen immer dann getroffen werden, wenn die notwendigen Informationen nicht oder nur unvollständig vorliegen. Sicherheit in der Entscheidung wird von Entscheidern subjektiv wahrgenommen. So können sich Entscheider bei gleicher Informationslage unterschiedlich sicher fühlen (Wessler, 2012). EHRLENSPIEL UND MEERKAMM unterstreichen, dass Entscheidungen nicht zwingend auf Basis von umfassenden Analysen getroffen werden müssen, sondern diese in erster Linie bei komplexen Fragestellungen als Entscheidungshilfe nutzenstiftend sind (Ehrlenspiel

& Meerkamm, 2017). Nach LAUX ET AL. besteht eine Verbindung zwischen Zielen und möglichen Alternativen in Entscheidungen. So beeinflussen die Ziele die Anzahl und Ausprägung möglicher Alternativen. Die Alternativen wiederum detaillieren die Ziele aus und können so entwickelt werden. Der Entscheidungsprozess kann somit als Folge von Teilentscheidungen mit abschließender finaler Entscheidung beschrieben werden (Laux et al., 2014).

In der Entwicklung mechatronischer Systeme werden jedoch nur wenige Entscheidungen auf Basis von Analysen von Betriebsdaten getroffen, sondern auf Basis von Bauchgefühl (Dumitrescu et al., 2021). Die bei einem derartigen Entscheidungsfindungsprozess zugrundeliegenden Informationen werden über diverse Transitionen (vgl. Kapitel 1.1) kommuniziert und gehen verloren oder werden verändert (Wagenmann, Krause, Rapp, Hünemeyer et al., 2022). Nach HAMMER ET AL. besteht bei der Weitergabe von Informationen zwischen mehreren Personen ein erhebliches Risiko, dass diese Informationen verfälscht werden oder gar nicht erst ankommen. Ein Informationsverlust tritt an jeder Schnittstelle auf, insbesondere dann, wenn der jeweilige Empfänger den Kontext oder die Information selbst, die er vom vorherigen Absender erhalten hat, nicht kennt. Wenn also Informationen über fünf Abteilungen hinweg weitergegeben werden, kommen lediglich 20 % der ursprünglichen Informationen beim Empfänger an (Hammer et al., 1995). Hier bietet die datengetriebene Entscheidungsfindung immenses Potential (Provost & Fawcett, 2013).

Nach PROVOST bezieht sich die datengetriebene Entscheidungsfindung auf einen Entscheidungsfindungsprozess, der das Sammeln von Daten, das Extrahieren von Mustern und Fakten aus diesen Daten und die Nutzung dieser Fakten umfasst, um Schlussfolgerungen zu ziehen, die die Entscheidungsfindung beeinflussen (Provost & Fawcett, 2013). Diese Datenanalysen können zudem der Validierung von Handlungsalternativen dienen (Stobierski, 2019). Laut LI ET AL. ermöglicht eine datengetriebene Entscheidungsfindung eine effektive Nutzung von Ressourcen und gewährleistet somit die Maximierung des wirtschaftlichen Nutzens (Li et al., 2022). MARR geht dabei speziell auf die Bedeutung von datengetriebenen Entscheidungen auf Wettbewerbsvorteile ein. Datengetriebene Entscheidungen sind demnach besonders bei komplexen Fragestellungen aufgrund ihrer höheren Effektivität zu bevorzugen (Marr, 2012). Folglich lässt sich die datengetriebene Entscheidungsfindung als ein Verfahren verstehen, das Datenanalysen als Grundlage für Prozesse der Entscheidungsfindung heranzieht und damit die Validierung von Zielsystemelementen unterstützt.

Zur Implementierung von datengetriebenen Entscheidungsprozessen in Organisationen bedarf es neben den notwendigen Methoden und Technologien gleichzeitig eine passende Arbeitskultur (Anderson, 2015; Reiß, 2018). So findet ein Wandel in der Arbeitskultur statt. Studien von BANGE ET AL. und MILLER zeigen, dass die meisten organisatorischen Entscheidungen immer noch auf Intuition und Erfahrung beruhen und nicht auf analysierten Daten (Bange et al.; K. Miller, 2019). Die datengetriebene Entscheidungsfindung auf Basis der Analyse von Betriebsdaten kann somit als beträchtliche Veränderung wahrgenommen werden (Bogner et al., 2016). So benennen LAVALLE ET AL. zusätzlich das mangelnde Verständnis für den Mehrwert von Datenanalysen als zusätzliche Hürde in der Implementierung von datengetriebenen Entscheidungsprozessen (Lavalle et al., 2010).

Das bloße Sammeln von Daten ist nicht zielführend. Um den Mehrwert der Daten greifbar zu machen, müssen das aus den Datenanalyse generierte Wissen für die Entscheidungsfindung zugänglich gemacht werden. MANDINACH ET AL. schlagen zur Wissenssynthese aus Daten den in Abbildung 2.26 visualisierten Prozess vor (Mandinach et al., 2006).

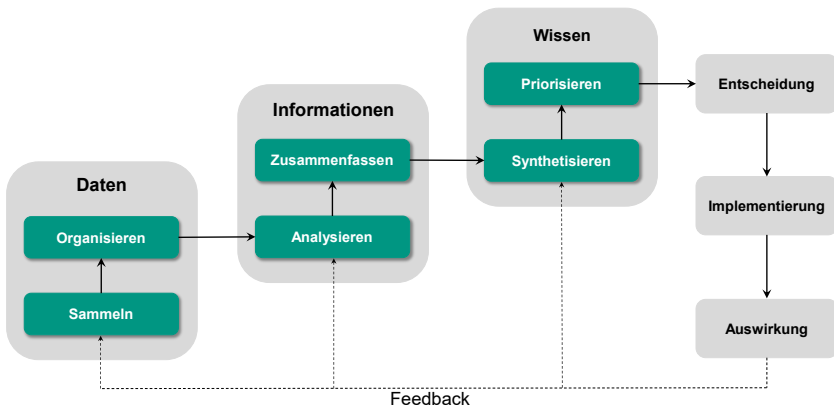


Abbildung 2.26: Prozess zur Wissenssynthese aus Daten als Basis für datengetriebene Entscheidungsfindung (Mandinach et al., 2006)

Um aus Daten tatsächlich Wissen zu generieren, müssen diese im ersten Schritt analysiert werden. Hieraus lassen sich Informationsbündel zusammenfassen, die anschließend zu Wissen synthetisiert werden können. Aus Basis dieses Wissens können nun Entscheidungen getroffen werden. Der Prozess unterstützt eine iterative Vorgehensweise (Mandinach et al., 2006).

2.3.4 Zwischenfazit

Um Entwickelnde bei datengetriebenen Entscheidungen zu unterstützen, müssen sowohl Aspekte der organisatorischen Infrastruktur als auch der Befähigung von Entwickelnden durch Prozessmodelle betrachtet werden. CRISP-DM hat sich als Prozessmodell zur Unterstützung von Data-Mining-Projekten über die Jahre etablieren können. Dennoch werden Annahmen hinsichtlich Datenanalysekompetenz, Datenverfügbarkeit und Datenqualität getroffen, die in der Entwicklungspraxis nur selten gegeben sind (Huber et al., 2019). Zudem wird mit dem Einzug datengetriebener Entscheidungsfindung ein Wandel in der generellen Arbeitskultur notwendig. Neue Methoden zur Datenanalyse stehen demnach vor großen Herausforderungen in vielerlei Hinsicht.

2.4 Fazit zum Stand der Forschung

Aufbauend auf das Verständnis der sozio-technische Systeme nach ROPOHL, wurde das erweiterte ZHO-Modell nach ALBERS zur Erklärung von Produktentwicklungsprozessen eingeführt. Durch die Analyse von Elementen des Objektsystems kann die Wissensbasis erweitert werden. In der Synthese der Wissensbasis entstehen Informationen, die zur Weiterentwicklung von Zielsystemelementen verwendet werden können. Dieser Prozess kann als iterative Entwicklung eines Ziel- und Objektsystems durch abwechselnde Analyse- und Syntheseaktivitäten verstanden werden. Zudem wurde erläutert, wie Ansätze des Advanced Systems Engineering ein systemisches Verständnis komplexer Problemstellungen bei Entwicklungsaufgaben ermöglichen und so Entwickelnde im Umgang mit Komplexität unterstützen. Methoden der Produktentstehung, wie die SPALTEN-Problemlösungsmethode, zeigen großes Potential als Blaupause für neue Methoden zu fungieren.

Mit dem Beschreibungsmodell der Produktgenerationsentwicklung - PGE/SGE wird die modelltheoretische Grundlage für die Entwicklung neuer Methoden zur Analyse von Daten von Referenzen gelegt. Die Daten zur kundenseitigen Nutzung von Referenzsystemelementen können für die Zwecke der Zielsystemvalidierung verwendet werden. Durch die Integration von Methoden und Technologien des Advanced Systems Engineering können Entwickelnde abhängig von ihren Kompetenzprofilen zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung befähigt werden. So kann die Unsicherheit in der Produktentwicklung durch die Nutzung von Datenanalysen reduziert werden.

Hierfür haben sich über die Jahre diverse Data Mining Methoden, wie das Prozessmodell CRISP-DM, entwickelt. Diese fußen auf der Annahme von umfassenden und zugänglichen Data-Science-Kompetenzen in Entwicklungsteams, sowie die Annahme von bereits vorhandenen und nutzbaren Daten. Die Entwicklungspraxis zeigt, dass diese Annahmen oft nicht zutreffen und Entwickelnde deutlich konkretere und umfassendere Unterstützung durch ein solches Prozessmodell benötigen. Obwohl ein breiter Konsens darüber herrscht, Analysebedarfe möglichst umfangreich in datengetriebenen Organisationen durch Methoden und Technologien des Data Mining decken zu müssen, besteht hierfür keine direkte Lösung. Durch den Wandel in der Art wie Entscheidungen in einer Organisation getroffen werden, ist die reine Implementierung von Methoden und Technologien insuffizient. Es ist ein Wandel in der Arbeitskultur notwendig, welcher durch kluge Methodengestaltung unterstützt werden kann, um so ein hohes Maß an Akzeptanz zu erzeugen. Nachfolgend wird der Forschungsbedarf in Kapitel 3.1.1 formuliert.

3 Zielsetzung und Vorgehensweise

Im Folgenden wird auf Basis dem in Kapitel 1 präsentiertem Stand der Forschung der Forschungsbedarf abgeleitet. Anschließend wird in Kapitel 3.1 die Zielsetzung der Arbeit formuliert und in Kapitel 3.2 wird die angewendete Vorgehensweise vorgestellt.

3.1 Zielsetzung

Zur Formulierung der Zielsetzung wird beginnend der Forschungsbedarf beschrieben. Der Forschungsbedarf wird durch Forschungsfragen operationalisiert.

3.1.1 Forschungsbedarf und -ziel

Die datengetriebene Validierung von Zielsystemelementen birgt großes Potential für die Optimierung von Produktgenerationen (vgl. Kapitel 2.3.3). Mittels der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen wird das Ziel verfolgt die tatsächliche kundenseitige Nutzung mechatronischer Systeme für die Entwicklung transparent zu machen. So erhalten Entwickelnde die Möglichkeit oft anekdotische Aussagen als Basis für Entwicklungsentscheidungen durch stichhaltige Datenanalysen zu substituieren (vgl. Kapitel 2.3.2). Zwar werden im Beschreibungsmodell der PGE/SGE die Möglichkeiten zur Nutzung von Referenzen klar aufgezeigt, jedoch wird die Bedeutung von Betriebsdaten aus Referenzsystemelementen nicht spezifiziert.

Obwohl einige Unternehmen bereits umfangreich Betriebsdaten sammeln, ist ihre Nutzung für den breiten Durchschnitt der Entwickelnden noch zu schwer umzusetzen. Die Neuartigkeit in der Arbeitsweise und die nur spärlich vorhandenen Kompetenzen im Feld der Datenanalyse bringt wesentliche Herausforderungen für Entwickelnde mit sich (vgl. Kapitel 2.3.1). Um diesen Herausforderungen entgegen zu können, ist es von zentraler Bedeutung, Entwickelnde entsprechend ihrem vorhandenen Kompetenz- und Wissensprofil methodisch gezielt zu unterstützen und gleichzeitig die sie unterstützende organisatorische Infrastruktur weiterzuentwickeln. Bestehende Prozessmodelle fokussieren sich lediglich auf Teile der genannten Aspekte und bilden demnach keine suffiziente Gesamtlösung ab, um Entwickelnde zur Analyse von Betriebsdaten tatsächlich zu befähigen.

So beschreibt das Data Mining Prozessmodelle CRISP-DM oder der Prozess des Knowledge Discovery and Data Mining zwar, wie Data Mining im Kern funktioniert, doch definieren sie die generelle Kompetenz zur Durchführung von Datenanalysen als gegeben. Entwickelnde ohne entsprechend ausgeprägte Vorkenntnisse werden somit nur in geringem Maße unterstützt. Zudem berücksichtigen etablierte Data Mining Prozessmodelle nicht die Notwendigkeit zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur als Anwendungsumgebung von Entwickelnden. Die Analyse von zur Verfügung gestellten Betriebsdaten stellt die Validierung ebendieser dar. Erkenntnisse aus der Validierung der Betriebsdaten können einen wesentlichen Beitrag für die Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur leisten und in der Konsequenz die Analyse von Betriebsdaten weiter erleichtern.

Aus diesem neuen Blickwinkel zur Validierung von Zielsystemen ergeben sich Forschungsbedarfe. Die vorliegende Arbeit leistet einen Beitrag für die methodische Unterstützung von Entwickelnden bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen. Zu diesem Zweck soll ein Prozessmodell entwickelt werden, das Entwickelnde abhängig von ihrem individuellem Kompetenz- und Wissensprofil und der sie unterstützenden organisatorischen Infrastruktur zur Analyse von Betriebsdaten befähigt.

Induziert durch die Paarung der mechatronischen Systementwicklung inhärenten Komplexität und der Neuartigkeit von Data Mining Methoden wird ein generischer, fraktaler Problemlösungsprozess SPALTEN als methodisches Framework zu Grunde gelegt. Durch den iterativen Aufbau von SPALTEN ermöglicht das Framework im Grundsatz eine anwender- und infrastrukturenspezifische Anpassung der methodischen Unterstützung. Hohe Freiheitsgrade in der Adaption des generischen Problemlösungsprozesses erlauben es weiter wesentliche Aktivitäten genannter Data Mining Prozessmodelle zu integrieren und anzupassen.

Zur Absicherung der Forschungsbedarfs wurden 21 Experteninterviews durchgeführt (Krause, 2022). Die Interviews wurden in der Forschungsumgebung und bei zwei weiteren Industriepartnern aus dem MoSyS-Konsortium durchgeführt. Die befragten Experten sind in der Entwicklung oder dem Produktmanagement verortet und haben mehrere Jahre Berufserfahrung in ihrem Tätigkeitsfeld. Abbildung 3.1 behandelt folgend die Themen zur wahrgenommenen Unterstützung, durch die Organisation und durch Methoden, zur Analyse von Betriebsdaten.

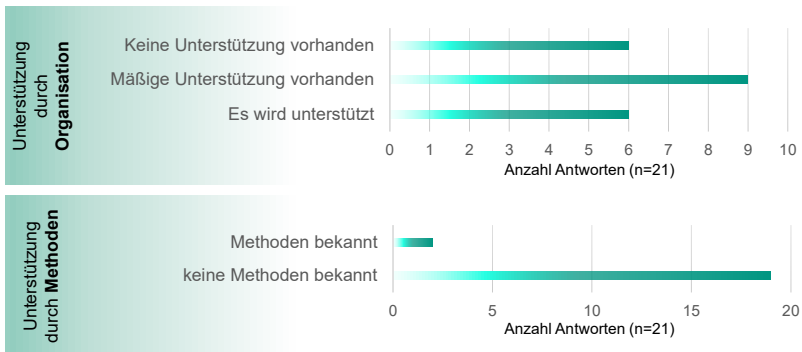


Abbildung 3.1: Wahrgenommene Unterstützung durch die Organisation oder Methoden für die datengetriebene Zielsystemvalidierung

Die Studie zeigt, dass 15 von 21 Befragten keine oder nur mäßige Unterstützung von Seiten ihrer Organisation erhalten. Existierende Datenbanken, oder bekannte Ansprechpartner werden durch die Befragten bereits als Unterstützung wahrgenommen. Folglich wird keine systematische Unterstützung zur Nutzung von Betriebsdaten i.S.v. Methoden angeboten. Es zeigt sich, dass Entscheidungen rein auf Basis von Erfahrungswerten getroffen werden und hierzu vornehmlich Einzellösungen Anwendungen finden. Zudem geben lediglich 2 von 21 der Befragten an, Methoden zur Nutzung von Betriebsdaten zu kennen. Dies stützt weiter die Annahme, dass Entwickelnde unzureichend für die aktive Nutzung von Betriebsdaten für die Zwecke der Zielsystemvalidierung unterstützt werden. Die Ergebnisse zeigen, dass neben den anwenderspezifischen Herausforderungen, weitreichende organisatorische und verwaltungstechnische Hindernisse bestehen. Begründet durch diesen Forschungsbedarf wird in der vorliegenden Forschungsarbeit folgendes Ziel verfolgt:

Ziel der Arbeit

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung eines Prozessmodells, das Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen durch die Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen in der Entwicklung mechatronischer Systeme methodisch unterstützt.

3.1.2 Forschungsfragen

Die Zielsetzung wird folgend durch Forschungsfragen operationalisiert. Sie ergeben sich aus dem identifizierten Forschungsbedarf.

1. Welche Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bestehen für Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen?
2. Wie muss ein Prozessmodell sowie dazugehörige Methoden und Tools zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gestaltet sein, um Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen methodisch zu unterstützen?
3. Welchen Beitrag liefert die Anwendung des entwickelten Prozessmodells hinsichtlich der methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung?

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wird die Design Research Methodology (DRM) angewendet. Im folgenden Kapitel wird die Vorgehensweise zur Erreichung des Forschungsziels ausgeführt.

3.2 Vorgehensweise

Die vorliegende Forschungsarbeit ist nach dem generischen Rahmenwerk der Design Research Methodology aufgebaut und wird in folgenden Kapiteln ausgeführt.

3.2.1 Forschungsmethode

Die Design Research Methodology (DRM) nach BLESSING UND CHAKRABARTI basiert auf einem generischen Framework bestehend aus vier Phasen: Klärung des Forschungsgegenstands, Deskriptive Studie I, Präskriptive Studie, Deskriptive Studie 2 (Blessing & Chakrabarti, 2009). Es wird ein iterativer Ansatz zur Unterstützung von Produktentwicklungsprozessen durch die Kombination von Schritten der Analyse und Synthese empfohlen. Abbildung 3.2 visualisiert die Elemente der vorliegenden Arbeit im Framework der DRM.

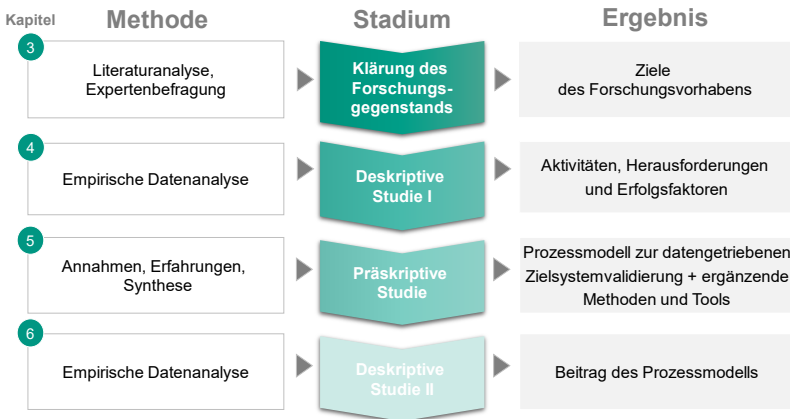


Abbildung 3.2: Design Research Methodology Framework (Blessing & Chakrabarti, 2009)

- In der ersten Phase, der **Klärung der Forschungsfrage**, wurde in Kapitel 1 der Forschungsgegenstand erläutert und die Forschungslücke identifiziert. Hieraus wurde die Zielsetzung zur Unterstützung von Entwickelnden bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung abgeleitet.
- Die **Deskriptive Studie I** hat die Untersuchung der Handhabe zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen in der Entwicklung mechatronischer Systeme zum Gegenstand. Mittels der Durchführung umfangreicher Fallstudien in laufenden Entwicklungsprojekten wird in Kapitel 1 ein tiefes Verständnis für Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten geschaffen.
- Die aus der Deskriptiven Studie I gezogenen Erkenntnisse werden in der **Präskriptiven Studie** genutzt, um in Kapitel 1 ein Prozessmodell zur methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen abzuleiten. Ergänzend werden weitere aktivitätenspezifische Methoden und Tools entwickelt, die der Operationalisierung des Prozessmodells dienen.
- In der **Deskriptiven Studie 2** wird in Kapitel 1 das vorgeschlagene Prozessmodell evaluiert. Die Evaluation umfasst sowohl den Beitrag des Prozessmodells zur effizienten Analyse von Betriebsdaten als auch die Evaluation entwickelter aktivitätenspezifischer Methoden und Tools. Ergänzend werden die durch das Prozessmodell befähigten datengetriebenen Entscheidungen auf die Steigerung der wahrgenommenen Sicherheit und Effizienz aus Sicht der Entwickelnden untersucht.

Nach BLESSING UND CHAKRABARTI sind die generischen Stadien in ihrem Umfang abhängig vom geplanten Forschungsvorhaben. Sie werden parallel und iterativ durchlaufen. Die Autoren unterscheiden in sieben Typen und stufen die Stadien dabei in literatur-basierte, umfassende oder initiale Studien. Umfassende Studien haben neben dem Analyseergebnis auch ein Syntheseergebnis, das durch die Forschung selbst entsteht. Aufgrund der umfangreichen Fallstudien (vgl. Kapitel 3.2.2) ist die vorliegende Forschungsarbeit dem Typ 7 zuzuordnen (Blessing & Chakrabarti, 2009).

Tabelle 3.1: Typen von technikorientierten Forschungsprojekten (Blessing & Chakrabarti, 2009)

Typ	Klärung des Forschungsgegenstands	Deskriptive Studie I	Präskriptive Studie	Deskriptive Studie II
1	Literatur-basiert	→ Umfassend		
2	Literatur-basiert	→ Umfassend	→ Initial	
3	Literatur-basiert	→ Literatur-basiert	→ Umfassend	→ Initial
4	Literatur-basiert	→ Literatur-basiert	→ Literatur-basiert Initial / Umfassend	→ Umfassend
5	Literatur-basiert	→ Umfassend	→ Umfassend	→ Initial
6	Literatur-basiert	→ Literatur-basiert	→ Umfassend	→ Umfassend
7	Literatur-basiert	→ Umfassend	→ Umfassend	→ Umfassend

Die DRM unterstützt die Planung eines Forschungsprojekts. ALBERS UND MARXEN beschreiben im Integrated Design Support Development Modell, dass Forschungsarbeiten zwar linear im Text dargestellt werden können, jedoch in der Forschungspraxis iterativ ablaufen können. Dies ist für die vorliegende Forschungsarbeit festzustellen (Marxen, 2014).

3.2.2 Überblick zum iterativen Forschungsdesign

Gegeben dem Ziel, Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen methodisch gezielt zu unterstützen, wird das zu entwickelnde Prozessmodell kontinuierlich angewendet und somit iterativ weiterentwickelt. Durch ein derartiges Vorgehen wird das Prozessmodell kontinuierlich validiert. So entsteht weiteres Wissen in der Anwendung, wodurch sich die aus der Analyse (Deskriptive Studie I) ergebende Wissensbasis kontinuierlich verändert. Gemäß der DRM nach BLESSING UND CHAKRABARTI kann somit das Prozessmodell durch Aktivitäten der

Synthese (Präskriptive Studie) weiterentwickelt werden. Die in diesem Rahmen durchgeführten Fallstudien bilden die Basis für die in der vorliegenden Arbeit erbrachten Forschungsergebnisse (Blessing & Chakrabarti, 2009). Die Forschungsergebnisse beziehen sich dabei auf 65 Fallstudien, die jede für sich einen eigenständigen Validierungsfall darstellt. In Summe ergeben sich mehr als 120 Wochen an Zeitaufwand für die Durchführung der Fallstudien, womit eine robuste Grundlage für die präsentierten Ergebnisse gelegt wird. Die unterschiedlichen Fallstudien thematisieren sowohl hardware- als auch softwarebezogene Fragestellungen und sind für eine bessere Nachvollziehbarkeit im Anhang A jeweils kurz beschrieben. Die im Rahmen der Fallstudien durchgeführten Datenanalysen sind in ihrem Schwierigkeitsgrad vergleichbar. Zur Schaffung eines tieferen Verständnisses spezifischer Themenstellungen, die in den Fallstudien zwar erkannt werden, aber nicht ausreichend analysiert werden konnten, werden ergänzende Studien durchgeführt. Abbildung 3.3 zeigt dabei den Aufbau des angewandten Forschungsdesigns und gibt eine Zuordnung zu den Ergebniskapiteln.

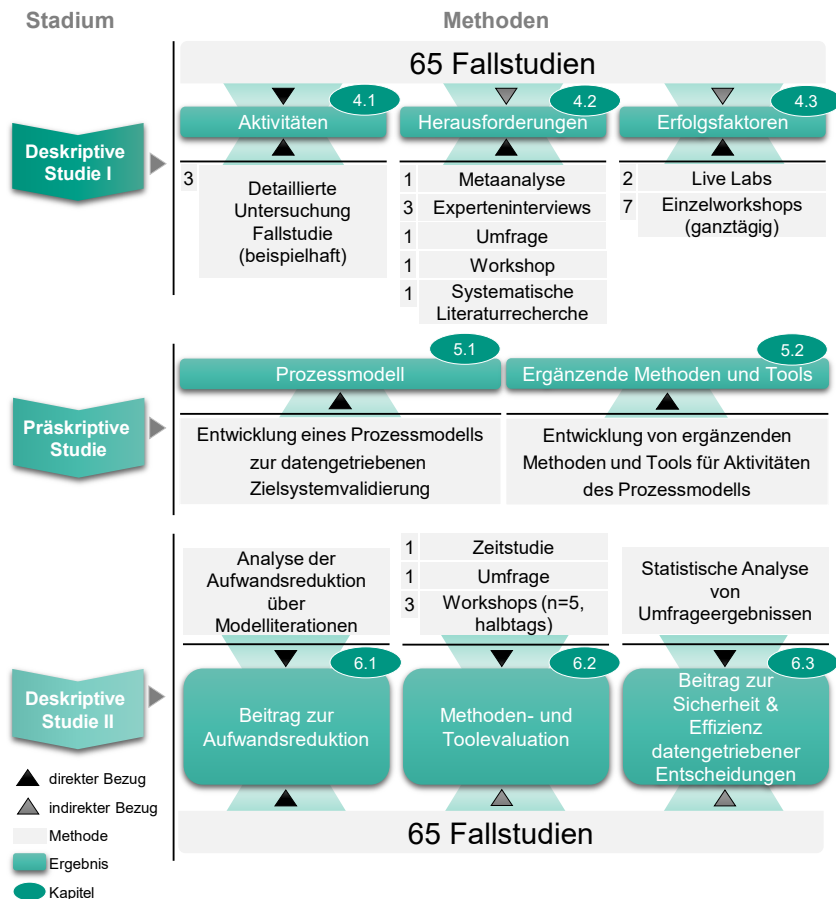


Abbildung 3.3: Iteratives Forschungsdesign der vorliegenden Forschungsarbeit

Zur Einordnung der Bedeutung der Fallstudien wird in direkten und indirekten Bezug der Methoden zu den erbrachten Ergebnissen unterschieden. Die Fallstudien stehen in direktem Bezug zu den identifizierten Aktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten und der Evaluation zum Beitrag zur Aufwandsreduktion durch das Prozessmodell. Durch die kontinuierliche Anwendung des Prozessmodells im Rahmen der Fallstudien tragen diese zudem indirekt zur Identifikation von Herausforderungen und Erfolgsfaktoren, als auch zu den Ergebnissen der Evaluation bei. Die Fallstudien leisten hier lediglich einen Beitrag i.S. der

Aufdeckung weiterer Fragestellung. Zu Beginn der jeweiligen Kapitel werden die angewendeten Forschungsmethoden detailliert beschrieben. Die hier präsentierten Zusammenhänge des Forschungsdesigns werden zudem dort fokussiert.

3.2.3 Untersuchungsumgebung

Die vorliegende Arbeit wurde im Rahmen des Forschungsprojekts „MoSyS – menschorientierte Gestaltung komplexer System of Systems“ und in Kooperation mit TRUMPF SE+Co.KG durchgeführt.

MoSyS – Menschorientierte Gestaltung komplexer System of Systems

Das Verbundprojekt MoSyS – Menschorientierte Gestaltung komplexer System of Systems – wird in der Fördermaßnahme „Beherrschung der Komplexität soziotechnischer Systeme – Ein Beitrag zum Advanced Systems Engineering für die Wertschöpfung von morgen (PDA_ASE)“ im Rahmen des Programms „Innovationen für die Produktion, Dienstleistung und Arbeit von morgen“ durchgeführt. Übergeordnetes Ziel des Projekts ist die Befähigung von Unternehmen zur Begegnung der Herausforderungen einer ganzheitlichen Betrachtung von organisatorischen und systemischen Aspekten der Produktentwicklung und Produkte von morgen. Zu diesem Zweck werden entsprechend der Bedarfe von den handelnden Akteuren Methoden, Hilfsmittel und IT-Werkzeugen zur Gestaltung der technischen Systeme und des zugehörigen Handlungssystems als Elemente komplexer System of Systems bereitgestellt.

Mit der Entwicklung eines Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung setzt die vorliegende Forschungsarbeit genau an der Schnittstelle zwischen Menschen und Technologien der Digitalisierung an. Auf Grundlage des (Advanced) System Engineerings werden unterschiedliche Kompetenzprofile von Akteuren unterschiedlicher Disziplinen in der Umsetzung der Methode spezifisch integriert, um ein Prozessmodell zu entwickeln, das die Nutzung neuer Technologien ermöglicht. Der Fokus liegt in der vorliegenden Arbeit explizit auf der Analyse von Betriebsdaten für die Optimierung von Produktgenerationen.

TRUMPF SE + Co.KG

Die TRUMPF SE + Co. KG ist ein Werkzeugmaschinen- und Laserhersteller mit Sitz in Ditzingen bei Stuttgart und wurde 1923 gegründet. Seitdem hat sich das Hightech-Unternehmen in Familienbesitz zu einem Technologieführer in der Laserbearbeitung und der Entwicklung von Industrie 4.0-Lösungen entwickelt - mit einem Jahresumsatz von 5,4 Milliarden Euro im Jahr 2023 und insgesamt rund 18.500 Mitarbeitenden an über 70 Standorten weltweit. Das breite Produktportfolio von TRUMPF umfasst neben Werkzeugmaschinen und Lasertechnik auch innovative Lösungen in der EUV-Lithografie für die Chipfertigung, additive Fertigungstechnologien sowie Softwarelösungen für Smart Manufacturing und Connectivity (TRUMPF SE + Co. KG, 2023). Die Produktpalette für den Bereich Werkzeugmaschinen ist in Abbildung 3.4 dargestellt.



Abbildung 3.4: Produktportfolio TRUMPF Werkzeugmaschinen SE + Co.KG

Die in Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit analysierten Betriebsdaten entstammen dieser Produktpalette und werden zur Beantwortung von Fragestellungen in der Entwicklung analysiert. Sie umfassen Daten von Maschinen zum Laserschneiden, Biegen, Stanzen und Stanzlaserbearbeitung. Der Großteil der betrachteten Daten sind prozessbezogene Daten und Maschinensignale, die direkt von der speicherprogrammierbaren Steuerung (SPS) der Maschine oder dem Human Machine Interface (HMI) erzeugt werden. Diese Daten werden unter anderem für Produktentscheidungen in der Produktentwicklung, sowie für die Zustandsüberwachung von Kundenmaschinen verwendet. Die Daten umfassen Informationen zu Blechteilen, die von den Maschinen der Kunden geschnitten, gestanzt, geschweißt oder gebogen werden.

3.3 Fazit zur Zielsetzung und Vorgehensweise

Auf Basis der DRM wurde in diesem Kapitel das folgend dargestellte Vorgehen für die vorliegende Forschungsarbeit präsentiert.



Abbildung 3.5: Vorgehen der vorliegenden Forschungsarbeit

Aus der identifizierten Forschungslücke konnte ein eindeutiger Forschungsbedarf abgeleitet und in Form einer formalisierten Zielsetzung konkretisiert werden. Weiter wurde die Zielsetzung durch folgende Forschungsfragen operationalisiert:

1. Welche Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bestehen für Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen?

Zur Identifikation von Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten wird die Deskriptive Studie I durchgeführt. Ziel der Studie ist es ein grundlegendes Verständnis zur Analyse von Betriebsdaten aufzubauen. Zu diesem Zweck wird eine Kombination verschiedener Forschungsmethoden angewandt (vgl. Abbildung 3.3).

2. Wie muss ein Prozessmodell sowie dazugehörige Methoden und Tools zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gestaltet sein, um Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen methodisch zu unterstützen?

Die Erkenntnisse aus der Deskriptiven Studie I werden in der Präskriptiven Studie in ein Prozessmodell synthetisiert. Dieses Prozessmodell verfolgt das Ziel, Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten methodisch gezielt zu unterstützen. Um die tatsächliche Operationalisierung des Prozessmodells sicherzustellen, werden in diesem Zuge zusätzliche Methoden und Tools entwickelt. Diese adressieren Herausforderungen spezifischer Aktivitäten des Prozessmodells.

3. Welchen Beitrag liefert die Anwendung des entwickelten Prozessmodells hinsichtlich der methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung?

Die Deskriptive Studie 2 dient der Evaluation des entwickelten Prozessmodells und der ergänzenden Methoden und Tools. Hierbei wird das Ziel verfolgt den Beitrag des Prozessmodells zur methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten zur Zielsystemvalidierung aufzuzeigen. Dazu werden umfangreiche Fallstudien in der Entwicklungspraxis durchgeführt.

4 Analyse von Betriebsdaten in der Entwicklung mechatronischer Systeme

In diesem Kapitel wird die Deskriptive Studie I gemäß der DRM durchgeführt. Zur Absicherung des Forschungsbedarfs wird zu Beginn eine Vorstudie durchgeführt. Es wird die erste Forschungsfrage beantwortet:

1. Welche Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bestehen für Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen?

In der folgenden Ausführung werden auf Basis zuvor identifizierter Aktivitäten die Herausforderungen und Erfolgsfaktoren in Bezug auf die Analyse von Betriebsdaten untersucht. Dazu wird die Forschungsfrage in folgende Unterfragen unterteilt:

- 1.1 Welche Aktivitäten werden bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur Zielsystemvalidierung durchgeführt?
- 1.2 Welche Herausforderungen bestehen bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur Zielsystemvalidierung?
- 1.3 Welche Erfolgsfaktoren muss eine methodische Unterstützung von Entwickelnden zur Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen integrieren?

Die Studiendesigns zur Analyse der Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren werden jeweils zu Beginn der Kapitel genauer beschrieben. Für die Identifikation der Aktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten werden exemplarisch drei Fallstudien vorgestellt und analysiert (vgl. Kapitel 4.2). Basierend auf den Ergebnissen der Fallstudien und vertiefenden Studien werden Herausforderungen für die Analyse von Betriebsdaten abgeleitet und im Kontext korrespondierender Aktivitäten diskutiert (vgl. Kapitel 4.3). Abschließend werden aufbauend auf diesem Verständnis und den Ergebnissen aus zwei Live-Labs sowie einer Workshopreihe in der Forschungsumgebung, Erfolgsfaktoren zur methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten formuliert (vgl. Kapitel 4.4).

4.1 Vorstudie

Zur weiteren Absicherung des identifizierten Forschungsbedarfs wird, ergänzend zu den in Kapitel 3.1.1 präsentierten Interviewergebnissen, eine Vorstudie durchgeführt. Ziel ist es den mit den notwendigen Aktivitäten verbundenen Aufwand greifbar zu machen und ein erstes grundlegendes Verständnis für die generelle Machbarkeit zu schaffen. Erste Herausforderungen und Potentiale können somit abgeleitet werden. Gegenstand der Vorstudie ist die Durchführung einer Datenanalyse zum Zwecke der Validierung eines Zielsystemelements. Die hierzu durchgeführte Fallstudie ist die erste dieser Art, die in der Forschungsumgebung im Bereich der mechatronischen Systementwicklung durchgeführt wird. Folglich bestehen kaum Vorkenntnisse oder Referenzen. Das in der beispielhaften Fallstudie behandelte mechatronische System ist der SortMaster. Die Automatisierungslösung von TRUMPF dient der automatisierten Entnahme, Sortierung und Palettierung von gefertigten Blechteilen. Im Speziellen wird die Notwendigkeit zur C-Achsendrehung untersucht. Die Integration einer C-Achse, wie in Abbildung 4.1 dargestellt, ermöglicht die Drehung von Fertigteilen aus ihrer Orientierung auf dem Blech für eine optimale Platzausbeute auf Holzpaletten.

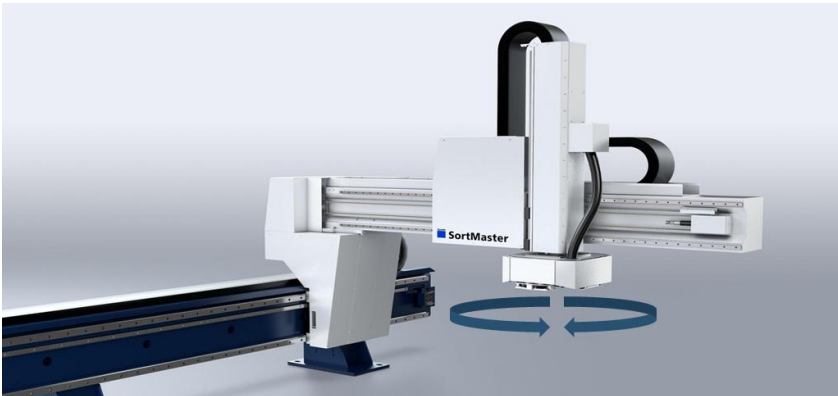


Abbildung 4.1: Automatisierungslösung für 2D-Laserschneidanlagen SortMaster

Die Kernfrage für das Entwicklungsteam war in diesem Fall: *Kann die Drehachse weggelassen und so Kosten gespart werden? bzw. Wann und wie häufig werden Teile beim Entladen gedreht?* Dazu wurde mittels der Analyse von Betriebsdaten untersucht, wie oft die Drehachse genutzt wird, um ein Teil zu palettieren. Im Zuge der Datenanalyse wurden annähernd 5 Millionen Datensätze von sich im Feld befindlichen Produktgenerationen aus dem vergangenen Jahr ausgewertet. Die Analyse zeigt, dass 31% der Blechteile zum Palettieren gedreht werden. Anhand

der Analyse zeigt sich folglich, dass eine Weiterentwicklung der C-Achse für folgende Produktgenerationen sinnvoll ist. Zur Klärung der Kernfrage müssen weitere Fragen beantwortet werden, welche die Aussage zur generellen Nutzung der Funktion kontextualisieren. Diese Fragen thematisieren dann beispielsweise die peripheren Systeme, Massen von Blechteilen oder Fertigungstechnologien.

Die hier präsentierte Fallstudie hat vom Aufkommen der Fragestellung bis zu ihrer finalen Beantwortung ungefähr vier Wochen in Anspruch genommen. Der zeitliche Aufwand ist daher außerordentlich groß. Aufgrund des Neuheitsgrades einer datengetriebenen Arbeitsweise bestehen in den Entwicklungsbereichen keine Vorkenntnisse oder Referenzen i.S.v. Dokumentation oder ähnlichem. Es ist festzustellen, dass der Prozess zur Analyse von Betriebsdaten mit vielen technischen, methodischen und infrastrukturellen Herausforderungen einhergeht. In der Konsequenz sind bspw. Nachforschungen zu den Daten mit einem erheblichen Aufwand verbunden. Das hierzu benötigte Wissen ist bei wenigen Personen in der Organisation zwar vorhanden, jedoch sind diese nur schwer zu identifizieren. Des Weiteren sind viele Daten uneindeutig beschrieben. Sie entspringen beispielsweise Software aus der Maschinensteuerung. Die dort definierten Parameter und Werte wurden für eine optimale Performance der Maschine entwickelt und nicht für die Eignung zu Datenanalysen. Demnach entsteht ein großer Aufwand bei der Rückverfolgung der Bedeutung von uneindeutig beschriebenen Daten. Schließlich hat sich gezeigt, dass es ein großes Problem in der Akzeptanz der Analyseergebnisse gibt. Es wird vermutet, dass durch die fehlende Transparenz zur Beschreibung der Entstehung der Analyseergebnisse, kaum Vertrauen in diese besteht.

Jedoch zeigt die Datenanalyse immenses Potential hinsichtlich der Optimierung von Produktgenerationen auf. Trotz des Defizits im Vertrauen mancher Entwickelnden im Projekt konnte auf Basis der Datenanalyse eine positive Entscheidung für die Weiterentwicklung der C-Achse am SortMaster getroffen werden. Der Projektverantwortliche gab zudem an, dass er sich durch die Datenanalyse in seiner Entscheidung sicherer fühlt, als hätte er die Entscheidung auf traditionelle Art und Weise getroffen. Die Ergebnisse der Vorstudie unterstreichen erneut den Forschungsbedarf zur Entwicklung eines Prozessmodells, das Entwickelnde bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung durch die Analyse von Betriebsdaten methodisch unterstützt. Deshalb wird im folgenden Kapitel ein umfassendes Verständnis zu Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse

von Betriebsdaten geschaffen. Die Ergebnisse dieser Vorstudie wurden teilweise im Rahmen einer Co-betreuten Abschlussarbeit von Krause (2022)¹ erbracht.

4.2 Aktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten

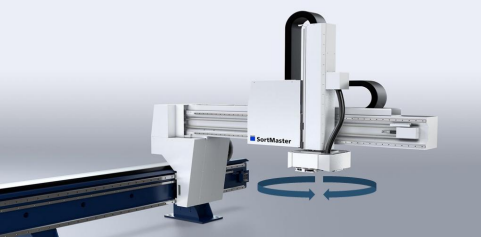
In folgendem Kapitel werden die Aktivitäten der Analyse von Betriebsdaten zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen untersucht. Vor diesem Hintergrund wird für ein tieferes Verständnis in übergeordnete Aktivitäten (weiter Aktivitäten genannt) und Teilaktivitäten untergliedert.

4.2.1 Studiendesign

Zur Identifikation der Aktivitäten und deren Teilaktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten werden Fallstudien über den gesamten zweijährigen Forschungszeitraum durchgeführt. In diesem Kapitel werden die ersten drei Fallstudien aufgegriffen, beschrieben und analysiert. Anhand dieser exemplarischen Fallstudien werden die Aktivitäten abgeleitet. Die hier explizit untersuchten Fallstudien zur C-Achsendrehung, der Funktion Final Cut und der Verwendung von Druckluft als Schneidgas sind nachfolgend dargestellt und zusammengefasst.

¹ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeit

Fallstudie F1: „C-Achsendrehung“



Mechatronisches System:
↳ 2D-Laserschneidanlage

Zielsystemelement:
↳ Automat. Entladen

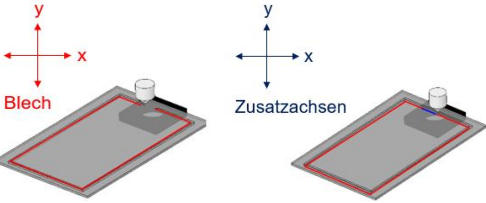
Analysedauer:
↳ 4,15 Wochen

Kernfrage: Wann und wie häufig werden Teile beim Entladen gedreht?

Abbildung 4.2: Fallstudie F1 "C-Achsendrehung"

Fallstudie F1 behandelt die C-Achsendrehung. Diese wurde bereits in der Vorstudie (vgl. Kapitel 4.1) in ihrer Funktionalität und Zweck ausgeführt. Fallstudie F1 wird fortfolgend als Leitbeispiel zur Verdeutlichung der Forschungsergebnisse anhand dieses konkreten Beispiels verdeutlicht.

Fallstudie F2: „Final Cut“



Mechatronisches System:
↳ Stanz-Laser-Maschine

Zielsystemelement:
↳ Funktion „Final Cut“

Analysedauer:
↳ 3,65 Wochen

Kernfrage: Wie wird die Funktion „Final Cut“ von Kunden genutzt?

Abbildung 4.3: Fallstudie F2 "Final Cut"

Fallstudie F2 behandelt die Funktion Final Cut. Sie ist eine Funktion an Stanz-Laser-Maschinen und ermöglicht die Mehrteileentnahme durch eine Zusatzachse im Laserkopf. Bei Werkzeugmaschinen mit C-Rahmen wird das Blech bewegt. Sobald ein Teil freigeschnitten ist, muss die Maschine warten, bis es entnommen ist. Beim Final Cut werden Teile nicht vollkommen abgetrennt und so orientiert, dass die Zusatzachse mehrere Teile auf einmal trennen kann.

Fallstudie F3: „Druckluftschneiden“



Mechatronisches System:
↳ 2D-Laserschneidanlage
Stanz-Laser-Maschine

Zielsystemelement:
↳ Schneidgasoptionen

Analysedauer:
↳ 4,25 Wochen

Kernfrage: Wie häufig wird Druckluft als Schneidgas verwendet?

Abbildung 4.4: Fallstudie F3 "Druckluftschneiden"

Fallstudie F3 behandelt die Verwendung von Druckluftschneiden bei 2D-Laserschneidanlagen und Stanz-Laser-Maschinen. Für das Laserstrahlschneiden können verschiedene Schneidgase verwendet werden. Das Streichen der Option Druckluft hätte großen Einfluss auf die Entwicklungskosten.

Die unter Kapitel 4.2 beschriebenen Analysen sind im Rahmen der Publikation Wagenmann, Bursac, Rapp und Albers (2022a) veröffentlicht.

4.2.2 Ergebnisse der Fallstudien

Im Rahmen der durchgeführten Fallstudien konnten vier übergeordnete Aktivitäten identifiziert werden: *Grundlagenarbeit*, *Interdisziplinäre Zusammenarbeit*, *Durchführung von Analysen* und *Nachbereiten und Lernen*. Diese sind inspiriert durch das grundlegende Verständnis von SPALTEN (vgl. Kapitel 2.1.3) und CRISP-DM (vgl. Kapitel 2.3.2). Die Bearbeitungszeit ist nachfolgend für die drei Fallstudien dargestellt.

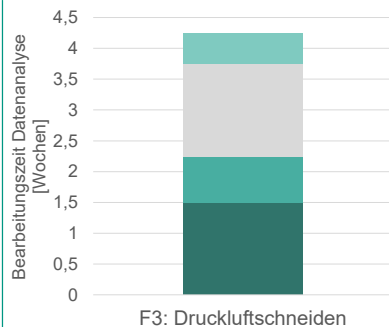
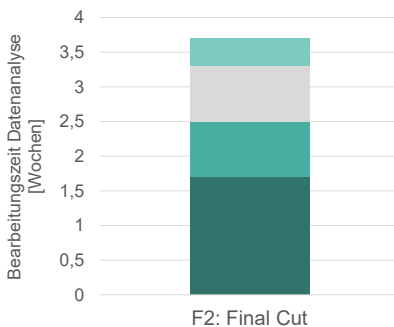
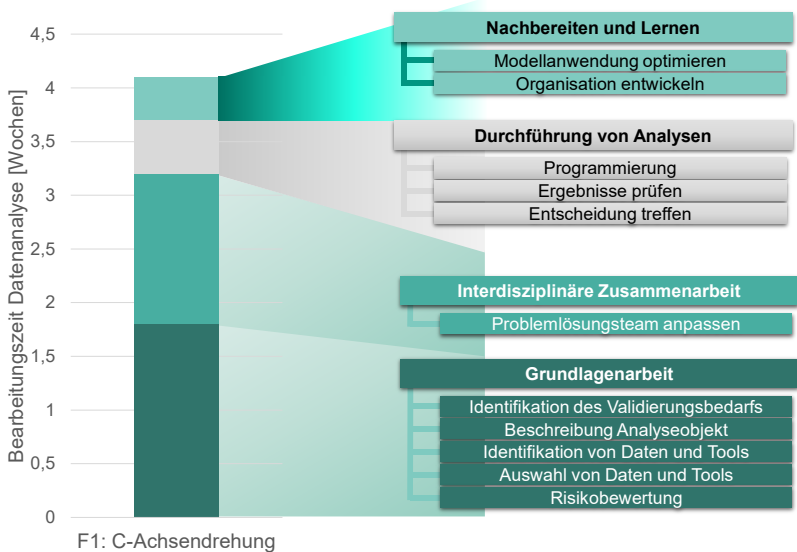


Abbildung 4.5: Aktivitäten, Teilaktivitäten und deren zugehörigen zeitlichen Aufwände bei der Analyse von Betriebsdaten

Abbildung 4.5 verdeutlicht die Aufteilung der Aktivitäten und beschreibt die zugehörigen Teilaktivitäten am Beispiel von Fallstudie F1 zur C-Achsendrehung. Die Aufwandsverteilung der Aktivitäten ist für die Fallstudien F2 und F3 mit dargestellt. Entgegen der gewählten Darstellungsform zeigen die Fallstudien, dass es sich bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung nicht um einen sequenziellen, sondern um einen iterativen Prozess handelt. Die Darstellungsform wird aufgrund der übersichtlichen Visualisierung der Aufwandsrelationen gewählt.

Grundlagenarbeit

Die Grundlagenarbeit ist die umfassendste Aktivität und dient als Basis für die Analyse der Betriebsdaten. Teilaktivitäten der Grundlagenarbeit sind die *Identifikation des Validierungsbedarfs*, *Beschreibung des Analyseobjekts*, *Identifikation von Daten und Tools*, *Auswahl von Daten und Tools*, sowie die *Risikobewertung*. Die durchgeführten Fallstudien zeigen, dass Änderungen über Iterationen der Analyse in den meisten Fällen Anpassungen in den Teilaktivitäten notwendig machen. In den Fallstudien konnte beobachtet werden, dass Änderungen über Iterationen der Analysen in den häufigsten Fällen Anpassungen in den Teilaktivitäten notwendig verursachen. Die Grundlagenarbeit umfasst Teilaktivitäten zur Entwicklung der Analysespezifikationen und Teilaktivitäten zur ersten Prüfung der Datenqualität. Teilaktivitäten der Grundlagenarbeit sind die Beschreibung des Validierungsbedarfs, die Beschreibung des Analyseobjekts, die Identifikation von Daten und Tools, die Auswahl von Daten und Tools und die Risikobewertung.

Interdisziplinäre Arbeit

Die Aktivität *Interdisziplinäre Arbeit* bildet alle Teilaktivitäten zur Nutzung und *Anpassung des Problemlösungsteams* ab. Abhängig vom Verlauf der Datenanalyse muss das PLT mit Experten des technischen Systems, zur methodischen Vorgehensweise, Durchführung der Datenanalyse oder den Eigenschaften der Daten erweitert werden. Die Auswertung der Fallstudien zeigt, dass eine Anpassung des PLT in den meisten Fällen eine Voraussetzung für die erfolgreiche Durchführung ist. Durch die frühe und eindeutige Beschreibung des Analysefalls können Iterationen minimiert werden.

Durchführung der Analyse

Die *Durchführung von Analysen* wird durch die Grundlagenarbeit wesentlich beeinflusst. Finden über Anpassungen in untergeordneten Teilaktivitäten beispielsweise Änderungen in den ausgewählten Daten statt, muss die Analyse im Sinne der *Programmierung*, *Prüfung der Ergebnisse* oder abschließenden *Entscheidungsfindung* angepasst werden. Somit umfasst die Durchführung von Analysen alle Tätigkeiten der operativen Umsetzung der Analyse, sowie zeitgleich Teilaktivitäten für die Aufbereitung von Analyseergebnissen. Durch Aktivitäten der Synthese aus Informationen der Analyseergebnissen kann neues Wissen generiert werden (vgl. Abbildung 2.26).

Nachbereiten und Lernen

Die Aktivität *Nachbereiten und Lernen* behandelt die Wirkung der Optimierung des Prozessmodells in der Anwendung durch Entwickelnde und organisatorischen Infrastruktur. Konkret umfasst sie die Teilaktivitäten zur *Optimierung der Modellanwendung* und der *Organisationsentwicklung*. Verglichen mit den anderen Aktivitäten kann durch die hier adressierten Themen nur ein geringer Beitrag zur operativen Befähigung zur Analyse von Betriebsdaten in einem frühen Stadium der Einführung datengetriebener Entwicklungsmethoden festgestellt werden. Mit Blick auf den langfristigen Erfolg eines Unternehmens gewinnt die Aktivität des Nachbereitens und Lernens jedoch an immenser Bedeutung, da so beispielsweise das Datenbankmanagement kontinuierlich anhand der Bedürfnisse der Entwickelnden optimiert werden kann.

4.2.3 Zwischenfazit

Wenngleich die Möglichkeit der Analyse von Betriebsdaten besteht, werden diese bisher wenig genutzt. In den Fallstudien wird ein geringes Erfahrungswissen der Belegschaft hinsichtlich der Nutzung von Betriebsdaten deutlich. Hieraus resultiert, dass im Fall des Ausbleibens einer ausreichenden methodischen Unterstützung, im arithmetischen Mittel ein Aufwand von etwa drei Wochen erwartet werden kann. Es zeigt sich, dass ein großes Interesse an der Beantwortung komplexer Fragestellungen in Entwicklungsprojekten besteht. Diese können mit Hilfe der Analyse von Betriebsdaten beantwortet werden.

Die Analyse von Betriebsdaten teilt sich in vier übergeordnete Aktivitäten, welche insgesamt elf Teilaktivitäten untergliedert sind. Diese sind nachfolgend in Tabelle 4.1 zusammengefasst.

Tabelle 4.1: Übersicht Aktivitäten und Teilaktivitäten bei der Analyse von Betriebsdaten

Übergeordnete Aktivität	Teilaktivität
Grundlagenarbeit	Identifikation des Validierungsbedarf Beschreiben des Analyseobjekts Identifikation von Daten und Tools Auswahl von Daten und Tools Risikobewertung
Interdisziplinäre Zusammenarbeit	Problemlösungsteam anpassen
Durchführen von Analysen	Programmieren Ergebnisse prüfen Entscheidung treffen
Nachbereiten und Lernen	Modellanwendung optimieren Organisation entwickeln

Diese müssen einzeln betrachtet und unterstützt werden. Insbesondere für die Grundlagenarbeit mit einem durchschnittlichen Aufwandsanteil von rund 40% und der Interdisziplinären Arbeit mit rund 24% besteht ein immenses Potential in der Aufwandsreduktion durch eine gezielte methodische Unterstützung. Weitere Potentiale zur Aufwandsreduktion können sowohl in der Durchführung von Datenanalyse als auch bei der Aktivität des Nachbereitens und Lernens erkannt werden. Beispiele hierfür sind die Nutzung von Referenzen und die gezielte Nutzung von Skaleneffekten.

In der Fallstudie F1 zeigt sich beispielsweise, dass es aktuell keinen diskreten Datenpunkt gibt, der eine Indikation für die Drehung eines Teils beschreiben würde. In der Folge war es notwendig verschiedene Experten aus Software und Mechanik zusammenzubringen, um eine verknüpfte Logik zu entwickeln. Die entwickelte Logik stellt eine Beziehung auf Teilebene zwischen der Lage des Teils auf der Maschine und später auf der Palette her. Dadurch kann eine Aussage getroffen werden, ob ein Teil gedreht wurde. Zur Erarbeitung dieser Logik waren zeitweise vier verschiedene Experten involviert, die wiederum für sich erstmal Nachforschungen zu potenziellen Daten anstellen müssen. Dies ist der Grundlagenarbeit zuzuordnen. Weiter benötigte es mehrerer persönlicher Termine zur Erarbeitung der Logik. Dies ist der interdisziplinären Zusammenarbeit zuzuordnen.

4.3 Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten

Folgend wird ein Überblick über die Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten gegeben. Diese werden in Bezug auf die korrespondierenden Aktivitäten und Teilaktivitäten diskutiert.

4.3.1 Studiendesign

Anknüpfend an das in Kapitel 3.2.2 beschriebene Vorgehen, werden für die Identifikation von Herausforderungen alle durchgeführten Fallstudien zugrunde gelegt. Die Erkenntnisse aus den Fallstudien werden bei Bedarf durch vertiefende qualitative oder quantitative Studien ergänzt. Abbildung 4.6 ordnet die durchgeführten Studien den Teilaktivitäten zur Analyse von Betriebsdaten zu. Für eine bessere Nachvollziehbarkeit der Bedeutung der Fallstudien wird die Zuordnungslogik aus Kapitel 3.2.2 aufgegriffen.

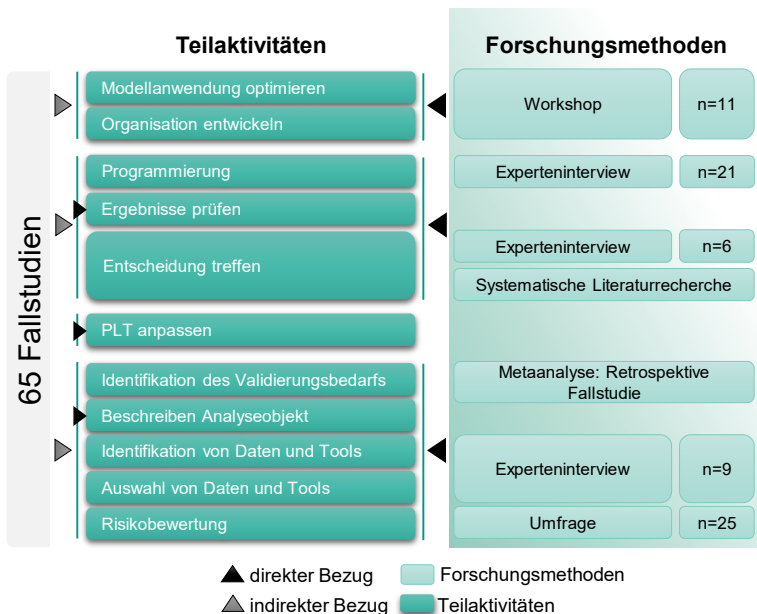


Abbildung 4.6: Studiendesign zur Identifikation von Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten

Die vertiefenden Studien werden in folgenden Ausführungen nicht weiter erläutert. Es wird in den Ergebnisdiskussionen auf entsprechende Anhänge und Publikationen verwiesen.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Analysen sind im Rahmen der folgenden Publikationen veröffentlicht worden: Wagenmann, Arora, Krause, Bursac und Albers (2024); Wagenmann, Krause, Rall, Kaeske, Schoeck et al. (2023); Wagenmann, Rall, Krause, Weidinger et al. (2024); Wagenmann, Bursac, Rapp und Albers (2022a); Wagenmann, Krause, Rapp, Hünemeyer et al. (2022); Wagenmann, Krause, Rapp, Albers et al. (2022); Wagenmann, Rall, Krause, Sommer et al. (2024); Wagenmann, Weidinger et al. (2023); Wagenmann, Züfle et al. (2023). Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen von vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeiten erbracht. Die folgenden Abschlussarbeiten wurden vom Autor Co-betreut: Arora (2023); Kleindienst (2023); Krause (2022); Kukshaus (2023); Rall (2023); Rösel (2023); Usanmaz (2023); Wagenmann (2021); Weidinger (2022); Yildiz (2022)².

4.3.2 Ergebnisse der Studien

Aufbauend auf die Ergebnisse der Fallstudien, der Vorstudie und der vertiefenden Studien, können 48 übergeordnete Herausforderungen für die datengetriebene

² Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute studentische Abschlussarbeiten

Zielsystemvalidierung formuliert werden. Dabei haben unterschiedliche Herausforderungen, Auswirkung auf verschiedene Teilaktivitäten. Zu diesem Zweck werden die Abhängigkeiten nachfolgend in einer Matrix dargestellt.

#	Herausforderung	Validierungs- bedarf	Beschreibung Analyseobjekt	Identifikation von Daten & Tools	Auswahl von Daten & Tools	Risikobewertung	PLT anpassen	Programmierung	Ergebnisse prüfen	Entscheidung treffen	Modelanwendung optimieren	Organisation entwickeln
H1	Einheitliches Verständnis											
H2	Klare Begrifflichkeiten											
H3	Fragenkaskade											
H4	Unzureichendes Methodenwissen											
H5	Anwenderfreundlichkeit											
H6	Individuelles Wissen & Kompetenzen											
H7	Häufigkeit der Durchführung											
H8	Fehlendes Expertennetzwerk											
H9	Unvorhersehbare Probleme											
H10	Hohe Komplexität											
H11	Erfahrung Anwender											

Abbildung 4.7: Herausforderungen (H1-H11) mit acht oder mehr wechselwirkenden Teilaktivitäten

Abbildung 4.7 stellt jene 11 Herausforderungen dar, welche Einfluss auf acht oder mehr Aktivitäten haben. Diese definieren zentrale Aspekte für das Design eines Prozessmodells. Herausforderung H1 bis H4 wirken sich auf alle Teilaktivitäten aus und haben demnach großen Einfluss auf den gesamten Prozess.

Herausforderungen mit weniger als acht und mehr als drei wechselwirkenden Aktivitäten sind in Abbildung 4.8 dargestellt. Deren Relevanz für die spätere Anwendbarkeit eines Prozessmodells ist geringer zu bewerten. So hat die Datenqualität (H15) Einfluss auf sieben Teilaktivitäten. Wird diese Herausforderung in der Analyse von Betriebsdaten jedoch nicht ausreichend berücksichtigt besteht ein hohes Risiko inkorrekte Analyseergebnisse zu erzeugen. Die Experteninterviews zeigen weiter, dass insbesondere vor dem Hintergrund der Datenauswahl die Datenqualität maßgeblich für die Entscheidung ist. Die erhobenen Herausforderungen beziehen sich nicht ausschließlich auf Daten oder die Durchführung von Analysen. Diese beschreiben außerdem Themen zur organisatorischen Infrastruktur und dem Prozess der Entscheidungsfindung.

#	Herausforderung	Validierungs- bedarf	Beschreibung Analyseobjekt	Identifikation von Daten & Tools	Auswahl von Daten & Tools	Risikobewertung	PLT anpassen	Programmierung	Ergebnisse prüfen	Entscheidung treffen	Modellanwendung optimieren	Organisation entwickeln
H12	Fragestellungen unvorhersehbar											
H13	Datenzugriff											
H14	Datenvielfalt											
H15	Datenqualität											
H16	Vorangegangene Analysen											
H17	Metadatendokumentation											
H18	Wissensmanagementsstruktur											
H19	Datenstruktur und -inhalte											
H20	Data Governance/Datenschutz											
H21	Empfängergerechte Ergebnisdarstellung											
H22	Entscheidungsprozess											
H23	Zeitdruck											
H24	Beantwortung der Kernfrage											
H25	Unzureichende Programmierkenntnisse											
H26	Gesetze, Normen, Richtlinien											
H27	Unternehmensrichtlinien(-ethik)											
H28	Effizientere Entscheidungen											
H29	Datenquantität											
H30	"Harte Risiken" erkennen											
H31	Erwartungen der Stakeholder											
H32	Maßnahmen zur Risikokontrolle											
H33	Unklares Analyseziel											
H34	Prüfung Datenplausibilität											
H35	Schnittstellen											
H36	Dokumentation											

Abbildung 4.8: Herausforderungen (H12-H36) mit vier bis sieben wechselwirkenden Teilaktivitäten

In der folgenden Abbildung 4.9 sind die übrigen Herausforderungen mit drei oder weniger Schnittstellen zu Teilaktivitäten aufgeschlüsselt. Ungeachtet der Anzahl an betroffenen Schnittstellen können die unten dargestellten Herausforderungen teilweise signifikante Auswirkungen auf die Nutzung von Betriebsdaten haben. Die Möglichkeit Analyseergebnisse validieren (H48) zu können ist ausschließlich in der Aktivität Durchführen von Analysen relevant, können Analyseergebnisse jedoch nicht validiert werden führt dies zu einer niedrigeren Akzeptanz (H44), unsicheren Entscheidungen (H43) und zusätzlichen Iterationen (H28).

#	Herausforderung	Validierungs- bedarf	Beschreibung Analyseobjekt	Identifikation von Daten & Tools	Auswahl von Daten & Tools	Risikobewertung	PLT anpassen	Programmierung	Ergebnisse prüfen	Entscheidung treffen	Modellanwendung optimieren	Organisation entwickeln
H37	Datenverarbeitung											
H38	Auswahl Feedbackkanal											
H39	Nachvollziehbarkeit über Gn											
H40	Datenunvereinbarkeit											
H41	Entstehung Fragestellung											
H42	Feedbackinhalt											
H43	Sichere Entscheidungen											
H44	Akzeptanz der Analyseergebnisse											
H45	Mehrwert oft nicht klar											
H46	Motivation für Feedback											
H47	Performance und Flexibilität Tool											
H48	Analysen validieren können											

Abbildung 4.9: Herausforderungen (H37-H48) mit weniger als vier wechselwirkenden Teilaktivitäten

Grundlagenarbeit

Für die *Identifikation des Validierungsbedarfs* kann über den Verlauf der Fallstudien festgestellt werden, dass sich initiale Fragestellungen stets direkt aus den Tätigkeiten der Entwickelnden ableiten. Diese entstehen in der Abarbeitung von Inkrementen und richten sich in fast allen Fällen nach der Nutzungshäufigkeit der Funktionen. Bei Fällen, in welchen umfangreiche Referenzen i.S.v. vorausgegangenen Analysen zugrunde liegen und die Randbedingungen der initialen Fragestellung detailliert beschrieben werden können, ist dies nicht zu beachten. Erst in späteren Iterationen der Analyse diversifizieren sich die Fragestellungen und werden entlang der Fragenkaskade präzisiert. Die Metaanalyse von bereits durchgeführten Fallstudien zeigt, dass die Präzisierung der Fragestellungen über die Analyseiterationen beginnend mit dem technischen System und der Systemumwelt erfolgt. Sind die Beschreibungen hierzu suffizient wird die Fragestellung mit Hilfe von Clustering und schließlich über die Betrachtung von einzelnen Kunden weiter präzisiert.

Die *Beschreibung von Analyseobjekten* wird als eine zentrale Teilaktivität zur Schaffung eines einheitlichen Verständnisses zum Gegenstand der Analyse bei allen Beteiligten im Prozess identifiziert. Die Fallstudien zeigen, dass sich durch eine frühe Beschreibung des Analyseobjekts, Iterationen vermeiden lassen. Sofern die Analyse nicht nur von einer Person, sondern von mehreren Personen durchgeführt wird, hat diese Teilaktivität besondere Bedeutung für die Vermeidung unnötiger

Iterationen zur Informationsbeschaffung und trägt wesentlich zu einem effizienten Prozessablauf bei. Fall 30 verdeutlicht diesen Effekt, da dem Auftraggeber die Notwendigkeit der ausführlichen Beschreibung bewusst waren. In diesem Fall sind trotz eines als kompliziert eingestuften Analysefalls und eines für den Analysten zuvor unbekannten technischen Systems keine Rücksprachen notwendig. Des Weiteren wird deutlich, dass die Beschreibung der Analyseobjekte, insbesondere im Aspekt der Dateninformationen für die Entwickelnden ohne gezielte Unterstützung durch eine Methode oder Experten nicht durchzuführen ist.

Die *Identifikation von Daten und Tools* ist in der operativen Durchführung eng mit der *Auswahl von Daten und Tools* verbunden. Im ersten Schritt stellt vornehmlich die Identifikation der relevanten Daten eine Hürde dar.

Dies begründet sich durch den Zusammenhang des Bedarfs einer möglichst umfangreichen Datenbank mit einer datengetriebenen Entwicklung. Demgegenüber steht das Bestreben der Organisation Standards für Datenanalysen einzuführen, um die Toollandschaft möglichst übersichtlich zu halten. Befragte im Rahmen der Experteninterviews gaben an, dass als Resultat dessen sich Aktivitäten in Verbindung mit Datenbanken, insbesondere für Anwender mit geringen Erfahrungswerten, als kompliziert heraus. Die Struktur und Art der Daten, definieren in der Folge mit welchen Tools die Daten bearbeitet werden können. So musste beispielsweise für die Fälle F1, F2 und F12 eine Schnittstelle zur Datenbank im Softwarecode programmiert werden. Simple Tools zur Visualisierung von Datensätzen sind aufgrund von begrenzten Möglichkeiten in der Handhabung von Daten in diesen Fällen nicht praktikabel.

Ausgehend von der zuvor ausgewählten Kombination von Daten und Tools ergeben sich für die Analyse unterschiedliche Risiken. Die Fallstudien haben gezeigt, dass sich die Chancen ausschließlich am Analyseziel ausrichten und lediglich über den Aspekt der Erfolgchancen differenziert, werden können. Die Erfolgchance wird im Wesentlichen in der *Risikobewertung* expliziert. Befragte Entwickelnde gaben zusätzlich an, dass eine umfangreiche Risikoanalyse negative Effekte auf den gesamtheitlichen Analyseaufwand hat. Durch eine unausgereifte organisatorische Infrastruktur und fehlende Kompetenzen der Entwickelnden bei der Bewertung und Identifikation potenzieller Risiken ist eine umfangreiche methodische Unterstützung durch Experten notwendig. Zur Optimierung der Prozesseffizienz muss folglich ein Mittelweg zwischen den Aspekten der Absicherung der Analyseergebnisse durch die Kontrolle der Risiken und dem resultierenden Aufwand zur Identifikation von Risiken gefunden werden. Die Ergebnisse der Umfrage zeigen zudem, dass sich die Risiken bei der Analyse von Betriebsdaten in harte und weiche Risiken unterteilen lassen. Harte Risiken, wie beispielsweise eklatante Missstände in der

Datenqualität, können durch eine Datenbereinigung abgeschwächt werden. Können diese nicht beherrscht werden, ist von der Fortführung der Datenanalyse abzuraten. Weiche Risiken stellen keine kategorischen Ausschlusskriterien dar. Sie müssen jedoch in der späteren Kommunikation der Ergebnisse vollumfänglich transparent gemacht werden. Typisches Risiko ist beispielsweise eine unzureichende Datenquantität, wodurch die statistische Bedeutung in Zweifel geraten kann. Speziell für den Anwendungsfall von Werkzeugmaschinen ist ein weiteres typisches Risiko die Unklarheit, ob ein im CAD/CAM programmierter Fertigungsjob tatsächlich an der Maschine ausgeführt wurde und wie häufig dieser ausgeführt wurde.

Interdisziplinäre Arbeit

Die Aktivität der *Interdisziplinären Arbeit* bildet alle Teilaktivitäten zur Nutzung und Anpassung des Problemlösungsteams ab. Keine der in Abbildung 4.5 dargestellten Fallstudien kann ohne zusätzliches Expertenwissen durchgeführt werden. In Fällen, in welchen Iterationen einen umfangreichen Wissensbeitrag und zusätzliche Fragestellungen aufgebracht haben, sind mehrere Anpassungen des PLT notwendig. Manche Fragestellungen sind so spezifisch, dass selbst Experten mehrere Tage benötigen, um die richtige Lösung, zum Beispiel in Form einer Parameterkombination, zu erarbeiten. Daraus resultieren lange Antwortzeiten und folglich eine verlängerte Gesamtdauer der Datenanalyse.

Durchführen der Analyse

Die *Programmierung* befasst sich gezielt mit der Umsetzung der zuvor identifizierten Kombination der Daten und Tools. Die Fallstudien zeigen, dass in vielen Fällen eine programmatische Herangehensweise notwendig ist. Induziert durch die Komplexität der zu untersuchenden mechatronischen Systemen stellen sich die damit verbundenen Validierungsbedarfe als komplex dar. Die Experteninterviews hier zu haben zudem gezeigt, dass speziell im Bereich der Programmierung kaum nennenswerte Kenntnisse bei Entwickelnden außerhalb der Softwareentwicklung vorhanden sind. Des Weiteren wird deutlich, dass für die Hälfte der Analysefälle keine Daten vorhanden sind, welche den Sachverhalt explizit abbilden. Demnach entsteht die Notwendigkeit zur Bildung von logischen Kombinationen von sonstigen Parametern zur bestmöglichen Abgrenzung des Analysefalls zur Grundgesamtheit. Wie unter Kapitel 4.2.3 bereits angeschnitten gibt es den Fall 1 der C-Achsendrehung keinen Parameter, der eine Aussage über die Aktivierung gibt. Hier musste der Parameter zur Winkellage der Teile in Referenz zum Maschinenrahmen mit der Winkellage in Referenz zur Palette verglichen werden. Zusätzliches Prüfkriterium war die Existenz zweier gesonderten Tabellen zur Entnahme und Sortierung.

Dieses Vorgehen erfordert ein hohes Maß an Expertenwissen. Ferner resultiert aus der in der Grundlagenarbeit beschriebenen Fragenkaskade eine Präzisierung der Fragestellungen. Es kann beobachtet werden, dass zu Beginn oft mit Tools zur reinen Visualisierung gearbeitet werden kann, jedoch in späteren Iterationen in fast allen Fällen ein programmatischer Ansatz notwendig ist.

Wie beschrieben, stellt die objektive Bewertung der Validität der Analyseergebnisse für die Anwender von Datenanalysen oftmals eine Herausforderung dar. Die Integration von Feedbackzyklen mit Experten verschiedener teilhabender Disziplinen ist daher im Schritt *Ergebnisse prüfen* unerlässlich und leistet einen Beitrag zum erfolgreichen Ablauf einer Datenanalyse. Hierunter sind beispielsweise Themen der Datenqualität / -quantität zu verstehen. Die Zuordenbarkeit zwischen Datenpunkten und die inhaltliche Konsistenz von Datenpunkten zu realen Produkten sind, vor dem Hintergrund der Belastbarkeit von Analyseergebnissen, zentrale Aspekte für Analysen. Fall 2 zeigt diesen Umstand in besonderem Maße. Hier soll die Frage beantwortet werden, wie oft die Funktion zum Niederhalten an Kombimaschinen genutzt wird. Die Datenanalyse zeigt eine Verteilung auf fünf verschiedene Maschinen. Erst in Feedbackrunden mit Experten für die jeweiligen Maschinenkonzepte zeigt sich, dass die Umsetzung der Funktion nur auf zwei der zunächst identifizierten fünf Maschinentypen realisierbar ist. Hier wird die iterative Verfeinerung der Parameterkombination deutlich. Probleme mit der Datenqualität können meist erst als solche erkannt werden, wenn auf der Grundlage dieser Daten Analysen durchgeführt werden. Je nach Neuheitsgrad der Analyse von Betriebsdaten für Entwickelnde sind daher vermehrt Datenqualitätsprobleme zu erwarten.

Für die Teilaktivität *Entscheidung treffen* wurde für eine solide Grundlage eine systematische Literaturrecherche durchgeführt. Ergebnisse dieser waren übergreifende Herausforderungen, die sich generell im Prozess der Entscheidungsfindung ergeben. Mittels der Fallstudien und den ergänzenden Interviews konnte diese weiter eingegrenzt werden. So zeigt sich, dass die bewusste Ausgestaltung der Ergebnisdarstellung anhand der Kompetenzprofile der involvierten Stakeholder einen Beitrag zu einem effizienten Entscheidungsprozess leistet. Die Analyseergebnisse werden von einer oder mehreren Personen interpretiert. Die Fallstudien zeigen, dass insbesondere fehlendes Wissen und Kompetenzen der Anwender zu erheblichen Mängeln in der Analyseinterpretation führen, wenn diese nur in geringem Maße zusätzliche Experten in die Ergebnisinterpretation involvieren. In diesen Fällen war den Entscheidern ihr persönliches Defizit hinsichtlich ihres Wissens und Kompetenzen meist nicht bewusst. Eine systematische Unterstützung der Entwickelnden bei der Entscheidungsfindung auf Basis der Analyse von Betriebsdaten ist zielführend.

Nachbereiten und Lernen

Die Teilaktivität *Modellanwendung optimieren* umfasst alle Aktivitäten rund um die Dokumentation von Analyseschritten und die Entscheidungsfindung, sowie die Dokumentation von Erfahrungen. Um Synergien über die individuelle Anwendung hinweg zu erzeugen, ist es außerdem notwendig generierte Erfahrungen zu teilen. Gegebenenfalls ist durch die so erlangten neuen Kompetenzen oder Wissensinkremente eine Anpassung der individuellen methodischen Unterstützung vorzunehmen.

Neben der Weiterentwicklung des Prozessmodells für Anwender ist die Teilaktivität *Organisation entwickeln* von hoher Bedeutung. Anhand der Fallstudien wird deutlich, dass die Nutzung von Betriebsdaten gleichzeitig als Validierung der organisatorischen Infrastruktur in Bezug auf Daten sowie der Datenqualität zu verstehen ist. Zur Sicherstellung stetig positiver Weiterentwicklung dieser Infrastruktur, eng verbunden mit den Bedarfen der Entwickelnden, muss hieraus entstandenes Wissen, über standardisiert und strukturiertes Feedback, zurück in die Organisation gelangen. Die Optimierung der infrastrukturellen Rahmenbedingungen leistet einen großen Beitrag zur Senkung der Einstiegshürde für Datenanalysen und für die Effizienz in der Durchführung von Datenanalysen. Im Rahmen der hierfür durchgeführten Workshops wurde deutlich, dass aufgrund des Neuheitsgrads des hier analysierten Vorgehens keine Prozesse zur standardisierten und strukturierten Aufnahme von Feedback bestehen. Die Potentiale zur Entwicklung der Organisation können demnach nicht systematisch genutzt werden.

4.3.3 Zwischenfazit

Für die elf identifizierten Teilaktivitäten können 48 Herausforderungen abgeleitet werden. Diese sind nachfolgend in Tabelle 4.2 nochmals aufgelistet.

Tabelle 4.2: Übersicht der Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten

H1	Einheitliches Verständnis zu Analyse, Daten und technischem System	H13	Erfahrung Anwender	H25	Unternehmensrichtlinien(-ethik)	H37	Nachvollziehbarkeit über Produktgenerationen
H2	Klare Begrifflichkeiten	H14	Datenstruktur und -inhalte verstehen	H26	Nichtlinearität des Entscheidungsprozesses	H38	Datenunvereinbarkeit
H3	Fragenkaskade	H15	Metadatendokumentation	H27	Zeitdruck	H39	Fragestellung entsteht in Entwicklungstätigkeit
H4	Unzureichendes Methodenwissen	H16	Zentrale Wissensmanagementsstruktur aufbauen	H28	Effizientere Entscheidungen treffen	H40	Schnittstellen
H5	Anwenderfreundlichkeit der Methode	H17	Data Governance/Datenschutz	H29	Datenquantität	H41	Dokumentation strukturieren & standardisieren
H6	Individuelles Wissen und Kompetenzen	H18	Datenvielfalt	H30	"Harte Risiken" erkennen	H42	Feedbackinhalt nicht ausreichend
H7	Häufigkeit der Durchführung	H19	Datenqualität	H31	Erwartungen der Stakeholder	H43	Mehrwert Doku oft nicht klar
H8	Fehlendes Expertennetzwerk der Anwender	H20	Vorangegangene Analysen nutzen	H32	Maßnahmen zur Risikokontrolle kennen	H44	Motivation zum Geben von Feedback
H9	Unvorhersehbare Probleme in der Analyse	H21	Unzureichende Programmierkenntnisse/Tooling	H33	Unklares Analyseziel	H45	Performance und Flexibilität des Analysetools
H10	Hohe Komplexität von Use Cases	H22	Empfängergerechte Ergebnisdarstellung	H34	Datenverarbeitung	H46	Sichere Entscheidungen treffen
H11	Fragestellungen selten vorherzusagen	H23	Beantwortung der Kernfrage	H35	Prüfung Datenplausibilität/Informationen prüfen	H47	Analysen validieren können
H12	Datenzugriff	H24	Gesetze, Normen, Richtlinien	H36	Auswahl des Kanals für Feedback	H48	Akzeptanz der Analyseergebnisse

Es besteht für alle Herausforderungen ein Einfluss auf mehrere Teilaktivitäten. Dies unterstreicht die Komplexität, welche durch ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung abgebildet werden muss. Die Studien zeigen, dass die zentralen Herausforderungen sich aus den Themen Zugänglichkeit zu Wissen und Kompetenzen, Schaffung eines einheitlichen Verständnisses in der interdisziplinären Zusammenarbeit, sowie Schwierigkeiten mit Daten und fehlender methodischer Unterstützung ableiten. Für die in Kapitel 4.4 folgende Ableitung von Erfolgsfaktoren werden diese Themen aufgegriffen. Insbesondere die fehlende methodische Unterstützung im Sinne von klar formulierten und standardisierten Leitlinien angepasst auf die jeweiligen organisatorischen Rahmenbedingungen birgt großes Potential. Dabei dürfen erfahrene Anwender jedoch nicht durch starre Strukturen der methodischen Unterstützung behindert werden. Unerfahrene Anwender hingegen müssen schrittweise angewiesen werden.

4.4 Erfolgsfaktoren für die Analyse von Betriebsdaten

Basierend auf den Ergebnissen vorangegangener Kapitel werden folgend die Erfolgsfaktoren als wesentliche Grundsätze für die Analyse von Betriebsdaten untersucht und ausgeführt.

4.4.1 Studiendesign

Aufbauend auf den in Kapitel 4.2 identifizierten Herausforderungen und dem diesen zugrundeliegenden Verständnis für Aktivitäten zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen wird folgend untersucht welche Erfolgsfaktoren sich für die Befähigung von Entwickelnden zur Analyse von Betriebsdaten ableiten lassen. Zur Untersuchung der Erfolgsfaktoren werden Anwendungsstudien in Form von zwei Live-Labs mit einer Laufzeit von je elf Wochen durchgeführt. Ergänzend erfolgen Einzelworkshops mit Entwickelnden aus der Forschungsumgebung. Das Studiendesign des Live-Labs ist nachfolgend in Abbildung 4.10 visualisiert.

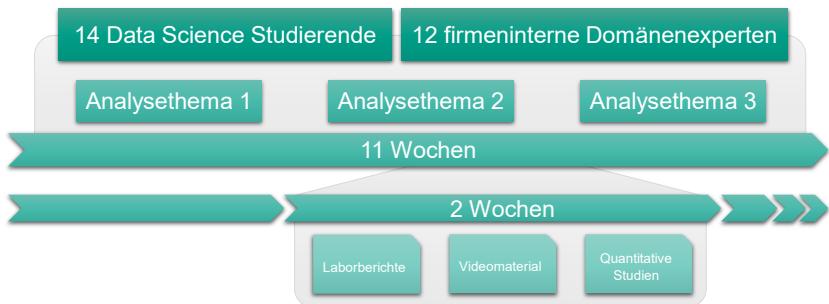


Abbildung 4.10: Studiendesign der Live-Labs zur Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Analyse von Betriebsdaten

Die zwei Live-Labs sind ähnlich aufgebaut und unterscheiden sich lediglich durch die Anzahl an Teilnehmenden, wobei im zweiten Umlauf zwei Personen weniger teilgenommen haben. Es handelt sich in den zwei Live-Labs um verschiedene Studierende. Beide Gruppen hatten vor den Studien keine Erfahrung mit dem Prozessmodell gesammelt. Die Data Science Studierenden bringen umfangreiches Wissen im Bereich der Datenanalyse mit, jedoch fehlt ihnen das Wissen zu mechatronischen Systemen. Aus diesem Grund wird mit den Einzelworkshops eine Gruppe untersucht, deren Kompetenzprofil sich durch ein umfangreiches Wissen zu mechatronischen Systemen auszeichnet. Entwickelnden fehlt jedoch das Wissen und die Grundlagen zur Durchführung von Datenanalysen. In den ganztägigen

Einzelworkshops lernen Entwickelnde am Vormittag das Prozessmodell und die dazugehörigen Methoden und Tools. Am Nachmittag wird dann in Begleitung von Experten eine Datenanalyse durchgeführt. Das Ziel der Datenanalyse bestimmen die Teilnehmenden selbst.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Analysen sind im Rahmen der Publikation der folgenden Publikationen veröffentlicht worden: Hünemeyer et al. (2023); Wagenmann, Bursac, Rapp und Albers (2022a); Wagenmann, Krause, Rapp, Albers et al. (2022); Wagenmann, Krause, Rapp, Hünemeyer et al. (2022). Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen der vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeiten von Kleindienst (2023) und Krause (2022) erbracht³.

4.4.2 Ergebnisse der Anwendungsstudien

Die Identifikation von Erfolgsfaktoren für die Analyse von Betriebsdaten aus den Referenzsystemelementen erfolgt auf Basis beschriebener Aktivitäten, Herausforderungen und den Forschungsergebnissen der in Kapitel 4.4.1 dargelegten Studien. Durch die Live-Labs konnte festgestellt werden, dass sich in der Anwendung des Prozessmodells in der Zusammenarbeit in Teams weitere Effekte durch das Zusammenwirken verschiedener Herausforderungen ergeben. In der Konsequenz können für den Prozess der Analyse von Betriebsdaten folgenden Erfolgsfaktoren identifiziert werden: *Kombination von Domänenwissen, Verortung in der Organisation, Akzeptanz und Organisatorische Infrastruktur*.

Kombination von Domänenwissen und -kompetenz

Für die Analyse von Betriebsdaten ist die Kombinationen von Wissen und Kompetenzen der folgenden drei Domänen erforderlich:

- Wissen zum technischen System
- Kompetenz zur Durchführung von Analysen
- Wissen über Datenstrukturen und Datenherkunft

Die Anwendungsstudie in der Forschungsumgebung, sowie die Fallstudien, haben gezeigt, dass Entwickelnde zwar fundiertes Wissen zum technischen System

³ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeiten

haben, jedoch nur selten die Kompetenz zur Durchführung von Datenanalysen und Wissen über die Daten. Für sie ist es nicht möglich Betriebsdaten ohne umfangreiche Unterstützung zu nutzen. Dem entgegen haben die Live-Labs mit Data Scientist gezeigt, dass allein die Kompetenz zur Durchführung von Datenanalysen und das Vermögen Datenstrukturen und deren Herkunft schnell zu verstehen nicht zur erfolgreichen Validierung von Zielsystemelementen führt. Fehlt dem Anwender das Wissen zum technischen System können die Daten nicht korrekt interpretiert werden. Die in Kapitel 4.2.3 beschriebene Fragenkaskade zur iterativen Annäherung an notwendige Wissensinkremente zur Beantwortung der Kernfrage kann ohne das Wissen zum technischen System nicht entstehen. Aufgrund der hohen Komplexität der technischen Systeme ist das Wissen hierzu nur schwer zugänglich und muss über eine Erweiterung im PLT mit Experten realisiert werden. Wie in Bezug auf die interdisziplinäre Arbeit (vgl. Kapitel 4.2.2) beschrieben erzeugt jede Anpassung des PLT eine notwendige, aber effizienzsenkende Iteration. Zielführend ist folglich eine Herangehensweise, in welcher Entwickelnde als Experten des technischen Systems in den Bereichen der Durchführung von Analysen und Wissen zu den Daten methodisch oder durch eine PLT-Erweiterung unterstützt werden. Aus unternehmerischer Sicht ist es erstrebenswert Entwickelnde so zu befähigen, dass einfache Datenanalysen im Alleingang durchführt werden können. Die Realität zeigt jedoch, dass ein PLT mit Größe eins oft nicht der effizienteste Weg der Problemlösung ist. Entwickelnde müssen zu Beginn eines jeden Problemlösungsprozesses überlegen, welche Kompetenzen benötigt werden und anhand dessen das PLT kontinuierlich anpassen. Aspekte der Ergebnisvalidierung müssen entsprechend obigen Ausführungen beachtet werden. Für die beschriebene Herangehensweise ist, vor allem bei niederen Reifegraden der datenseitigen Infrastruktur, die Erweiterung des PLT zu favorisieren. So lassen sich die Prinzipien der PGE/SGE (vgl. Kapitel 2.2.1) bei der Entwicklung von Software für die Maschinensteuerung beobachten. Sie ist eine wesentliche Quelle für die Akquise von Betriebsdaten. Jedoch werden viele Teile dieser Software seit einigen Produktgenerationen übernommen. Dies führt zu dem Problem, dass viele Parameter-Werte-Paare nicht eindeutig benannt oder dokumentiert sind. Die Nachvollziehbarkeit dieser Informationen ist folglich sogar für Experten eine große Hürde.

Verortung in der Organisation

Grundsätzlich kann zwischen einem zentralisierten und einem dezentralisierten Ansatz zur Unterstützung der Durchführung von Datenanalysen in der Aufbaustruktur unterschieden werden. Beide Ansätze können in ihren Grundzügen in den Studien beobachtet werden. Werden Analysen als Dienstleistungen in der Organisation über zentralisierte Teams oder Abteilungen angeboten, vermindert

sich das Hemmnis von Entwickelnden sich mit dieser neuen Art der Arbeitsweise auseinanderzusetzen. Dieser Ansatz birgt jedoch die Schwierigkeit die zuvor beschriebene Nähe zwischen technischem System, Kompetenzen zur Durchführung von Datenanalysen und dem Wissen zu den Daten zu erzeugen. Resultate einer Zentralisierung von Analysekompetenzen und dem dazugehörigen Datenwissen sind zum einen die hohen Abstimmungsaufwände zwischen den Disziplinen und zum anderen die Einschränkung der Entwicklung von Kompetenzen der Entwickelnden in diesem Bereich. Hohe Abstimmungsaufwände führen weiter zu Unzufriedenheit und Frustration. Hierdurch wird die Akzeptanz für den generellen Ansatz zur Analyse von Betriebsdaten für Zwecke der Validierung von Zielsystemelementen verringert.

Die Dezentralisierung von Analysekompetenzen und dem dazugehörigen Datenwissen wirkt diesem Effekt entgegen. Durch die Verortung der Analysekompetenz in den Entwicklungsteams sind beispielsweise Kommunikationswege kürzer und Kollaboration einfacher zu realisieren. Zudem wird ein kontinuierliches Sammeln an Erfahrung zu den Analysen von Betriebsdaten bei allen Prozessbeteiligten gefördert, da diese direkt als Teilnehmende in den Prozess integriert werden können. Die Schwierigkeit hierbei liegt in der Gestaltung der notwendigen Organisationsarchitektur, um dieses Wissen und Kompetenzen in die Entwicklungsteams zu bringen.

Akzeptanz

Wie bereits erwähnt nimmt die Schaffung von Akzeptanz einen besonderen Stellenwert ein und gilt daher als weiterer Erfolgsfaktor. Diese umfasst sowohl Aspekte der Akzeptanz von Analyseergebnissen als auch Aspekte der Annahme neuer Methoden und Arbeitsweisen. Die durchgeführten Studien zeigen, dass Entwickelnde aktuell mehr Vertrauen in anekdotische Aussagen als in die Analysen von Betriebsdaten setzen. Viele Jahre wurden auf Basis von anekdotischen Aussagen erfolgreich Produkte entwickelt und Innovationen hervorgebracht. Für Entwickelnde scheint die Vorgehensweise bewährt und akzeptiert zu sein.

Die Analyse von Betriebsdaten kann hingegen technisch auf ihre Validität untersucht werden. Potenzielle Fehler sind daher präsenter, jedoch ohne Fachwissen nur schwer greifbar und resultieren damit in größerer Unsicherheit. Ergebnis hiervon ist ein mangelndes Vertrauen in die Ergebnisse von Datenanalysen, getrieben aus der Befürchtung mögliche Fehlereinflüsse nicht korrekt deuten und somit Analyseergebnisse unzureichend interpretieren zu können. Im Extremfall manifestiert sich das oben beschriebene Akzeptanzproblem in einer kategorischen Ablehnung jeglicher Datenanalysen. Es kann beobachtet

werden, dass die Entwickelnden mit zunehmendem Wissen über den Hintergrund der Datenherkunft tendenziell mehr Vertrauen haben.

Organisatorische Infrastruktur

Abschließend ist die organisatorische Infrastruktur als Erfolgsfaktor zu nennen. Diese bietet Entwickelnden, die Betriebsdaten für die Validierung von Zielsystemelementen (ZSE) nutzen wollen den notwendigen Rahmen. Die Rahmenbedingungen, welche in Kapitel 2.3.1 ausführlich beschrieben sind, definieren im Wesentlichen, welche Kompetenzen und welches Wissen notwendig sind, um Betriebsdaten zu analysieren. Die organisatorische Infrastruktur kann die Hürde zum Einstieg für Entwickelnde so weit minimieren, dass lediglich ein Mindestumfang an Grundlagenwissen zu Daten und deren Analyse notwendig ist. Entsprechend kann eine unzureichende organisatorische Infrastruktur die Analyse von Betriebsdaten gänzlich verhindern, beispielsweise durch ausbleibende Datenbereitstellung, schlechte Datenqualität oder fehlende rechtliche Regelungen. Ein Schlüsselaspekt im Design eines Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von ZSE muss folglich die kontinuierliche Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur sein.

4.4.3 Zwischenfazit

Die vier identifizierten Erfolgsfaktoren: *Kombination von Domänenwissen und -kompetenz, Verortung in der Organisation, Akzeptanz und organisatorische Infrastruktur* stehen in engem Zusammenhang mit den beschriebenen Aktivitäten und deren Herausforderungen. Die Kombination von Domänenwissen und die organisatorische Infrastruktur haben bedeutende Auswirkungen auf die erfolgreiche Nutzung von Betriebsdaten zur Validierung von ZSE. Werden diese Aspekte nicht beachtet müssen negative Auswirkungen erwartet werden. Die Verortung in der Organisation und die Akzeptanz sind ebenfalls von Relevanz. Sollten diese Aspekte nicht beachtet werden, wird die Nutzung von Betriebsdaten zur Validierung von ZSE erschwert. Diese stellen jedoch keine harten Ausschlusskriterien dar. Die Integration der Erfolgsfaktoren in ein Prozessmodell zur datengetriebenen Validierung von ZSE ist folglich zielführend, um die erfolgreiche Nutzung von Betriebsdaten sicherzustellen.

In der Fallstudie 1 zur C-Achsendrehung war es eine große Herausforderung die richtigen Experten für die Erweiterung des PLT zu finden. Oftmals war zur Problemlösung zudem implizites Wissen notwendig. Die effiziente Anpassung des PLT ist demnach ein Schlüsselemente für die datengetriebene Zielsystemvalidierung. Weiter gab es große Widerstände aus anderen Teams, die

die Analyseergebnisse nicht akzeptierten. Ein nicht unerheblicher Teil der Aufwände in der Analyse floss dadurch in die Schaffung von Kontext für die Analyseergebnisse, um die Belastbarkeit nachzuweisen. So wurde beispielsweise standardmäßig ein Disclaimer in die Ergebnisunterlagen eingefügt, der jegliche Rahmenbedingungen der Datenanalyse transparent macht. Für die C-Achsendrehung wurden hier beispielsweise die oben beschriebene verknüpfte Logik erklärt und welche Daten dafür verwendet wurden.

4.5 Fazit zu der Analyse von Betriebsdaten

Die Deskriptive Studie I wird mit dem Ziel durchgeführt, den Prozess zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen hinsichtlich der Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren zu untersuchen. Hierzu werden folgende Teilfragen beantwortet:

- 1.1 Welche Aktivitäten werden bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur Zielsystemvalidierung durchgeführt?
- 2.1 Welche Herausforderungen bestehen bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur Zielsystemvalidierung?
- 3.1 Welche Erfolgsfaktoren muss eine methodische Unterstützung von Entwickelnden zur Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen integrieren?

Der Zusammenhang der in Kapitel 1 erbrachten Studienergebnisse ist entsprechend den drei Unterkapiteln in folgender Abbildung 4.11 dargestellt. Die in Kapitel 4.2.2 identifizierten Aktivitäten und Teilaktivitäten sind gemäß der Logik aus Kapitel 4.3.2 zugeordnet. Die in Kapitel 4.4.2 diskutierten Erfolgsfaktoren stehen dabei nicht in spezifischer Wechselwirkung mit den dargestellten Herausforderungen.

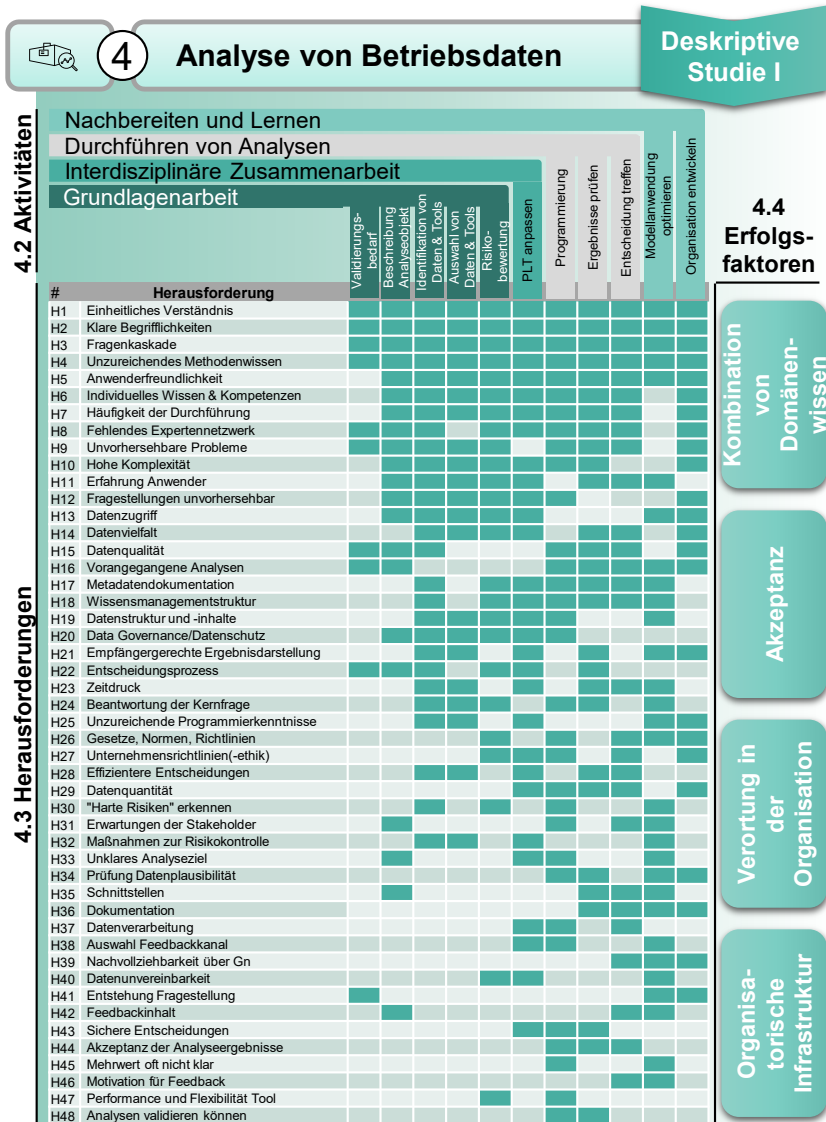


Abbildung 4.11: Ergebnisse der Deskriptiven Studie I - Zuordnung von Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten

Die erste Studie zeigt, dass die Analyse von Betriebsdaten aktuell mit erheblichem zeitlichem Aufwand verbunden ist. Im arithmetischen Mittel muss eine Analysedauer von circa drei Wochen eingeplant werden. Gleichzeitig wird deutlich, dass die Nachfrage nach Datenanalysen als hoch einzuschätzen ist. Komplexe Fragestellung in Entwicklungstätigkeiten können somit beantwortet werden. Von den Aktivitäten der Analyse von Betriebsdaten entfallen durchschnittlich 40% des Aufwands auf die Grundlagenarbeit und 24% auf die Interdisziplinäre Arbeit. Hier besteht großes Potential in der Aufwandsreduktion durch eine gezielte methodische Unterstützung dieser Aktivitäten.

Die Erkenntnisse aus den Fallstudien können vertiefend in der zweiten Studie bestätigt und ergänzt werden. Es kann gezeigt werden, dass 48 der identifizierten Herausforderungen sich, auf mindestens zwei Teilaktivitäten beziehen. Damit wird das Argument zum Bedarf einer spezifischen methodischen Unterstützung zur Befähigung von Entwickelnden zur Analyse von Betriebsdaten zusätzlich bestärkt. Hervorzuheben ist der Aspekt, dass erfahrene Anwender nicht durch starre Strukturen in der methodischen Unterstützung behindert werden dürfen. Hingegen müssen unerfahrene Anwender in den einzelnen Schritten konkret angeleitet werden.

Die in der dritten Studie durchgeführten Anwendungsstudien in Form von Live-Labs und der Workshops zur Anwendung des Prozessmodells in der Forschungsumgebung stützen zuvor abgeleitete Erkenntnisse. Es zeigt sich, dass die Kombination von Domänenwissen und -kompetenzen ein zentraler Aspekt für die datengetriebene Zielsystemvalidierung ist. Die reine Kompetenz zur Durchführung von Datenanalysen und das Wissen zu den Daten führen nur in seltenen Fällen zum Erfolg. Für die korrekte Interpretation der Ergebnisse ist ergänzend ein tiefgründiges Wissen zum untersuchten technischen System notwendig.

Die Deskriptive Studie I zeigt demnach, dass die datengetriebene Validierung von Zielsystemelementen als komplexer Prozess mit diversen Schnittstellen zur organisatorischen Infrastruktur und gegenseitigen Abhängigkeiten von Aktivitäten ist. Entwickelnde müssen befähigt und gleichzeitig die Hürden zur Analyse von Betriebsdaten kontinuierlich gesenkt werden. Zu diesem Zweck wird im nachfolgenden Kapitel 4 ein Ansatz zum Umgang mit den in Kapitel 1 identifizierten Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren vorgestellt.

5 Entwicklung eines Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Im folgenden Kapitel wird in der Präskriptiven Studie die zweite Forschungsfrage beantwortet:

2. Wie muss ein Prozessmodell sowie dazugehörige Methoden und Tools zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gestaltet sein, um Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen methodisch zu unterstützen?

Ziel des Kapitels ist die Entwicklung eines Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung mittels der Analyse von Betriebsdaten von Referenzsystemelementen. Die zuvor identifizierten Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren geben den inhaltlichen und prozessualen Rahmen für das Design des Prozessmodells vor. Des Weiteren muss ein iteratives Vorgehen unterstützt werden, da aufkommende Fragen nicht vorherzusehen sind und sich demnach im Prozess der Datenanalyse eine Fragenkaskade abbildet. Die *KaSPro* – *Karlsruher Schule für Produktentwicklung* liefert mit der SPALTEN-Methode hierfür eine ideale Grundlage. Diese kann auf Basis, der in der Deskriptiven Studie I erbrachten Ergebnisse für den Zweck der Analyse von Betriebsdaten weiterentwickelt werden. Hierzu werden nachfolgende Teilfragen beantwortet:

- 2.1 Wie kann ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gestaltet sein, um Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen methodisch zu unterstützen?
- 2.2 Wie müssen Methoden und Tools sein, um das Prozessmodell methodisch zu unterstützen?

Im Folgenden werden anhand einer Übersicht des Prozessmodells die zentralen Aktivitäten erläutert. Anschließend werden die einzelnen Methoden und Tools, welche im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit entwickelt wurden, diskutiert.

5.1 Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

In diesem Kapitel wird eine Übersicht über das Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gegeben und die einzelnen Elemente des Prozessmodells beschrieben. Zunächst wird das Prozessmodell auf Gesamtmodellebene erläutert. Anschließend werden die Aktivitäten des Prozessmodells erläutert, sowie deren Schnittstellen, Inputs und Outputs beschrieben.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte sind im Rahmen der Publikation Wagenmann, Krause, Rapp, Hünemeyer et al. (2022) und Wagenmann, Krause, Rapp, Albers et al. (2022) veröffentlicht worden. Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Kleindienst (2023); Krause (2022)¹ durchgeführt.

5.1.1 Übersicht des Prozessmodells

Die charakterisierenden Eigenschaften und Aktivitäten der SPALTEN-Methode, sowie des Prozessmodells CRISP-DM dienen als Basis für das Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung. Das entwickelte Prozessmodell ist in Abbildung 5.1 dargestellt.

¹ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeiten

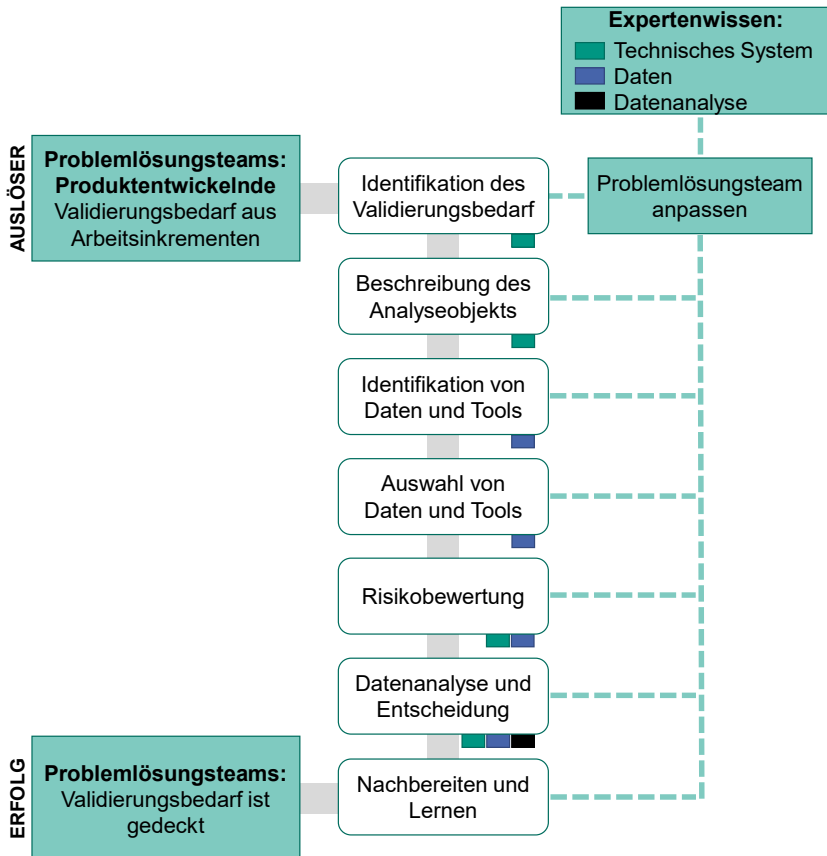


Abbildung 5.1: Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Gemäß den Erkenntnissen zur Grundlagenerarbeitung aus Kapitel 4.2.3 entstehen Fragestellungen direkt aus der Entwicklungstätigkeit in den Projekten heraus. Diese Fragestellungen begründen den Validierungsbedarf und können mit diesem näher erläutert werden. Der Prozess wird durch die Identifikation des Validierungsbedarfs bei den Entwickelnden initiiert.

Da die Fragestellung in den Entwicklungsaktivitäten der einzelnen Entwickelnden entsteht, beginnt die erste Iteration des Prozessdurchlaufs mit einem PLT der Größe $n=1$. Folgende Iterationen können mit einem PLT größer eins beginnen, da sich das PLT in der ersten Iteration gegebenenfalls erweitert. In dem darauffolgenden Schritt

wird das Analyseobjekt beschrieben. Dort werden Aspekte zum technischen System, den Daten und weitere allgemeine Informationen erfasst. Vertiefend wird das Template zu seinem Inhalt und seiner Struktur in Kapitel 5.2.1 diskutiert. Auf Basis dieser Informationen kann mit der Daten- und Toolidentifikation begonnen werden. Die Suche nach Daten zu einem früheren Zeitpunkt, als nach der ersten Beschreibung des Analyseobjekts ist nicht zielführend. Aufgrund der Menge verfügbarer Daten und deren Diversität ist die Suche nach Daten ohne vorherige Eingrenzung ineffizient. Folglich wird in der Identifikation des Validierungsbedarfs keine Teilaktivität bezüglich der Daten vorgeschlagen. Ab der zweiten Iteration liegt bei der Identifikation des Validierungsbedarfs ein Verständnis für potenzielle Analysedaten vor. Die Verknüpfung des Validierungsbedarfs mit dafür notwendigen Daten entsteht demnach über Iterationen. Sind die Daten und Tools identifiziert kann eine Kombination dieser ausgewählt werden. Insbesondere für komplexe Fragestellungen sind meist nur wenige Kombinationen von Daten und Tools zur Datenanalyse möglich. Aufgrund des geringen Umfangs an Möglichkeiten richtet sich die Auswahl der Kombinationen an Daten und Tools grundlegend nach der Bewertung der generellen Machbarkeit. Dies geschieht implizit. Des Weiteren wird geprüft, welche Risiken mit der ausgewählten Daten- und Tool-Kombination einhergehen. Dabei wird vornehmlich auf Risiken der gewählten Kombination geprüft, die der generellen Machbarkeit widersprechen. Übrige Risiken werden vermerkt und für die spätere Ergebnisinterpretation in einem Disclaimer dokumentiert. Nun kann die Analyse anhand der zuvor definierten Analyseziele, Daten und Tools durchgeführt werden. Die Ergebnisse werden anschließend geprüft und bei positiver Bewertung der Ergebnisgüte als Diskussionsgrundlage verwendet. Wichtig ist an dieser Stelle, dass die Ergebnisse der Datenanalysen lediglich als Diskussionsgrundlagen verwendet werden sollten. Erst durch die Interpretation der dargestellten Informationen der Datenanalyse durch Experten des technischen Systems kann neues Wissen abgeleitet werden. Hierdurch wird die Wissensbasis erweitert (vgl. Kapitel 2.3.3). Abhängig vom untersuchten technischen System ist eine Erweiterung des PLT mit Experten des technischen Systems aus verschiedenen Disziplinen notwendig. Der Prozess endet mit der finalen Beantwortung der Kernfrage und der Aktivität Nachbereiten und Lernen. Wie bereits erläutert muss zur tatsächlichen Beantwortung der Kernfrage, und aller dafür notwendiger Fragen zur Kontextualisierung, eine Fragekaskade durchlaufen werden. Diese wird über Iterationen ermöglicht. Die Anpassung des PLTs wird sowohl über Iterationen als auch in den einzelnen Aktivitäten ermöglicht und ist in Abbildung 5.1 ebenfalls dargestellt. Die farblichen Markierungen zeigen dabei Vorschläge für die Anpassung des PLT ausgehend von den in den Fallstudien beobachteten Abläufen.

5.1.2 Aktivitäten des Prozessmodells

Die zuvor beschriebenen Aktivitäten des Prozessmodells werden in folgendem Kapitel aufgegriffen und vertiefend erläutert.

Identifikation des Validierungsbedarfs

Die Identifikation des Validierungsbedarfs entspricht in den Grundzügen der Situationsanalyse in der SPALTEN-Methode. Es ist zu beachten, dass die erste Iteration nur selten umfangreiche Analyse der Daten zulässt. Aufgrund der Charakteristika von Big Data ist eine gründliche Untersuchung auf potenziell analysierbare Daten in der ersten Iteration mit hohem Aufwand verbunden. Um Ineffizienzen zu vermeiden, kann an dieser Stelle mit Annahmen gearbeitet werden oder Referenzen genutzt werden, falls diese bspw. aus früheren Analysen vorhanden sind. Ab der zweiten Iteration kann auf die Erkenntnisse aus erster Iteration zurückgegriffen werden. Unter Verwendung der so entstehenden Referenzen kann der Validierungsbedarf spezifiziert werden.

Ziel des Schrittes ist die Klärung der Kernfrage. Diese begründet den Validierungsbedarf und kann über Iterationen weiterentwickelt werden. Input zu diesem Schritt ist demnach ein Problem in der Tätigkeit von Entwickelnden, die in Bezug zur Ausgestaltung von ZSE steht. Dabei wird Wissen über aktuelle Schwierigkeiten in Bezug auf das Entwicklungsziel und mögliche Ursachen gesammelt und in eine dokumentierte Kernfrage übersetzt.

Hervorzuheben ist der Aspekt der Identifikation des Validierungsbedarfs und die daraus folgenden Zusammenhänge. Durch den Umstand, dass sich die Fragestellungen aus Entwicklungsprojekten heraus ergeben, stellt sich die Frage nach der Notwendigkeit einer systematischen Erhebung von Validierungsbedarfen. Die Ergebnisse der Deskriptiven Studie I zeigen deutlich, dass eine systematische Erhebung von Validierungsbedarfen nicht zielführend ist. Ein solches Vorgehen würde die Schaffung eines Backlog für Analyseaufgaben erfordern und somit eine Priorisierung der dort erfassten Inkremente. Eine separate Priorisierung von systematisch erhobenen Validierungsbedarfen ist nicht sinnstiftend, wenn sie nicht kongruent zur Priorisierung anderer Entwicklungsaufgaben stattfindet. Des Weiteren sind Fragen, die über den Verlauf von Entwicklungsaktivitäten aufkommen nur schwer vorherzusagen. Dies bestärkt die Annahme, dass das Prozessmodell die datengetriebene Zielsystemvalidierung bei spontan aufkommenden Fragestellungen unterstützt.

Darüber hinaus ist die Besonderheit der resultierenden Fragenkaskade hervorzuheben. Abbildung 5.2 zeigt die Fragenkaskade. Das präsentierte Verhaltensmodell zeigt den Ablauf von Datenanalysen zum Zwecke der Validierung von ZSE. Beginnend mit der Kernfrage zum Analyseobjekt sind in der Folge vorrangig Fragen zum technischen System zu beobachten. Wird dieses ausreichend verstanden folgen Fragen, über die Systemgrenzen hinaus. Fragen zur Systemwelt können im Clustering und der Einzelfallbetrachtung spezifiziert werden (Wagenmann, Kubin et al., 2024).

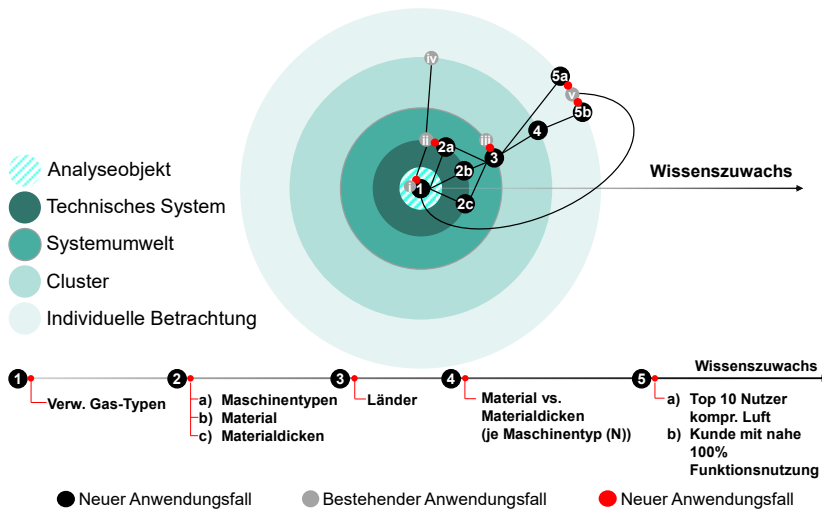


Abbildung 5.2: Modellierung der Fragenkaskade in der datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Die Grenzen zwischen den beschriebenen Dimensionen sind fließend. Die Ausbreitung des Fragebaums erfolgt durch den Wissenszuwachs über die Iterationen hinweg, sowohl horizontal wie auch vertikal. Das Prinzip ist in Abbildung 5.3 abgebildet.

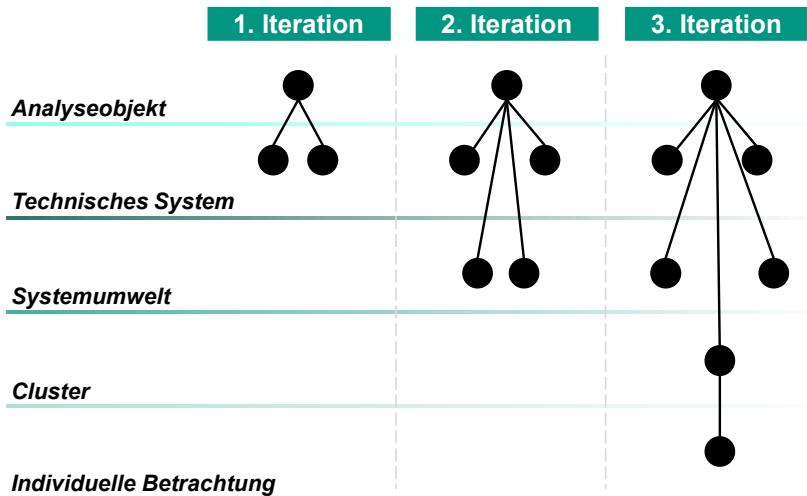


Abbildung 5.3: Iterationen im Durchlaufen der Fragenkaskade bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Beschreibung des Analyseobjekts

Die Beschreibung des Analyseobjekts stellt die zweite Aktivität der Problemeingrenzung in der SPALTEN-Methode dar und spezifiziert den zuvor beschriebenen Validierungsbedarf. Die Aktivität leistet somit einen Beitrag zur Eingrenzung der Analyseaufwände früh im Prozess. Je präziser diese durchgeführt werden kann, desto wahrscheinlicher ist die Identifikation relevanter Daten. Des Weiteren wird durch die frühe Eingrenzung der Analyseaufwände die Optimierung der Kernfrage erleichtert.

Aus dem übergeordneten Ziel, Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von ZSE zu unterstützen, resultiert die Anforderung der effizienten Gestaltung der Aktivität. Hierzu muss Entwickelnden der Zugang zu notwendigen Informationen erleichtert werden. Darunter sind Punkte wie die Bekanntheit von Experten, Ablageorte von Informationen und beschreibende Metadaten zu nennen. Die hier beschriebene Aktivität wird durch ein Template (Kapitel 5.2.1) unterstützt.

Das Template umfasst allgemeine Informationen, sowie Informationen zum technischen System und den Daten. Die dort beschriebenen Metadaten

ermöglichen es den Entwickelnden bei späterer Betrachtung der Datenanalysen nachzuvollziehen, welche Fragestellungen beantwortet wurden und wie die Analyse technisch abgelaufen ist. Die Templates werden zusammen mit den Analyseergebnissen und korrespondierenden Anforderungen in einem Projektmanagementtool abgelegt. Mit diesem Vorgehen wird die Nachverfolgbarkeit und Transparenz der Datenanalysen über Produktgenerationen hinweg sichergestellt.

Ergänzend zur Schaffung von Nachvollziehbarkeit und Transparenz ermöglicht das Template einen direkten Zugang zu Wissen. Für die vordefinierten Inhalte des Templates werden Links zur Verfügung gestellt, welche auf ein frei zugängliches Unternehmenswiki führen. Dieses bildet das Rückgrat des Templates und vermeidet hohe Aufwände bei der Suche nach Experten oder Informationen. Das Unternehmenswiki dient somit als eine einheitliche Wissensbasis und hat das Potential bestehende Wissenssilos aufzubrechen.

Der Output der Aktivität ist neben den beschriebenen Effekten ein einheitliches Verständnis aller Stakeholder zum Analyseobjekt. Dieses Verständnis kann sich über den Verlauf der Datenanalyse verändern und wird entsprechend im Template angepasst. In der ersten Iteration kann beispielsweise der Fall eintreten, dass im Template geforderte Informationen zu den Daten noch nicht vorliegen. Nach der Identifikation können diese jedoch nachgetragen werden. Die Inhalte des Templates können so über die Iterationen weiterentwickelt und präzisiert werden.

Identifikation von Daten und Tools

Die Identifikation von Daten und Tools entspricht der Aktivität Alternative Lösungen in der SPALTEN-Methode. Ziel hierbei ist es Entwickelnden abhängig von ihren persönlichen Kompetenzen und Wissen methodisch zur Identifikation von Daten und Tools zu befähigen. Grundlage für die Suche nach Daten und Tools sind die zuvor definierten Inhalte im Template. Je präziser die Beschreibung, desto effizienter kann die Suche gestaltet werden. Die Aktivität zur Identifikation von Daten und Tools hängt eng mit der folgenden Auswahl von Daten und Tools zusammen. Die Identifikation von Daten und Tools wird durch ein speziell hierfür entwickeltes Prozessmodell (vgl. Kapitel 5.2.3) und die Zuordnung von Entwickelnden zu Personas realisiert (vgl. Kapitel 5.2.2). Entwickelnde ordnen sich zu Beginn einer Persona abhängig von ihrem Kompetenzprofil zu. So kann die methodische Unterstützung durch das Prozessmodell für die individuellen Bedürfnissen optimiert werden. Das Prozessmodell leitet Entwickelnde dann systematisch an und stellt sicher, dass keine essenziellen Schritte vergessen werden. Ähnlich wie in vorheriger

Aktivität werden hier Anleitungen, Links zu Ablagen, Best Practices und sonstige ergänzende Informationen mitgegeben.

In der Anwendung des Prozessmodells fällt es Entwickelnden schwer die Schritte der Identifikation von Daten und Tools und deren Auswahl klar zu trennen. Dies beruht auf dem Umstand, dass die organisatorischen Infrastrukturen zur Nutzung von Betriebsdaten nur wenige Lösungsalternativen zulassen. Zwar gelten die Bestrebungen für Betriebsdaten ein möglichst umfassendes und diverses Angebot vorzuhalten, jedoch müssen gleichermaßen Redundanzen vermieden werden. Hinzu kommt, dass Prozesse zur Datenintegration und -akquisition noch wenig erprobt und daher in Teilen ineffizient sind. Resultat ist, eine geringe Geschwindigkeit im Anwachsen der Datenbank. Für die Toollandschaft sind diese Bestrebungen nicht festzustellen. Zielführend ist eine möglichst schlanke Toollandschaft mit einem hohen Grad an Standardisierung. Einerseits müssen möglichst viele mit den Tools umgehen können (Bsp.: MS PowerBI), andererseits müssen spezielle Lösungen durch Experten befähigt werden (Bsp.: Python Skripte).

Auswahl von Daten und Tools

Die Auswahl von Daten und Tools entspricht der Aktivität Lösungsauswahl in der SPALTEN-Methode. Ziel ist die Auswahl einer Kombination an Daten und Tools auf Basis der zuvor identifizierten Lösungsalternativen. Die Umsetzung der methodischen Unterstützung ist für diese Aktivität im zuvor beschriebenen Prozessmodell realisiert (vgl. Kapitel 5.2.3). Ein solches Vorgehen bietet sich durch die Ähnlichkeit der Aktivitäten in der Arbeit mit den Datenbanken an. Die Auswahl des Tools ist abhängig von den ausgewählten Daten. Aufgrund von unterschiedlichen Datenstrukturen, Datenqualität und Datenquantität können gegebenenfalls Tools ausgeschlossen werden. Da sich wie bereits beschrieben auch für die Daten in aktuellen Entwicklungsumgebungen zumeist nur ein geringer Umfang an datenseitigen Lösungsalternativen auffinden lässt, vereinfacht sich die Toolauswahl weiter. Die Auswahl der Kombination von Daten und Tools richtet sich folglich primär nach dem Aspekt der Machbarkeit und sekundär nach der Qualität der Ergebnisse. Diese wird in der folgenden Risikobewertung untersucht und Mängel werden für alle Beteiligten verständlich dokumentiert. Ergebnis der Auswahl von Daten und Tools ist die Grundlage für die folgende Datenanalyse. Werden in der finalen Ergebnisvalidierung in späteren Schritten Fehler aufgedeckt, bedarf es zumeist an Anpassungen in der Daten- und Toolauswahl. Diese werden zudem im Template dokumentiert.

Risikobewertung

Die Risikobewertung im hier vorgestellten Prozessmodell entspricht der Tragweitenanalyse in der SPALTEN-Methode. Die Risikobewertung fokussiert sich ausschließlich auf die Aufdeckung von potenziellen Risiken, nicht auf Chancen. Ziel der Aktivität ist es folglich Risiken, die eine Durchführung der Datenanalyse mit hoher Wahrscheinlichkeit verhindern zu identifizieren. Die Chance ist verkörpert in der Erfüllung des Validierungsbedarfs und ist mit der Machbarkeit der Analyse verknüpft.

Zur Bewertung der möglichen Risiken in Bezug auf das angestrebte Analyseziel muss das Kompetenzprofil des Entwickelnden und der Reifegrade der Organisation, beispielsweise hinsichtlich Datenqualität oder -bereitstellung, betrachtet werden. Eine umfassende Risikoanalyse hat hohe Prozesszeiten als Konsequenz. Daher wird als praktikabler Lösungsansatz die Untersuchung auf kritische Risiken und unkritische Risiken in Bezug auf die Machbarkeit der Datenanalyse vorgeschlagen. Kritische Risiken ergeben sich aus hoher Eintrittswahrscheinlichkeit gepaart mit starken negativen Auswirkungen. Abhängig von dem jeweiligen Kompetenzprofil der Entwickelnden und dem Reifegrad der Organisation, können beispielsweise Risiken zur Datenqualität durch eine umfängliche Datenvorverarbeitung minimiert werden. Entwickelnde können den Risiken dabei durch eigene Maßnahmen oder durch eine Anpassung im PLT entgegenwirken. Unkritische Risiken für die Machbarkeit müssen trotzdem analysiert werden. Sie werden den Beteiligten in der späteren Entscheidungsfindung zu den Analyseergebnissen in Form eines Disclaimers gereicht. Hierdurch kann die Güte der Analyseergebnisqualität abgeschätzt werden.

Der Disclaimer erfüllt dabei die Funktion der Akzeptanzsteigerung durch die Schaffung von Transparenz zu den Hintergründen der Datenanalysen und der Datenherkunft. Die Inhalte der Disclaimer ergeben sich aus der gewählten Daten- und Toolkombination. Viele der bereits in früheren Analysen identifizierten Risiken können als Referenz dienen. Bei ähnlichen Kombinationen an Daten und Tools von früheren und aktuellen Analysen werden somit Steigerungen in der Prozesseffizienz ermöglicht.

Datenanalyse und Entscheiden

Die Aktivität Datenanalyse und Entscheiden entspricht in der SPALTEN-Methode der Aktivität Entscheiden und Durchführen. Ziel der Aktivität ist es die zuvor ausgewählte Kombination von Daten und Tools in einer Datenanalyse zu verbinden und hieraus schlussendlich eine Entscheidung ableiten zu können. Die operative

Umsetzung der Datenanalyse passiert auf Basis der zuvor ausgewählten Daten und Tools. Hier bietet sich die Nutzung von Referenzen an. Insbesondere für Fälle, in denen mit Python gearbeitet wird, können Codeausschnitte früherer Analysen wiederverwendet werden. Analysen mit vergleichbaren Zielen sind dabei vielversprechende erste Ansatzpunkte auf der Suche nach Referenzen. Die Suche kann weiter erleichtert werden über das zuvor beschriebene Metadatenmanagement durch das Template. Demnach sollten mit den Analyseergebnissen und dem Template auch der Python-Code abgelegt werden.

Resultat der Datenanalyse sind Grafiken, welche die Ergebnisse visualisieren. Diese müssen zusammen mit Experten interpretiert werden. Somit wird nicht nur die Ergebnisinterpretation abgebildet, sondern auch die Validierung der Ergebnisse. Sollten sich an dieser Stelle eklatante Widersprüche abzeichnen, müssen Anpassungen in vorherigen Schritten durchgeführt werden.

Bei positiver Bewertung der Validität der Analyseergebnisse, dienen sie als Grundlage für die Entscheidung zur Validierung des ZSE. Selten werden Entscheidungen zur Produktoptimierung allein getroffen. Das PLT wird in die Entscheidung involviert. Für die Entscheidungsfindung ist demnach wichtig, dass alle Beteiligten die Analyseergebnisse vollumfänglich verstehen und so ein möglichst gleiches Verständnis entsteht. Hieraus ergibt sich die Diskussionsgrundlage für die Entscheidung. Zur Optimierung dieses Prozesses werden in Kapitel 5.2.4 Best Practices vorgeschlagen.

Nachbereiten und Lernen

Die Aktivität Nachbereiten und Lernen entspricht im Namen und im Kern der Aufgabe dem gleichen Verständnis, wie es in der SPALTEN-Methode formuliert. Im Falle des hier präsentierten Prozessmodell liegt der Fokus jedoch verstärkt auf den zwei Thematiken zur Optimierung der Anwendung des Prozessmodells von Entwickelnden und der Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur. Ziel der Aktivität ist demnach die Optimierung des Prozessmodells und der organisatorischen Infrastruktur durch die Nutzung von Feedback. Dieses Feedback kann auch als Lehre verstanden werden, welche Anwender für sich selbst feststellen und in der Konsequenz Maßnahmen zur Optimierung implementieren. Die Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur wird über den in Kapitel 5.2.5 präsentierten Referenzprozess realisiert. Als Resultat eines solchen Prozessdesigns optimiert die Methode, sich und ihre Umgebung kontinuierlich selbst.

5.1.3 Zwischenfazit

Die datengetriebene Validierung von Zielsystemelementen kann anhand der Frameworks der SPALTEN-Methode aufgebaut werden und unterstützt so eine iterative Vorgehensweise mit der Möglichkeit das PLT über Iterationen anzupassen. Mithilfe dieses Prozessmodells können Betriebsdaten von Referenzsystemelementen zum Zwecke der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen effizient analysiert werden. Das Prozessmodell unterstützt Entwickelnde abhängig von ihrem individuellen Kompetenzprofil methodisch und optimiert Prozessabläufe durch die Einführung diverser Standards für Methoden und Tools.

5.2 Methoden und Tools des Prozessmodells

Für die in Kapitel 5.1.2 beschriebenen Elemente des Prozessmodells werden diverse zusätzliche Methoden und Tools notwendig, um Entwickelnde zur effizienten datengetriebenen Zielsystemvalidierung befähigen zu können. Die im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit entwickelten Methoden und Tools werden folgend beschrieben.

5.2.1 Template zur Beschreibung des Analyseobjektes

Analyseobjekte können durch die Dimensionen: *allgemeine Informationen*, *Informationen zum technischen System* und *Informationen zu den verwendeten Daten* ausreichend beschrieben werden. Abbildung 5.4 zeigt vertiefend die Elemente beschriebener drei Beschreibungsdimensionen.

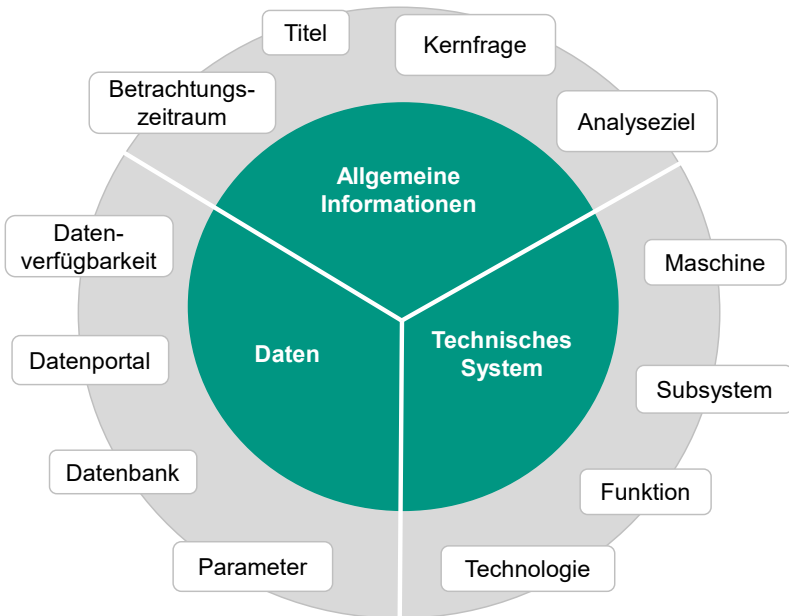


Abbildung 5.4: Dimensionen zur Beschreibung von Analyseobjekten

Mit dem übergeordneten Ziel, Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von ZSE zu unterstützen, ergibt sich die Anforderung an eine effiziente Beschreibung von Analyseobjekten. Das entwickelte Template ist in Abbildung 5.5 dargestellt.

Analyseobjekt beschreiben		
Erstellung:	29.03.2022	
Letzte Änderung:	02.07.2022	
Allgemeine Informationen	Titel der Analyse	C-Achsen Drehung
	Fragestellungen, die durch die Analyse beantwortet werden sollen	Wie oft wird ein Teil zum Absortieren gedreht?
	Zweck der Analyse bzw. Relevanz des Use Cases	Streichung Zusatzachse
	Sind bereits ähnliche Use Cases bearbeitet?	nein
Technisches System	Maschine(n) / Produktfamilie(n) / Plattform	SortMaster
	Betreffende Funktion / Analyseobjekt / Teilsystem / Baugruppe / technisches System	Zusatzachse im SortMaster Shuttle
	Erklärung der Funktion / Einordnung der Baugruppe	[...]
	Link für weiterführende Informationen zum technischen System	Link zu Ablage
	Ansprechperson für Expertise zum technischen System	Max Mustermann
Daten	Existenz von Daten für eine Analyse ?	ja
	Verwendetes Datenportal	DIP
	Verwendete Datenbank und Tabelle	OPCUA_Maschinensignal_NC
	Datenfelder und Parameter, auf die sich die Analyse stützt	Teileposition_Maschine; Teileposition_Palette
	Analysetool	Python
	Betrachteter Zeitraum bei der Datenauswahl	01.01.2020-02.07.2022
	Person, die die Datenanalyse durchgeführt hat	Steffen Wagenmann
	Anmerkungen zur Datenauswertung	Bei Winkellagenunterschied von Teileposition Maschine und Palette wird davon ausgegangen, dass das Teil gedreht wurde.
Ergebnisse der Analyse	Link zu den Analyseergebnissen	Link zu Ablage
	Einschätzung der Analyseergebnisse	32% der Teile werden zum Absortieren gedreht.
Sonstiges	Es wurde eine Winkelkorrektur eingerechnet, da sich die Winkellagen auf Maschine und Palette nicht am gleichen Referenzpunkt orientieren. Genaue Beschreibung im Code oder in der Ergebnisdokumentation.	

Abbildung 5.5: Template zur Beschreibung von Analyseobjekten anhand des Fallbeispiels 1: C-Achsendrehung

Die Beschreibung der allgemeinen Informationen setzt die grundlegenden Rahmenbedingungen der Analyse. Zudem wird über die Eindeutigkeit der hier beschriebenen Informationen die Nachvollziehbarkeit sichergestellt. Die Struktur des zweiten Teils zum technischen System leitet Entwickelnde in Teilschritten an die Ausgangsfragen oder Hypothesen sukzessive zu konkretisieren. Je nach Komplexität und Fragestellung kann es hilfreich sein, eine technische Zeichnung oder die Abbildung eines CAD-Modells in das Template aufzunehmen. Um die Nutzung für Entwickelnde so attraktiv wie möglich zu gestalten, sind alle Attribute, die auf andere Wissensdatenbanken zurückgreifen, direkt in dem Template verlinkt. So enthält beispielsweise die Dimension der technischen Systembeschreibung einen Link zur Anforderungsliste, die mit dem zu untersuchenden Objekt verbunden ist. Voraussetzung für die Schaffung eines gemeinsamen System- und Analysezielverständnisses ist die Redundanzfreiheit des Template im Sinne eines für alle zentral gespeicherten Dokuments.

Das Verständnis für das technische System und die Fragestellung bildet die Grundlage für die Suche nach geeigneten Daten. Im ersten Schritt wird das verwendete Datenportal beschrieben. Im zweiten Schritt wird die Speicherstruktur der dort abgelegten Daten in einzelnen Datenbanken nachvollziehbar beschrieben. Im dritten Schritt werden die konkreten Parameter dokumentiert. Je nach verwendetem Datenportal kann es erforderlich sein, die Daten zur Bearbeitung und Analyse in eine lokale Programmierumgebung zu exportieren. Zur Beschreibung der Datenlandschaft müssen wiederum Ansprechpartner für das verwendete Datenportal und für die verwendeten Daten benannt werden. Darüber hinaus ist die Nachvollziehbarkeit von Änderungen bei der Beschreibung von Analyseobjekten wichtig. Die Dokumentation des Zeitpunkts der Ersterfassung und der letzten Änderung mit den entsprechenden Verantwortlichen leistet hierzu einen wesentlichen Beitrag. Die Dokumentation der als Referenzen genutzten früheren Analysen trägt zur systematischen Wissensbewahrung und zur generationsübergreifenden Nutzung von Analyseergebnissen bei.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte sind in der Publikation von Wagenmann, Weidinger et al. (2023) veröffentlicht worden. Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Weidinger (2022)² unter Leitung von Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Albert Albers durchgeführt.

² Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Bachelorarbeit

5.2.2 Personas in der datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Die Ausführung der Herausforderungen zur Notwendigkeit eines Expertennetzwerks und der Kombination von Wissen zum technischen System als auch zu den Daten führen zu dem Schluss, dass Entwickelnde unterschiedliche Kompetenzprofile haben. Daher ist die Identifikation und Auswahl von Daten und Analysewerkzeugen in hohem Maße vom Fachwissen und der Erfahrung der Person abhängig, die den Prozess durchführt. Verschiedene Entwickelnde haben unterschiedliche Fähigkeiten und benötigen daher in verschiedenen Phasen des Prozesses unterschiedliche Unterstützung. Zur Ermittlung des Kompetenzprofils wird der Erfolgsfaktor aus Kapitel 4.4 bezüglich der Kombination von Domänenwissen herangezogen. Diese können wie folgt expliziert werden:

Tabelle 5.1: Levels von Wissen zum technischen System, Wissen zu Daten und Kompetenzen zur Durchführung von Datenanalysen

Kombination von Domänenwissen	Level		
	Niedrig	Mittel	Hoch
Wissen zum technischen System	Der Entwickler verfügt über wenig bis gar kein Fachwissen in allen für das untersuchte technische System relevanten Disziplinen.	Der Entwickler verfügt über Fachwissen in mindestens einer für das Problem relevanten Disziplin des zu untersuchenden technischen Systems.	Der Entwickler verfügt über Fachwissen in allen Disziplinen, die für das zu untersuchende technische System relevant sind.
Wissen zu Daten	Der Entwickler hat keine Erfahrung mit den potentiell relevanten Daten.	Der Entwickler verfügt über Grundkenntnisse bezüglich der potentiell relevanten Daten. Dazu gehören Kenntnisse über den Ort und die Struktur der Daten.	Der Entwickler ist erfahren im Umgang mit potentiell relevanten Daten. Dazu gehört auch die Interpretation von Parametern und die Beurteilung von Datenqualität und Parameterbeziehungen.
Kompetenzen zur Durchführung von Datenanalysen	Der Entwickler hat wenig bis keine Erfahrung in der Durchführung von Datenanalysen. Der Entwickler kann einfache Diagramme mit vorbereiteten Daten und Tabellenkalkulationsprogrammen (z.B. Excel) erstellen.	Der Entwickler verfügt über eine gewisse Erfahrung in der Durchführung von Datenanalysen und kann diese mit Hilfe von Visualisierungssoftware (z.B. Power BI) und/oder einfachen SQL-Abfragen auf vorbereitete Datensätze anwenden.	Der Entwickler verfügt über Kenntnisse in der Durchführung von Datenanalysen, EDA und Datenvorverarbeitungsmaßnahmen für beliebige Datenformate unter Verwendung einer Programmiersprache (z. B. Python, PySpark, R).

Das für die Analyse notwendige Kompetenzprofil richtet sich aufgrund der Heterogenität von vorliegenden Datenbanken zudem nach dem jeweiligen Analyseobjekt. Zur Vereinfachung der Klassifizierung in spezifische Kompetenzprofile werden Personas verwendet. Ziel ist es, mit Hilfe der Definition dieser Personas einen möglichst großen Prozentsatz der Entwickelnden abzudecken und dabei die Komplexität des Prozesses zu minimieren. Anhand der

beschriebenen Literatur, der Erfahrungen aus den Experteninterviews und der Beobachtung in der Forschungsumgebung werden fünf Personas identifiziert. Tabelle 5.2 gibt eine Übersicht über die Personas.

Tabelle 5.2: Übersicht Personas zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Name	Nora New	Mike Monitor	Eric Experience	Alexa Analytic	Dave Data
Alter	20	35	56	33	23
Beschreibung	Nora ist relativ neu im Unternehmen und verfügt nicht über die nötigen Kenntnisse in ihrem Fachgebiet und in Bezug auf die Daten.	Mike leitet ein kleines Team von Elektronikingenieuren und verwendet gerne Dashboards zur Überwachung und Optimierung der Leistung seines Teams.	Eric ist seit vielen Jahren im Unternehmen tätig und hat in allen technischen Bereichen viel Erfahrung gesammelt.	Alexa ist Softwareentwicklerin und hat durch die Durchführung von Analysen viel Erfahrung mit den Daten des Unternehmens gesammelt.	Dave ist ein relativ neuer Data Scientist, der über keine technischen Kenntnisse verfügt und noch keine Erfahrung mit den Daten des Unternehmens hat.
Kompetenzprofil					
Techn. System					
Daten					
Durchführung					

Aufgrund des Verständnisses der Kompetenzprofilbildung im Systems Engineering werden für gänzlich fehlende Kompetenzen oder Wissen keine Personas definiert (vgl. Kapitel 2.2.3). Für Fallstudie 1: C-Achsendrehung war der Entwickler, bei dem die Fragestellung entstanden ist, ein Experte im technischen System, da er bereits viele Jahre Entwicklungserfahrung hat. Er hatte fundierte Vorkenntnisse zu verfügbaren Maschinendaten, da er zuvor schon nach Möglichkeiten zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gesucht hat. Ihm mangelt es jedoch an der Kompetenz zur Durchführung von Datenanalysen. Daher ist er der Persona Eric Experience zuzuordnen.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte sind im Rahmen den Publikationen nach Wagenmann, Rall, Krause, Sommer et al. (2024) und (Wagenmann, Rall, Krause, Weidinger et al., 2024) veröffentlicht worden. Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Rall (2023)³ an der Hochschule Albstadt-Sigmaringen und der Universität von South Wales unter Leitung von Prof. Dr. Lutz Sommer und Dr. Darren Williams durchgeführt.

³ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeit

5.2.3 Prozessmodell zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools

Zur methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools werden Aktivitätsprofile in einem High-Level-Prozess zur Verfügung gestellt. Anwender können jede Aktivität klicken und erhalten spezifische Unterstützung für die jeweilige Aktivität. Die notwendigen toolseitigen Mechanismen sind für den aktuellen Demonstrator in MS PowerPoint und Confluence umgesetzt. Abhängig von der ausgewählten Persona gibt es obligatorische und optionale Aktivitäten. Demnach werden abhängig von der ausgewählten Persona unterschiedliche Aktivitäten als obligatorisch vorgeschlagen. Dies stellt sicher, dass Entwickelnde die notwendige Hilfe erhalten, die sie benötigen, ohne durch unnötigen, zeitraubenden Support gebremst zu werden. So stellt das Design des Prozesses sicher, dass auch bei Auswahl einer unpassenden Persona trotzdem Zugang zu allen angebotenen Unterstützungsleistungen besteht. Der Prozess ist in drei logische Phasen unterteilt und ist in Abbildung 5.6 am Beispiel der Persona „Eric Experience“ dargestellt.

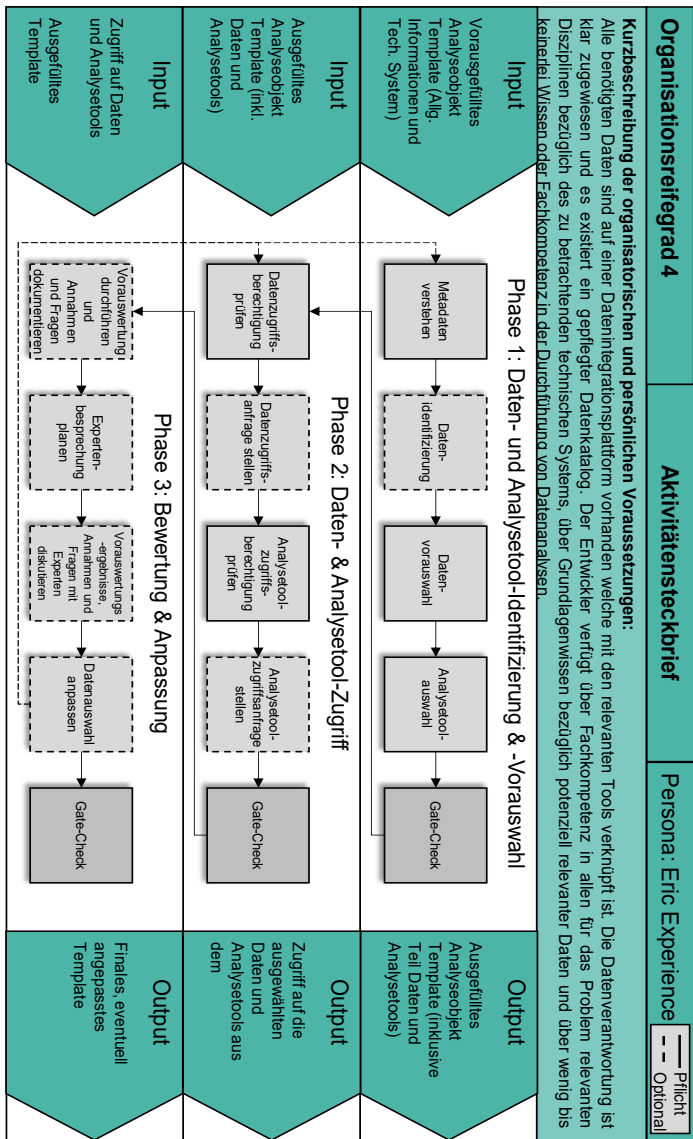


Abbildung 5.6: Prozessmodell zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools

Zuordnung zu einer Persona

Um zum Aktivitätsprofil zu gelangen, müssen sich Entwickelnde zunächst selbst einer Persona für einen bestimmten Analyseanwendungsfall zuordnen. Dazu werden ihnen, wie Kapitel 5.2.2 beschrieben, verschiedene Persona-Profile angeboten.

Phase 1: Identifikation und Vorauswahl von Daten und Analysetools

Die der Identifikation und Vorauswahl von Daten und Analysetools vorgelagerte Aktivität ist die Beschreibung des Analyseobjekts. Die dort im Template erfassten Informationen dienen in der hier beschriebenen Phase 1 als Input und liefern relevante Informationen für die ersten Aktivitäten.

Zunächst wird ein Verständnis für die Datenstruktur geschaffen. Abbildung 5.7 demonstriert eine solche exemplarische Datenstruktur anhand synthetisch generierter Daten. Der übergeordnete Datencontainer wird durch die Bezeichnung "rz_slf_tw5students_project" beschrieben. In der gesamten Datenbank finden sich zahlreiche Datencontainer, deren Benennung eine hohe Kryptik aufweist. Jeder dieser Datencontainer beinhaltet weitere Datentabellen. In den Datencontainern werden verschiedene Daten in Tabellen gespeichert. Der Datenbestand umfasst unter anderem Informationen zu Maschinenzuständen, Schneidgasen, werkstoffspezifischen Informationen, Abmaßen des Teils oder Kunden-/Produktdaten. Im linken Teil der Abbildung 5.7 findet sich die Übersicht der Tabellen, während auf der rechten Seite beispielhafte die Inhalte der Tabelle "rohdaten_partsin_program_teil" dargestellt sind. Die Tabelle weist beispielsweise den Parameter "part_count" auf, der die Anzahl der zu erstellenden Teile dieses Teiletyps auf einer Blechtafel angibt.

Type to search...

rz.sift.mwstudents.project

calculated_pcf_for_proof_of_performance

calculated_pcf_for_proof_of_performance_2

consumption_aif

consumption_program_states

consumption_program_run

data_from_customer

data_program_run_level_a0280e0062

data_program_run_level_a3231e0707

data_program_run_level_a3231e0707_ts

emorio_messdaten_a0280e0062

emorio_messdaten_b15070398

emorio_messdaten_full

emorio_messdaten_program_run

emorio_messdaten_program_states

emorio_power_consumption_data

emorio_power_consumption_data_new

energyconsumption

full_data_program_run_level

grouped_programs

grouped_programs_2

kwc_per_program_sub_state

kwh_per_program_sub_state

ktc_a0280e0029_a0280e0068

rz.sift.mwstudents.project

rohdaten_partisin_program_tell

Overview

Sample Data

Details

Permissions

History

Create

Open in a dashboard

Data Preview

#	part name	# part count	1.2 computed run time	1.2 x length bounding box	1.2 y length bounding box
1	263659.00	1	63.156	10600	950.0
2	2636526.00	1	64.152	16000	950.0
3	@SRIO_1	1	0.0	30000	1500.0
4	2683332.02	20	28.152	231.038	284.038
5	@SRIO_1	1	0.0	25000	1250.0
6	@SCRAPE_1	6	0.0	30.4	24038
7	2281759.01	8	24.624	2380	243.0
8	2602782.01	6	41.406	430.288	179.076
9	unknown	full	full	full	full
10	2055552.01	2	11.682	126.706	30.0
11	@SRIO_1	1	0.0	30000	1500.0
12	2354035.02	1	82.044	2659.586	1265.256
13	2285248.03	8	19.8	218.5	93.5
14	2285334.04	4	15.6	105.5	93.5
15	2285339.01	8	15.0	82.0	45.7
16	2285331.04	4	15.6	227.222	93.5
17	@SRIO_1	1	0.0	20000	1000.0
18	@SCRAPE_1	8	0.0	34.343	34.343
19	2285340.03	8	15.0	102.6	45.7
20	228538.09	4	34.2	641.024	135.024
21	2285250.03	8	24.0	334.0	274.0

Abbildung 5.7: Beispielhafte Datenstrukturen in einer Datenbank für Betriebsdaten

Aufgrund der immensen Komplexität der Datenstrukturen wird Entwickelnden hier ein Leitfaden bereitgestellt, der zwar die Grundlage für das generelle Vorgehen bietet, aber sich in seiner Logik nicht verändert, wenn bspw. die Datenstruktur weiterentwickelt wird oder diese Logik auf andere Datenstrukturen übertragen werden muss. Der statische Charakter dieser Aktivität resultiert darin, dass diese Aktivität in der Regel nur einmal durchgeführt werden muss. Ansonsten kann sie übersprungen werden. Im nächsten Schritt werden die relevanten Daten und Tools identifiziert. Dazu wird ein Datenkatalog verwendet. Um die relevanten Daten innerhalb des Katalogs zu finden, kann eine systematische Stichwortsuche durchgeführt werden. Die Auswahl der Tools ist dynamisch und muss für jeden Anwendungsfall der Analyse durchgeführt werden. Metadatenattribute im Datenkatalog beschreiben zu diesem Zweck erforderliche analytische Fähigkeiten. Diese Einstufung entspricht den definierten Kompetenzstufen bei der Durchführung von Analysen aus dem durchgeführten Persona-Self-Assessment. Der Zusammenhang zwischen Anforderungen an die Daten und die erforderlichen analytischen Fähigkeiten von Entwickelnden wird in Tabelle 5.3 dargestellt.

Tabelle 5.3: Level der Kompetenz zur Durchführung von Analysen

	Level der Kompetenz zur Durchführung von Analysen		
	Niedrig	Mittel	Hoch
Datenqualität	Keine Probleme mit der Datenqualität	Unkritische Probleme mit der Datenqualität	Kritische Probleme mit der Datenqualität
Datenformat	Strukturierte Daten (tabellarisch)	Strukturierte Daten (tabellarisch)	Semi-strukturierte Daten (Bsp.: JSON)
Datenquantität	<1.000.000 Einträge	<10.000.000 Einträge	>10.000.000 Einträge
Toolvorschlag	Spreadsheet	SQL Analytics MS Power BI	Python Script

Phase 2: Daten- und Toolzugriff

Phase 2 fokussiert sich auf die Daten- und Toolzugänglichkeit. Entsprechend müssen die Zugänge geprüft werden für einzelne Datenbanken oder Teile dieser und der korrespondierenden Tools für den anvisierten Analysezweck. Die Studien haben gezeigt, dass der Prozess der Zugangsbeantragung oft mehrere Tage beansprucht und somit Verzögerungen verursacht. Hinzu kommt, dass es in einigen Fällen mehrerer Zugungsanträge für unterschiedliche Tabellen bedarf. Diese müssen oft sequenziell erfolgen, da erst nach Zugangsgenehmigung die Tabelleninhalte näher untersucht werden können. So kann bei Antrag auf Zugang zu bestimmten Tabellen keine Aussage dazu getroffen werden, ob die in den Tabellen enthaltenen Daten den tatsächlichen Analysebedarfen genügen. Zur Optimierung der Prozesseffizienz wird ein umfangreicher Satz von

Metadatenattributen ermittelt. Datenzugänge müssen angefordert werden, ohne dass die notwendigen Informationen für eine Bewertung der Daten und ihrer Eignung für die Beantwortung des Anwendungsfalls vorliegen. Durch die Inklusion von Beispieldatenwerten und die Dokumentation der Metadatenattributebene innerhalb des Datenkatalogs kann diesem Problem entgegengewirkt werden. Dadurch können Entwickelnde im Vorfeld (Phase 1: Datenvorauswahl) besser einschätzen, ob die Daten die erforderlichen Parameter zur Beantwortung der Fragestellung enthalten. Darüber hinaus werden die Zugriffsberechtigten und damit der gesamte Prozess entlastet. Dasselbe Vorgehen ist auf die Tool-Bewertung (Phase 1: Datenauswahl) übertragbar.

Phase 3: Bewertung und Anpassung

Der Input für die dritte Phase ist der Daten- und Toolzugang, sowie das ausgefüllte Template zur Beschreibung des Analyseobjekts. Die erste Aktivität in dieser Phase ist die Durchführung der Voranalyse im Sinne einer ersten Iteration als Minimal Valuable Product. Es empfiehlt sich, die getroffenen Annahmen und die dabei auftretenden Fragen zu dokumentieren. Hier kann es hilfreich sein das PLT mit Experten zu den Daten zu erweitern, um frühzeitig erste Fehler in der Analyse aufzudecken. Dabei ist zu beachten, dass der Umfang dieser Voranalyse stark von der Gesamtkomplexität des Analyseobjekts abhängt. Für die Prüfung der Ergebnisse zusammen mit Experten müssen diese in der Vorbereitung in ein Format überführt werden, welches sich als Grundlage für Diskussionen eignet. Die Präsentation sollte die Ziele und Ausgangsfragen, die verwendeten Daten, das untersuchte technische System, die Schritte zur Datenvorverarbeitung, die getroffenen Annahmen sowie die vorläufigen Ergebnisse und offenen Fragen aufzeigen. Sollten während der Datenanalyse oder des Expertengesprächs weitere Daten identifiziert werden, die noch nicht in die Analyse eingeflossen sind, muss die Datenauswahl ggf. angepasst werden und ein Rücksprung in Phase 1 oder Phase 2 kann notwendig werden. Dies zeigt, dass der Prozess der Identifizierung von Daten und Analysewerkzeugen und Auswahl nicht streng linear, sondern iterativ verläuft. Schließlich wird in der letzten Prüfung die Vorlage für das Analyseobjekt erneut geprüft und mit möglichen Änderungen an der Datenauswahl aktualisiert. Das Ergebnis wird als Referenz für zukünftige Analysen zentral gespeichert.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte sind im Rahmen der Publikationen von Wagenmann, Rall, Krause, Sommer et al. (2024) und (Wagenmann, Rall, Krause, Weidinger et al., 2024) veröffentlicht worden. Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen einer vom

Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Rall (2023)⁴ an der *Hochschule Albstadt-Sigmaringen* und der *Universität von South Wales* unter Leitung von Prof. Dr. Lutz Sommer und Dr. Darren Williams durchgeführt.

5.2.4 Best Practices für datengetriebene Entscheidung

Aus den in Kapitel 1 erbrachten Erkenntnissen können die folgenden Best Practices zur datengetriebenen Entscheidungsfindung abgeleitet werden:

BP1: Minimal Viable Product (MVP) zur Klärung der Analyseanforderungen

Die Erstellung eines MVPs in Form einer Skizze des gewünschten Diagramms oder durch Bereitstellung eines ähnlichen existierenden Dashboards kann dabei helfen, das gewünschte Ergebnis zu verdeutlichen. Fragen oder Unklarheiten können somit frühzeitig geklärt werden. Der MVP ermöglicht somit eine frühe Validierung des Analyseansatzes und schafft so die Grundlage für ein einheitliches Analyseziel im Problemlösungsteam. Iterationen, die bspw. durch Kommunikationsfehler auftreten können so vermieden werden. Dies wirkt sich insbesondere auf Analyse aus, die Wissen aus vielen verschiedenen Disziplinen benötigen. Speziell bei großen Problemlösungsteams oder bei Analysen, die für Dritte durchgeführt werden, i.S. einer Dienstleistung, kann die Effizienz durch die Nutzung eines MVPs gesteigert werden. Die Deckungsgleichheit zwischen den Analyseergebnissen und den Erwartungen verbessert sich. Dies trägt zur Effizienz und Genauigkeit der Datenanalyse bei.

BP2: Datenanalyse als Diskussionsgrundlage nutzen

Die Datenanalyse sollte als Grundlage für Diskussionen und kritische Überlegungen dienen und nicht als absolute Wahrheit betrachtet werden. Experten auf dem jeweiligen Gebiet oder in der Datenanalyse müssen die Analyseergebnisse prüfen und diese interpretieren. BP2 steht damit in engen Zusammenhang zu der in Kapitel 4.3.2 diskutierten Fragenkaskade. Nur durch Anwendung des Expertenwissens zu den mechatronischen Systemen können Analyseergebnisse korrekt interpretiert werden.

⁴ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeit

BP3: Erfahrung von Experten als wichtiges Werkzeug einsetzen

Anschließend an BP2 wird in BP3 die Erfahrung von Entwickelnden als wichtiges Werkzeug aufgenommen. Oft sind die Daten und damit auch die Analyseergebnisse fehlerbehaftet. Die Erfahrung von Experten ist wichtig, da sie als Leitfaden dient und es ermöglicht, Abweichungen zwischen den Ergebnissen der Datenanalyse und den Wirkprinzipien des mechatronischen Systems zu erkennen und zu bewerten. Obwohl aus Sicht der Daten eine technisch saubere Datenaufbereitung stattgefunden hat, können nach wie vor logische Fehler in den Daten vorhanden sein. Diese sind für reine Datenexperten nicht zu erkennen und entstehen bspw. durch Fehler bei der Datenübermittlung. Ist in der Ergebnisinterpretation eine umfangreichere Dissonanz zwischen Analyseergebnis und intuitiver Erwartung festzustellen, sind weitere Maßnahmen notwendig.

BP4: Frühes Teilen der Analyseergebnisse mit dem Problemlösungsteam

Das BP4 greift das Grundverständnis von BP1 auf und wendet das Prinzip der frühen Validierung auf Analyseergebnisse an. Durch die frühzeitige und kontinuierliche Einbindung aller Entwickelnden im Problemlösungsteam kann das Durchlaufen der Fragenkaskade optimiert werden. Zusätzliche Fragestellungen können so früher eingebunden werden und Fehler in der Datenanalyse für kommende Iterationen bereinigt werden. Ein solches Vorgehen schafft bereits in frühen Iterationen ein hohes Maß an Vertrauen in die Datenanalyse und steigert die Effizienz.

BP5: Kurzzyklische Iterationen

Durch frühe und wiederholte Iterationen kann das Team schnell auf neue Erkenntnisse reagieren und schrittweise zur richtigen Fragestellung und Lösung gelangen. Iterationen ermöglichen es, die Analyse an veränderte Anforderungen anzupassen oder die Analyse in mehrere kleineren Analysen aufzuteilen, die gemeinsam zur Lösung des Problems beitragen. Die iterative Arbeitsweise wird durch das Prozessmodell zwar unterstützt, muss aber von Anwendern bewusst umgesetzt werden.

BP6: Zielgruppenorientierte Darstellung der Ergebnisse

Die Präsentation der Analyseergebnisse muss auf die Zielgruppe zugeschnitten sein, die auf Basis derer Entscheidungen zur Optimierung von Produktgenerationen trifft. Es ist wichtig, die Kompetenzen, Bedürfnisse und Erwartungen der Zielgruppe zu berücksichtigen, um eine klare und verständliche Kommunikation zu

gewährleisten. So ist es für Manager sinnvoll, die Ergebnisse der Datenanalyse in einem komprimierten Format mit geringen Anforderungen an tiefes technisches Fachwissen zu präsentieren. Eine Zusammenfassung erfüllt diesen Zweck, indem sie einen kurzen Überblick über die wichtigsten Ergebnisse und Empfehlungen gibt, die mit dem Zweck des Zielsystemelements übereinstimmen. Für technische Experten kann das bloße Diagramm mit technischen Details und allen Hintergrundinformationen ausreichend sein. Andererseits kann für Personen ohne technischen Hintergrund es wichtig sein, die Ergebnisse in einfachster Form darzustellen. Einfache Visualisierungen, die intuitive Diagramme und Grafiken verwenden, können helfen, Trends und Muster auf leicht verständliche Weise darzustellen. Hierbei besteht jedoch das Risiko des Informationsverlustes durch zu starke Abkürzung der Diagramme (Kapitel 2.1.1). Durch den Verzicht auf Fachjargon und die Erläuterung von Fachbegriffen werden die Informationen für Personen ohne technischen Hintergrund leichter zugänglich.

BP7: Transparenz schaffen

Durch die Schaffung von Transparenz zu den Rahmenbedingungen kann die Akzeptanz in die Analyseergebnisse erhöht werden. Diese Rahmenbedingungen beziehen sich beispielsweise auf die Datenherkunft, Datenqualität, die angewandte Methode zur Verarbeitung von Daten oder die Grenzen der Aussagekraft von Analyseergebnissen. Transparenz kann dabei durch einen Disclaimer geschaffen werden. Hier werden dann unter anderem weiche Risiken (vgl. Kapitel 4.3.2) aufgelistet und mit den Analyseergebnissen gemeinsam dokumentiert. Ein solches Vorgehen unterstützt somit zugleich die Transparenz und Nachverfolgbarkeit über Produktgenerationen hinweg.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Usanmaz (2023)⁵ an der Hochschule Reutlingen unter Leitung von Prof. Dr.-Ing. Tino Zillger durchgeführt.

⁵ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeit

5.2.5 Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur

Die Analyse von Betriebsdaten zur Validierung von Zielsystemelementen stellt gleichzeitig auch die Validierung der Daten beziehungsweise der organisatorischen Infrastruktur dar. Das hierdurch generierte Wissen kann zur Optimierung der organisatorischen Infrastruktur genutzt werden. Dazu muss das Wissen in Form von Feedback in die entsprechenden Bereiche der Organisation standardisiert und strukturiert kommuniziert werden. Beim Design eines Prozesses zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur müssen demnach Herausforderungen der Feedbackbearbeiter und Feedbackgeber berücksichtigt werden. Einige der Herausforderungen auf Seiten der Feedbackgeber und auf Seiten der Feedbackbearbeiter stehen in bidirektionalem Verhältnis. Beispielsweise beschreiben Feedback-Geber die Unklarheit über den Ansprechpartner und die Wahl des Kanals für die Einreichung von Feedback als eine Herausforderung. Feedbackbearbeiter hingegen betonen das Problem, dass das Feedback nicht zentral gesammelt wird. Daher sind, wie in Abbildung 5.8 dargestellt, die Feedbackgeber- und Feedbackbearbeitersicht getrennt modelliert.

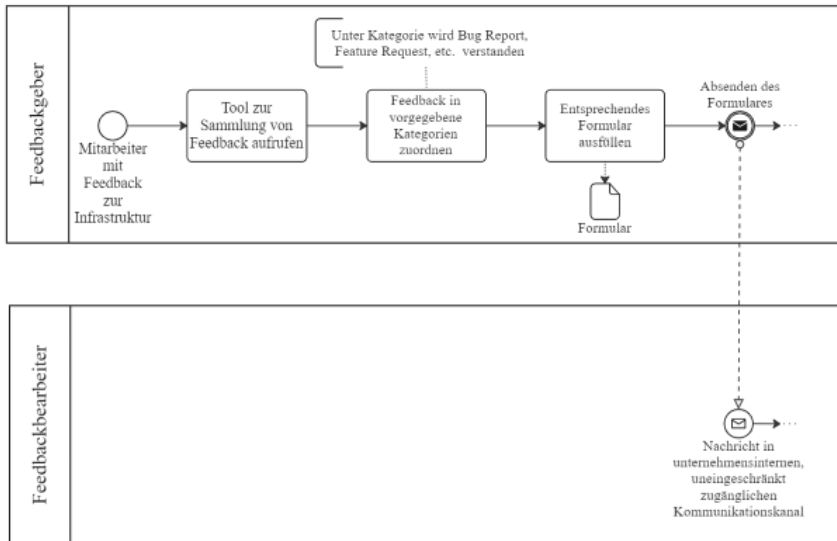


Abbildung 5.8: Teil 1 Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur⁶

Der Prozess wird durch das Feedback eines Mitarbeitenden zur Infrastruktur ausgelöst. Die erste Aktivität besteht darin, ein Tool zur Erfassung von Feedback aufzurufen. Der Feedbackgeber ordnet dann sein Feedback einer vordefinierten Kategorie zu. Für jede Kategorie sind Formulare verfügbar, die den Informationsbedarf des Feedbackgebers erfassen. Das Feedback wird an einen internen, uneingeschränkten Kommunikationskanal gesendet, zu dem sowohl die Feedback-Geber als auch der Feedbackbearbeiter Zugang haben.

Jede beim Feedbackbearbeiter eingehende Meldung wird geprüft und rückgemeldet. Abhängig davon, ob die Situation zum gegebenen Feedback für Feedbackbearbeiter klar ist, kann direkt oder verzögert im unternehmensinternen Kommunikationskanal geantwortet werden (vgl. Anhang B: Referenzprozess Teil 2). Dies ermöglicht es Diskussionen in Kommentarfunktionen zu führen und optimiert

⁶ Aus Gründen Übersichtlichkeit finden sich Teil 2, Teil 3 und Teil 4 des Referenzprozessmodells im Anhang

somit einen weiteren Beitrag zur Transparenz im Umgang mit Feedback und optimierten den Lösungsprozess.

Wenn keine weiteren Informationen erforderlich sind, gibt es keine Aktivität im Pfad des Feedbackgebers. Sind jedoch weitere Informationen erforderlich, sendet der Feedbackgeber eine Nachricht über den Kommunikationskanal. Der Feedbackgeber empfängt diese Nachricht und muss die notwendigen Informationen melden. Diese Meldung wird vom Feedbackbearbeiter empfangen. In der Folge werden etwa weitere Informationen benötigt oder der Informationsbedarf ist gedeckt (vgl. Anhang B: Referenzprozess Teil 3).

Schließlich muss entschieden werden, ob das Feedback umgesetzt wird. Wenn das Feedback nicht umgesetzt wird, müssen die Feedbackgeber eine Begründung formulieren und diese als Nachricht im öffentlichen Kommunikationskanal versenden. Dies dient der Nachvollziehbarkeit der Entscheidung und leistet so einen Beitrag für die Motivation von Entwickelnden künftig weitere Erkenntnisse durch die Analyse von Betriebsdaten zu melden. Soll die Rückmeldung jedoch umgesetzt werden, muss sie in eine Aufgabe umgewandelt werden. Das Feedback wird dann nach Prioritäten geordnet. Der Feedbackgeber erhält über den Kommunikationskanal eine Bestätigung der Aufgabe und der Priorisierung. Nach der Übermittlung der Aufgabe folgt die eigentliche Umsetzung (vgl. Anhang B: Referenzprozess Teil 4).

In der Fallstudie 1 zur C-Achsendrehung konnte bspw. festgestellt werden, dass es keine Datenpunkte zur Beschreibung der Absortierung in Kombination mit einer Drehung des Teils gab. Dieser Datenpunkt konnte so über den beschriebenen Prozess an die entsprechende Organisationseinheit weitergeleitet werden. Die Datenbank wird fortan erweitert um diese Information und kann bei späteren Produktgenerationen nutzbringend analysiert werden.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Kukshaus (2023)⁷ an der Hochschule Esslingen unter Leitung von Prof. Dr. rer. nat. Christian Cseh durchgeführt.

⁷ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Bachelorarbeit

5.2.6 Zwischenfazit

Die beschriebenen Methoden und Tools zeigen, dass eine simple Definition für ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung allein nicht zielführend ist. Es bedarf diverser spezifischer methodischer Unterstützung, die sich in ihrem Ablauf und ihrer Struktur gezielt an den jeweiligen Herausforderungen der Aktivitäten ausrichten. Besondere methodische Unterstützung ist dabei vornehmlich für die Schaffung eines einheitlichen Verständnisses zum Analyseobjekt, die Möglichkeit zur Navigation in Datenbanken und Toollandschaften, sowie die Ausleitung von Entscheidungen aus Datenanalysen notwendig. Die für die beschriebenen Teilaspekte entwickelten Methoden und Tools müssen sich in das übergeordnete Prozessmodell nahtlos eingliedern lassen und dem zugrundeliegenden Regelwerk folgen.

5.3 Fazit zum Prozessmodell

In der Präskriptiven Studie wurde das Ziel verfolgt ein Prozessmodell zu entwickeln, welches Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen methodisch unterstützt. Basis hierfür sind zuvor identifizierten Aktivitäten in der Analyse von Betriebsdaten und den damit zusammenhängenden Herausforderungen und Erfolgsfaktoren. Dazu wurde folgende Teilfragen beantwortet:

- 1.1 Wie kann ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gestaltet sein, um Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen methodisch zu unterstützen?
- 1.2 Wie müssen Methoden und Tools sein, um das Prozessmodell methodisch zu unterstützen?

Das entwickelte Prozessmodell basiert auf dem Framework der SPALTEN-Methode und wurde auf den Kontext des Data Mining übertragen. Das Prozessmodell ist in Abbildung 5.9 dargestellt. In der Beschreibung der einzelnen Aktivitäten konnte gezeigt werden, dass jede Aktivität für sich spezielle Herausforderungen birgt und diesen entsprechend begegnet werden muss. In der Konsequenz ergeben sich diverse Schnittstellen zum Prozessmodell wie beispielsweise Themen des Wissens-, Anforderungs- und Metadatenbankmanagements. Gleichmaßen müssen Themen in Bezug auf die Daten, wie beispielsweise die Datenqualität, -quantität, -zugriff, -integration und -akquisition betrachtet und weiterentwickelt werden. Neben technischen und prozessualen Themen zeigt sich die Notwendigkeit zur Betrachtung des Faktors: Mensch. Ohne eine kompetenzspezifische Anpassung der

methodischen Unterstützung würde das Prozessmodell nur einen geringen Teil der Entwickelnden optimal befähigen. Die Mehrheit würde durch ein solches Vorgehen etwa behindert oder nicht ausreichend unterstützt.

Schlüsselfaktoren für die effiziente Validierung von Zielsystemelementen ist die eindeutige Beschreibung von Analyseobjekten sowie die methodische Unterstützung zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools.

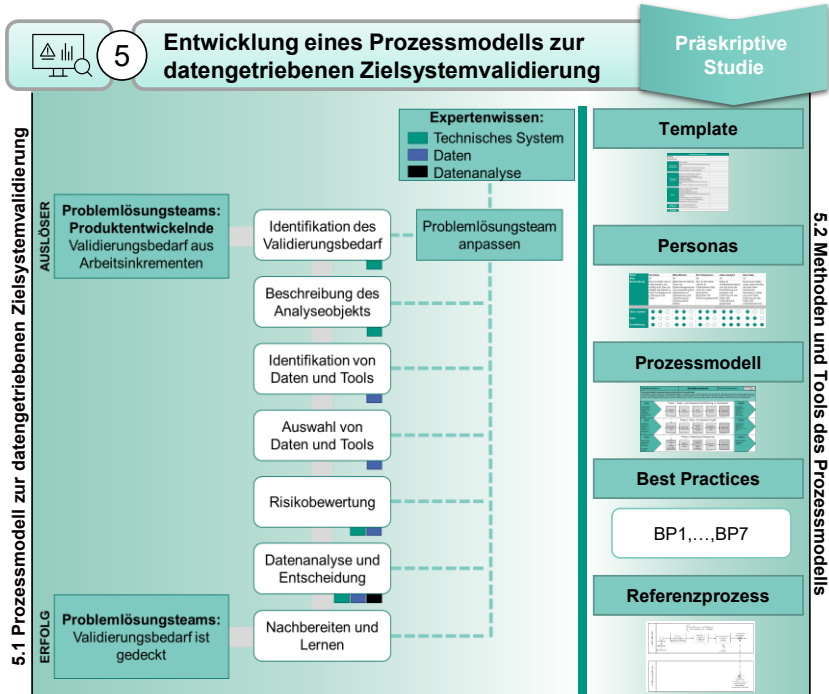


Abbildung 5.9: Ergebnisse der Präskriptiven Studie – Übersicht über Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung, Methoden und Tools des Prozessmodells

Das in Kapitel 1 entwickelte Prozessmodell und die ergänzenden Methoden und Tools werden nachfolgend in Kapitel 1 evaluiert.

6 Beitrag des Prozessmodells zur Entwicklung mechatronischer Systeme

In diesem Kapitel wird gemäß der DRM die Deskriptive Studie II durchgeführt. Hierzu wird folgende Teilfragen beantwortet:

3. Welchen Beitrag liefert die Anwendung des entwickelten Prozessmodells hinsichtlich der methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung?

Der Fokus liegt hier auf der Evaluation des Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung, der Evaluation der ergänzend entwickelten Methoden und Tools, sowie der Auswirkungen auf die Entscheidungsfindung durch die Nutzung von Datenanalysen. Hierzu wird die Forschungsfrage durch folgende Teilfragen spezifiziert:

- 3.1 Welcher Aufwand besteht für die Durchführung einer Datenanalyse bei Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen?
- 3.2 Wie unterstützten die entwickelten Methoden und Tools die Entwickelnden bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung?
- 3.3 Welche Auswirkungen hat die Anwendung des Prozessmodells auf die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz bei der Entscheidungsfindung?

Durch die Beantwortung der Forschungsfragen soll die Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von ZSE untersucht werden. Beginnend wird daher der Aufwand zur Durchführung von Datenanalysen untersucht. Hierfür werden die verschiedenen Iterationen des Prozessmodells miteinander verglichen und eine abschließende Bewertung der Aufwandsreduktion durch das finale Prozessmodell durchgeführt.

Darauf aufbauend werden die ergänzend entwickelten Methoden und Tools evaluiert. Hierbei wird in den Untersuchungen der Fokus auf die Anwendbarkeit, Verständlichkeit und Zweckdienlichkeit gelegt. Die Methoden und Tools müssen dabei zwingend einen positiven Beitrag zur effizienten Anwendung des Prozessmodells liefern.

Abschließend wird die Entscheidungsfindung vertiefend analysiert. Dabei wird untersucht welche Auswirkungen sich auf die Entscheidungen zur Optimierung von

Produktgenerationen ergeben, wenn sie auf Basis von Datenanalysen und nicht auf Basis von Bauchgefühl getroffen werden können. Konkret wird die von Entwickelnden wahrgenommene Sicherheit und wahrgenommene Effizienz in der Entscheidung mit statistischen Methoden analysiert.

6.1 Aufwand zur Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Nachfolgend werden die im Rahmen der vorliegenden Arbeit durchgeführten Fallstudien auf die Entwicklung des notwendigen Aufwands zur Durchführung von Datenanalyse analysiert. Beginnend wird das Studiendesign erläutert, gefolgt von den Ergebnissen der Fallstudien.

6.1.1 Studiendesign

Für die Analyse des Aufwands zur Durchführung von Datenanalysen wurden 65 Fallstudien durchgeführt. In Summe ergeben sich ungefähr 120 Wochen an Analyseaufwand. Diese entsprechen vom Ablauf und Aufbau den in Kapitel 4.2 beschriebenen Fallstudien. Gemäß den Ausführungen aus Kapitel 3.2.2 wurde das Prozessmodell kontinuierlich angewendet und validiert. Demzufolge hat sich das Prozessmodell über die Fallstudien hinweg weiterentwickelt.

Der Aufwand einer Datenanalyse beschreibt die Zeit zwischen Entstehung des Validierungsbedarfs und der erfolgreichen Beantwortung der Kernfrage. Entstandene Validierungsbedarfe, die durch bereits durchgeführte Datenanalysen beantwortet werden konnten, sind hierbei nicht erfasst.

Die hier präsentierten Fallstudien wurden, durch die zu den jeweiligen Zeiten laufenden vom Autor Co-betreuten Abschlussarbeiten teilweise begleitet und durchgeführt.

6.1.2 Ergebnisse der Fallstudien

Die durchgeführten Fallstudien sind nachfolgend in Abbildung 6.1 nach ihrer Chronologie mit aufsteigender Nummerierung auf der Ordinate angeordnet und den Iterationen des Prozessmodells zugeordnet. Wie in Kapitel 3.2.2 beschrieben, wurde das Prozessmodell kontinuierlich über die Bearbeitung der Fallstudien weiterentwickelt.

Aufwand zur Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

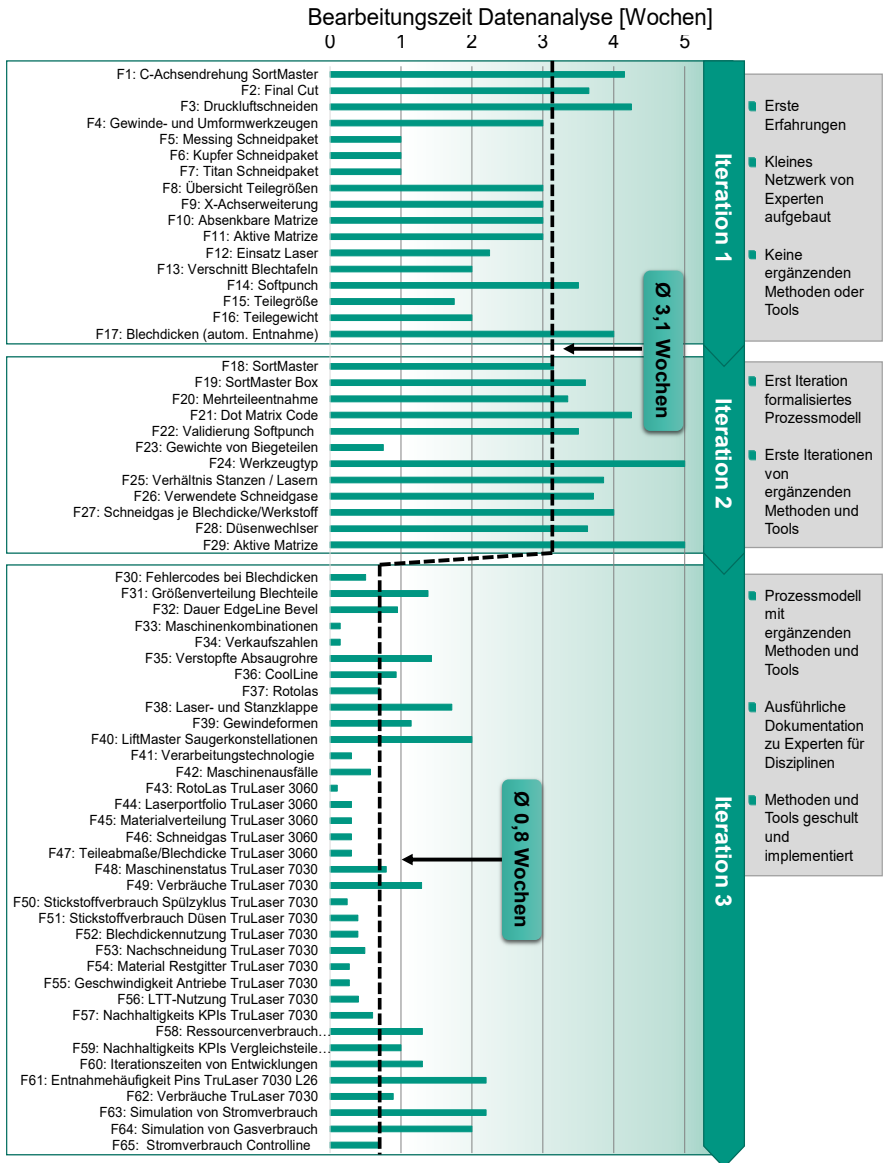


Abbildung 6.1: Aufwände zur Durchführung von Datenanalysen in den Fallstudien

Das arithmetische Mittel zur Bearbeitungszeit in Iteration 1 und 2 liegt bei circa 3,1 Wochen. Mit der Einführung der dritten Iteration des Prozessmodells, sowie der ergänzenden Methoden und Tools, sinkt die Bearbeitungszeit im arithmetischen Mittel auf circa 0,8 Wochen ab. Demnach kann durch die Anwendung des in Kapitel 5.1 entwickelten Prozessmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung und der in Kapitel 5.2 entwickelten ergänzenden Methoden und Tools eine Aufwandsreduktion für die Durchführung von Datenanalysen von 74% realisiert werden.

Die Iterationen des Prozessmodells sind auf der rechten Seite von Abbildung 6.1 abgetragen und in Stichpunkten beschrieben. Iterationen 1 beschreibt das früheste Stadium eines nicht formalisierten Prozessmodells. Nennenswerte Erfahrungen und das zu diesem Zeitpunkt vorhandene Wissen in Bezug auf die Durchführung von Datenanalysen ergeben sich hauptsächlich aus den Ergebnissen der Vorstudie. Diese konnten durch die folgenden 16 Fallstudien vertieft werden. In Kombination mit den Erkenntnissen des ersten Live-Labs kann die zweite, nun formalisierte, Version des Prozessmodells erstellt werden. Aus Abbildung 6.1 lässt sich erkennen, dass die zweite Iteration des Prozessmodells keine Vorteile mit Blick auf die Bearbeitungszeit mit sich brachte. Dies kann darauf zurückgeführt werden, dass ein Großteil der in Kapitel 4.3.2 präsentierten Herausforderungen zu diesem Zeitpunkt noch nicht bekannt waren. Erst durch die präzise Formulierung der Aktivitäten des Prozessmodells kann der Bedarf für ergänzende Methoden und Tools ermittelt werden. Ausgehend hiervon werden die Aktivitäten des Prozessmodells, sowie die ergänzenden Methoden und Tools kontinuierlich weiterentwickelt.

Iteration 3 umfasst schließlich das finale Prozessmodell und alle notwendigen ergänzenden Methoden und Tools zur tatsächlichen Durchführung von Datenanalysen. Dabei leisten die unterschiedlichen Methoden und Tools auf verschiedene Weise einen Beitrag zur Aufwandsreduktion. So kann beispielsweise durch das Template zur Beschreibung von Analyseobjekten direkt zu Beginn ein einheitliches Verständnis (H1) für das Analyseziel geschaffen werden. Die Fallstudien zeigen, dass sich auf diese Weise unnötige Iterationen vermeiden lassen (H28).

Das Prozessmodell zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools spielt eine zentrale Rolle für die generelle Befähigung von Entwickelnden zur Analyse von Betriebsdaten. Viele Entwickelnde haben nur begrenzt Erfahrung mit Daten und deren Analyse. Für diese Entwickelnden sind die Navigation (H19) und der Umgang mit Daten (H25) im Kontext von Big Data eine immense Herausforderung. Anhand der Personas (vgl.

Kapitel 5.2.2) kann das Prozessmodell auf individuelles Wissen und Kompetenzen (H6) angepasst werden. Ein solches Vorgehen stellt passende Methoden (H5) den Entwickelnden zur Verfügung und leitet sie bei der Anwendung dieser Methoden an (H4). Diese Methoden werden durch das Prozessmodells den Entwickelnden durch einen übergeordneten Prozessrahmen zugänglich gemacht. Diese Prozessrahmen wird durch die jeweilige organisatorische Infrastruktur definiert und etabliert. Durch das frühe Teilen von Analyseergebnisse mit dem Problemlösungsteam (BP4) können Ergebnisse frühzeitig geprüft werden (H48) und Probleme in der Datenanalyse erkannt werden (H9). Zudem leistet die zielgruppenorientierte Darstellung von Ergebnissen (BP6) einen Beitrag zur Minimierung der Unsicherheit in der Entscheidungsfindung (H43), da somit die Interpretation von Analyseergebnisse für Betrachter erleichtert wird. Der Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur ermöglicht es, Wissen aus der Analyse von Betriebsdaten in die Organisation zurückzuspielen. So kann beispielsweise Problemen mit der Verknüpfung unterschiedlicher Datenbanken (H40), unzureichende Datenqualität (14) oder nicht vorhandene Daten entgegengewirkt werden.

6.1.3 Zwischenfazit

Durch die Anwendung des entwickelten Prozessmodells, sowie der ergänzenden Methoden und Tools, können Datenanalysen für die Zwecke der Validierung von Zielsystemelementen effizient durchgeführt werden. In der hier vorliegenden Forschungsumgebung konnte so eine Reduktion der Bearbeitungszeit von 74% realisiert werden. Die zuvor identifizierten Herausforderungen können durch die entwickelten Methoden und Tools minimiert werden. Hierdurch ergibt sich für die Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen ein Aufwand von rund 0,8 Wochen im arithmetischen Mittel.

6.2 Methoden- und Toolevaluation

In diesem Kapitel wird zunächst das Studiendesign und folgend die Ergebnisse der einzelnen Methoden- und Toolevaluationen vorgestellt. Hierfür werden im speziellen das Template zur Beschreibung von Analyseobjekten und das Prozessmodell zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools untersucht. Aufgrund ihrer besonderen Bedeutung für die erfolgreiche Durchführung der Datenanalyse stehen sie im Fokus der vorliegenden Forschungsarbeit. Im Rahmen dieser Arbeit wird die Evaluation der in Kapitel 5.2 präsentierten Personas, Best Practices für

datengetriebene Entscheidung und der Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur nicht weiter diskutiert.

6.2.1 Studiendesign

Studiendesign – Evaluation E1: Templates zur Beschreibung von Analyseobjekten

Dem Template wird im Prozessmodell zur datengetriebenen Validierung von ZSE eine große Rolle zuteil. Es beeinflusst annähernd alle Aktivitäten im Prozessmodell und wieder wiederum von ihnen beeinflusst. Demnach ist ein Design zu wählen, das die möglichst effiziente Handhabung des Templates gewährleistet. Die Effizienz kann als Verhältnis zwischen Nutzen und Aufwand verstanden werden.

Der Nutzen wird durch eine quantitative Studie in Form einer Umfrage (n=40) untersucht, wobei Teilnehmer aus der Entwicklungsabteilung, dem Produktmanagement und dem Vertrieb das finale Template hinsichtlich Verständlichkeit, Anwendbarkeit und wahrgenommenen Mehrwert bewerten.

Der Aufwand wird quantifiziert durch die Messung der Zeit, die es bedarf, um das Template initial auszufüllen. Der zeitliche Aufwand zur Suche nach den notwendigen Informationen wird hierbei mit eingerechnet.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte sind im Rahmen der Publikation von Wagenmann, Weidinger et al. (2023) veröffentlicht worden. Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Weidinger (2022)¹ am *IPEK – Institut für Produktentwicklung des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)* unter Leitung von Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Albert Albers durchgeführt.

Studiendesign – Evaluation E2: Prozessmodell zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools

Die Evaluation des Prozessmodells zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools wird anhand von halbtägigen Workshops untersucht. Es werden drei Workshops mit je 5 Entwickelnden durchgeführt. Ziel des Workshops ist die Identifikation und Auswahl von Daten und Tools in zwei aufeinander folgenden

¹ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Bachelorarbeit

Fallstudien. Beide Fallstudien sind stark an die beispielhafte Fallstudie 1, als Leitbeispiel dieser Forschungsarbeit, angelehnt. Sie beinhalten technische Einschränkungen und Details der jeweiligen Lösungen. Die erste Fallstudie wird ausschließlich mit den traditionell gegebenen Rahmenbedingungen und Methoden durchgeführt. Die beiden Fallstudien sind in kurzen Steckbriefen inklusive ihrer Templates in Anhang C zu finden. Für die zweite Fallstudie wird das Prozessmodell zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools den Entwickelnden beigebracht und angewendet. Das Studiendesign ist in Abbildung 6.2 dargestellt.

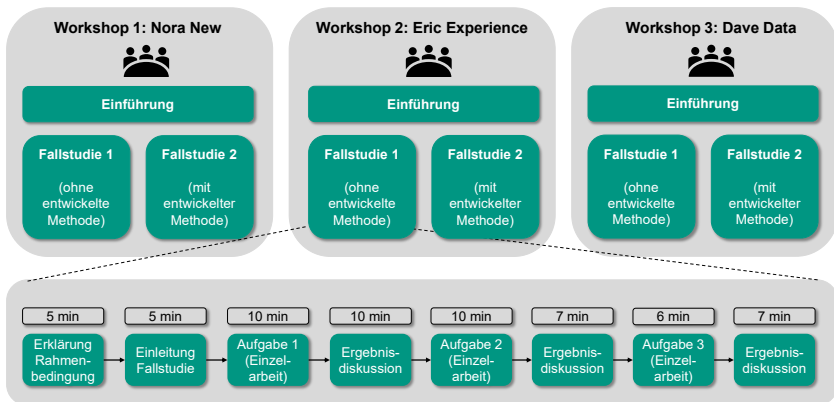


Abbildung 6.2: Studiendesign Workshops zur Evaluation des Prozessmodells zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools

Für die Auswahl der Teilnehmenden werden die Personas (Kapitel 5.2.2) zugrunde gelegt. Die in diesem Abschnitt beschriebenen Inhalte sind im Rahmen der Publikation von Wagenmann, Rall, Krause, Sommer et al. (2024) veröffentlicht worden. Die Untersuchungen in der Publikation und folglich in diesem Abschnitt wurden teilweise im Rahmen einer vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeit von Rall (2023)² an der *Hochschule Albstadt-Sigmaringen* und der *Universität von South Wales* unter Leitung von Prof. Dr. Lutz Sommer und Dr. Darren Williams durchgeführt.

² Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeit

6.2.2 Ergebnisse der Studien

Dieses Kapitel behandelt die Evaluation ausgewählter Methoden und Tools im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit. Die Ergebnisse der zwei obig beschriebenen Studiendesigns werden nachfolgend beschrieben.

E1: Templates zur Beschreibung von Analyseobjekten

Zur Quantifizierung des Aufwands in Zusammenhang mit der Nutzung des Templates werden die zeitlichen Aufwände zur Befüllung des Templates in Abbildung 6.3 visualisiert. Ein beispielhaft ausgefülltes Template findet sich für die Fallstudie F1: C-Achsendrehung in Kapitel 5.2.1.

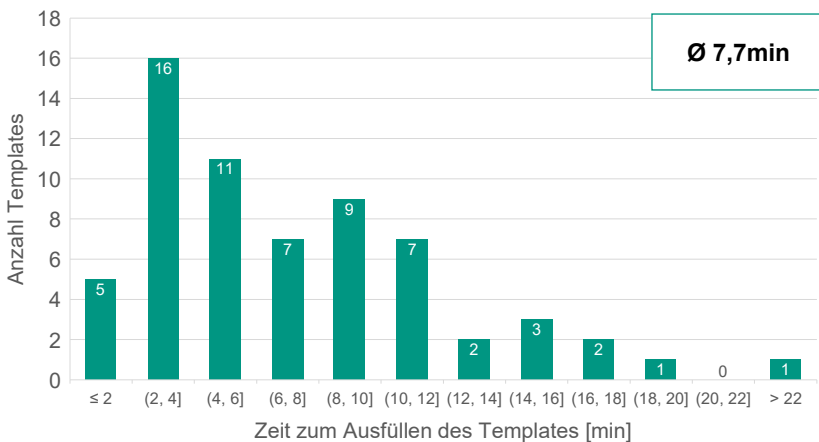


Abbildung 6.3: Zeit zum Ausfüllen des Templates zur Beschreibung von Analyseobjekten

Die Studie zeigt, dass sich im arithmetischen Mittel ein zeitlicher Aufwand zum Ausfüllen des Templates von rund 7,7 Minuten ergibt. Die im vorherigen Kapitel beschriebenen Fallstudien zeigen, dass die zentralen Einflussfaktoren auf den zeitlichen Aufwand, die Komplexität des Anwendungsfalls, die Zugänglichkeit zu benötigten Daten und das Vorhandensein von Referenzen für thematisch ähnliche Analyseobjekte sind. Abbildung 6.4 stellt nachfolgend dar, wie Entwickelnde den erwarteten Nutzen des Templates bewerten.

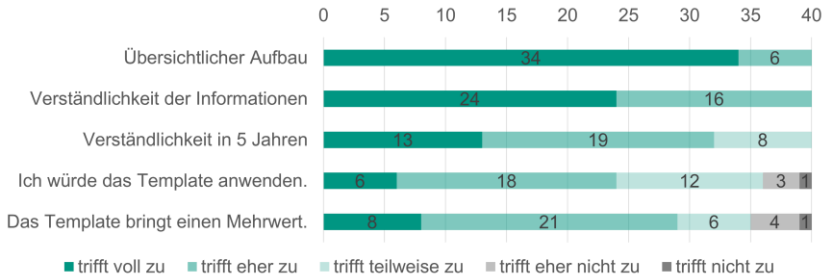


Abbildung 6.4: Umfrageergebnisse zur Anwendbarkeit, Verständlichkeit und Mehrwert des Templates zur Beschreibung von Analyseobjekten

85 % der Befragten stimmten der ersten These über die klare Struktur des Templates voll zu. Die Unterteilung des Template in drei thematische Abschnitte entsprechend den drei Dimensionen wird als positiv benannt, da sie das Template leicht verständlich macht.

60 % der Befragten stimmen der Verständlichkeit der Informationen vollkommen zu. Die Beschreibung des Ziels und die konkreten Fragen werden als nützlich für das allgemeine Verständnis des Anwendungsfalls bewertet. Darüber hinaus ist die Nennung von Ansprechpartnern und die Angabe von Links hilfreich für die Zuordnung des Anwendungsfalls innerhalb der Organisation und für weitere Informationen und Klärung von Fragen. Verständnisschwierigkeiten ergeben sich für einige der Befragten im Bereich der Daten. Aufgrund mangelnder Kenntnisse über Datenstrukturen ist es mitunter schwierig, die genannten Datenfelder und Parameter einzuordnen.

80% der Befragten stimmen voll zu oder teilweise zu, dass die Inhalte für Betrachtende zu einem Zeitpunkt in 5 Jahren noch nachvollziehbar und verständlich sind. Die Nachvollziehbarkeit der ausgefüllten Templates hängt stark von der Struktur der Tool- und Datenlandschaft der organisatorischen Infrastruktur ab. So wird folglich ein starker Beitrag für die Nachvollziehbarkeit von Analyseergebnissen über Produktgenerationen hinweg geleistet.

Die Anwendbarkeit des Templates wird vorwiegend positiv bewertet. Es zeigt sich, dass einige der Befragten keine direkte Anwendung für das Template in ihrem Tätigkeitsbereich haben. Zudem fehlt vielen Entwickelnden derzeit das notwendige Wissen über die Datenstrukturen zur eigenständigen Vervollständigung des Templates. Eine eigenständige Vervollständigung des Templates ist daher nur in den ersten beiden Dimensionen möglich. Diese Entwickelnde werden folglich zu

Beginn der Problemlösungsprozesse das PLT erweitern müssen, um die Daten- und Analysekompetenz zu erhalten.

72,5% der Befragten geben an, einen Mehrwert durch das Template für den Prozess der datengetriebenen Validierung zu erkennen. Dieser liegt im Umstand, dass mit dem Tool systematisch alle für die spätere Analyse notwendigen Informationen gewonnen werden können. Hierdurch werden die nächsten Schritte über die Daten- und Toolauswahl bis hin zur Analyse vereinfacht.

E2: Prozessmodell zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools

Die Evaluation des Prozessmodells zur Identifikation und Auswahl von Daten und Tools wird anhand von drei Workshops mit je fünf Teilnehmenden untersucht. Die Identifikation und Auswahl von Daten und Tools wird separat in der Evaluation betrachtet. Mögliche Analysetools sind entweder MS PowerBI oder ein selbst programmiertes Skript in Python zur Datenverarbeitung. In Abbildung 6.5 wird ein solches Script anhand der hier adressierten Fallstudie: SortMaster Box dargestellt.

```
import sys
import pandas as pd
import numpy as np
import xlswriter
from elasticsearch import Elasticsearch

username = ''
password = ''

if len(sys.argv) != 4:
    print("Please specify time range. Example: main.py 2019-07-01T09:00:00 2019-07-01T11:30:00")
    sys.exit

fromDate = sys.argv[1]
toDate = sys.argv[2]
pathToExcelFile = sys.argv[3]

elasticClient = Elasticsearch(
    'https://d1926bf5c51f9es4dd397d6cea04adc3.eu-central-1.amazonaws.com', # variable elasticSearchEndpoint (Z.22)
    http_auth=(username, password),
    port=9243 # port muss explizit angegeben werden
```

Abbildung 6.5: Ausschnitt eines Python Scripts anhand des Fallbeispiels SortMaster Box

Die Ergebnisse der zwei Fallstudien aus den Workshops sind folgend in Abbildung 6.6 dargestellt:

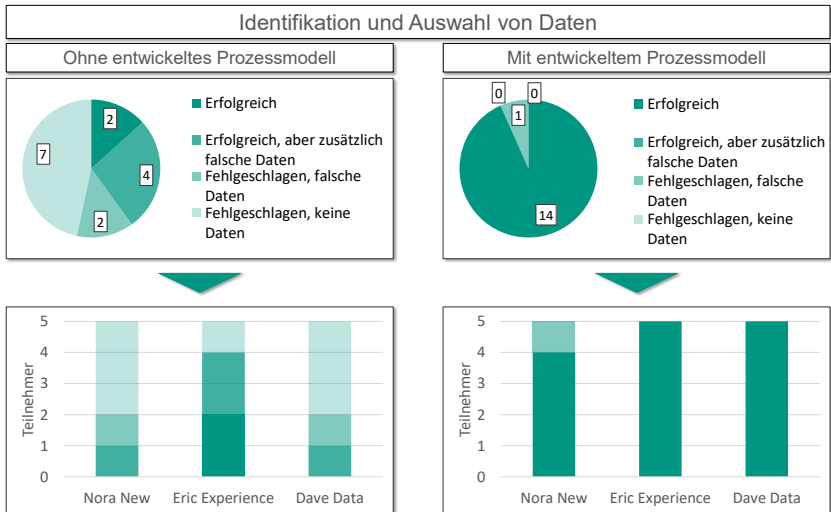


Abbildung 6.6: Workshopergebnisse zur methodischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten

In der ersten Fallstudie, ohne das Prozessmodell, konnten 6 von 15 Teilnehmenden die relevanten Daten identifizieren und auswählen. Jedoch haben 4 der 6 erfolgreichen Teilnehmenden zusätzliche falsche oder überflüssige Daten ausgewählt. Folglich war es nur für zwei der Teilnehmenden möglich die korrekten Daten eindeutig zu bestimmen. Dies ist in beiden Fällen zur Persona Eric Experience zuzuordnen. Generell ist diese Persona-Gruppe im Vergleich der Gruppen am erfolgreichsten. Dies stützt weiter die formulierte Annahme, dass ein wesentlicher Erfolgsfaktor für die datengetriebene Zielsystemvalidierung das Wissen zum technischen System ist. Dieses muss zwar entsprechend kombiniert werden mit dem Wissen zu den Daten und der Kompetenz zur Durchführung von Datenanalysen, bildet jedoch die Erfolgsgrundlage. Nora New und Dave Data zeigen eine ähnliche Ergebnisverteilung. Dies deutet darauf, dass Datenwissenschaftler ohne Wissen zum technischen Systeme Schwierigkeiten haben, ohne Unterstützung durch die Organisation, die richtigen Daten für einen Analyse-Anwendungsfall zu identifizieren und auszuwählen.

In der zweiten Fallstudie mit der methodischen Unterstützung durch das Prozessmodell zur datengetriebenen Validierung konnten 14 der 15 Entwickelnden

die richtigen Daten identifizieren und auswählen. Dies zeigt eine deutliche Verbesserung für alle Personas. Zudem haben die Teilnehmenden nur in einem Fall zusätzliche falsche oder überflüssige Daten ausgewählt. Dies verdeutlicht die effizienzsteigernde und fokussierende Wirkung des Prozessmodells für die Identifikation und Auswahl von Daten. Dies kann weiter unterstützt werden durch die Bereitstellung von Beispieldatensätzen und Information zu den Quellsystem der Daten. Ein übergreifendes Metadatenbankmanagement in Form eines Datenkatalogs birgt für diesen Zweck großes Potential.

Die Identifikation und Auswahl von Tools ohne das entwickelte Prozessmodell war für die Gruppe „Nora New“ nicht möglich. Aus diesem Grund konnte die zweite Fallstudie im Rahmen des Workshops nicht bearbeitet werden. Nora New ist demnach für die Evaluation zur Identifikation und Auswahl von Tools nicht in Abbildung 6.7 dargestellt.

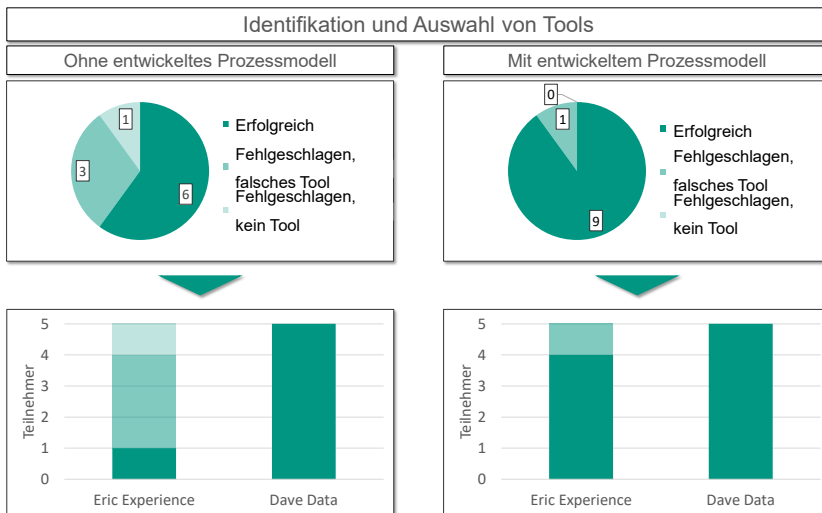


Abbildung 6.7: Workshopergebnisse zur methodischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Tools

Ohne die entwickelte Unterstützung sind sechs der zehn Entwickelnde in der Lage, ein geeignetes Analysewerkzeug auszuwählen. Die Entwickelnden mit der Persona Eric Experience haben erhebliche Probleme bei der Auswahl eines geeigneten Tools (vgl. Kapitel 5.2.2). Dies führt zu einer Überforderung und Frustration. Grund hierfür ist mangelndes Wissen über die in der Organisation vorhandenen Analysewerkzeuge sowie auf fehlende Kenntnisse über wichtige Anforderungen an

die Tools in Bezug auf die Daten. Entwickelnde der Persona Dave Data haben keine Probleme, ein geeignetes Tool auszuwählen. Die Persona Dave Data ist hier besonders erfolgreich, da sie über viel Erfahrung in der Durchführung von Analysen verfügen und folglich wichtige Datenanforderungen wie Datenstruktur, Datenzugriffspunkt und Datenqualität identifizieren, die Tools beurteilen und daraus ein geeignetes Tool ableiten können.

Mit der methodischen Unterstützung durch das Prozessmodell konnten 4 von 5 Entwickelnde der Persona Eric Experience ein geeignetes Tool identifizieren. Dies stellt eine wesentliche Verbesserung zur Referenz ohne Unterstützung dar. Es ist festzuhalten, dass Entwickelnde der Gruppe Dave Data in dieser Fallstudie fast doppelt so lange für die Auswahl der Daten gebraucht haben. Dies ist nicht verwunderlich, da sie von der Unterstützung eher behindert werden, als befähigt. In der realen Anwendung wird dies durch das Prozessmodell berücksichtigt und schlägt entsprechende Teilaktivitäten abhängig von der gewählten Persona als optional vor. Dies unterstreicht die Notwendigkeit, Entwickelnde mit unterschiedlichen Kompetenzprofilen in verschiedenen Phasen unterschiedlich zu unterstützen. Das Konzept des entwickelten Prozessmodells, den Anwender nur dort zu unterstützen, wo Unterstützung benötigt wird und damit einen Mehrwert zu schaffen wird so weiter untermauert.

6.2.3 Zwischenfazit

Die Ergebnisse der Evaluation zeigen, dass sich die in Kapitel 4 formulierten Herausforderungen gut durch die entwickelten Methoden und Tools beherrschen lassen. Die beschriebenen Erfolgsfaktoren dienen als grundlegendes Verständnis der übergeordneten Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von ZSE und lassen sich in ihren Prinzipien übertragen. Demnach können die Aktivitäten des Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von ZSE durch die hier beschriebenen Methoden und Tools gut unterstützt werden.

6.3 Entscheidungsunterstützung bei der Optimierung von Produktgenerationen

Dieses Kapitel thematisiert die Auswirkungen von Datenanalysen auf die Entscheidungsunterstützung bei der Optimierung von Produktgenerationen. Hierzu wird beginnend das Studiendesign vorgestellt und folgend die Studienergebnisse präsentiert.

6.3.1 Studiendesign

Im Rahmen der in Kapitel 6.1.2 aufgezählten Fallstudien werden Umfragen zur wahrgenommenen Sicherheit und Effizienz bei der Entscheidungsfindung durchgeführt. Hierzu wird vor und nach der Datenanalysen die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz bei Entwickelnden erfragt. Dabei handelt sich um jeweils die gleiche Entscheidung mit und ohne Unterstützung durch Datenanalysen. Folgende Hypothesen werden untersucht:

Hypothesen zur wahrgenommenen Sicherheit:

Nullhypothese H_{0S} :

Es gibt keinen signifikanten Unterschied in der wahrgenommenen Sicherheit der Entwickelnden bei Entscheidungen, die auf Datenanalysen basieren, im Vergleich zu Entscheidungen ohne Datenanalyse.

Alternativhypothese H_{1S} :

Entwickelnden fühlen sich signifikant sicherer, wenn sie Entscheidungen auf der Grundlage von Datenanalysen treffen, im Vergleich zu Entscheidungen ohne Datenanalyse.

Hypothesen zur wahrgenommenen Effizienz:

Nullhypothese H_{0E} :

Es gibt keinen signifikanten Unterschied in der wahrgenommenen Effizienz der Entwickelnden bei Entscheidungen, die auf Datenanalysen basieren, im Vergleich zu Entscheidungen ohne Datenanalyse.

Alternativhypothese H_{1E} :

Entwickelnden empfinden Entscheidungen effizienter, wenn sie auf der Grundlage von Datenanalysen getroffen werden, im Vergleich zu Entscheidungen ohne Datenanalyse.

Die Hypothesen werden nachfolgend mit statistischen Methoden analysiert. Hierzu werden die im Rahmen der Fallstudien gestellten Fragen zur Sicherheit und Effizienz auf einer Likert-Skala von Entwickelnden bewertet. Entwickelnde geben ihre Bewertungen auf einer Skala von 1 (sehr unsicher/ineffizient) bis 10 (sehr sicher/effizient) an.

Die erhobenen Daten werden zunächst auf Normalverteilung durch den Shapiro-Wilk-Test geprüft. Er wird aufgrund seiner hohen Teststärke bei kleineren Stichproben ausgewählt und prüft die Nullhypothese, dass ein Datensatz aus einer normalverteilten Grundgesamtheit stammt. Die Teststatistik wird wie folgt berechnet (Shapiro & Wilk, 1965):

Formel 1: Teststatistik Shapiro-Wilk-Test

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad 6$$

mit:

- W Teststatistik
- a_i Koeffizientenvektor der Gewichtung
- $x_{(i)}$ i-te Ordnungsstatistik
- μ Mittelwert

Für die erhobenen Daten ergeben sich bei Durchführung des Shapiro-Wilk-Test folgende Werte:

Tabelle 6.1: Ergebnisse Shapiro-Wilk-Test zur Normalverteilung

Wahrgenommene Sicherheit		Wahrgenommene Effizienz	
Teststatistik (W_S)	p-Wert (p_S)	Teststatistik (W_E)	p-Wert (p_S)
0,93033	0,00138	0,9602	0,0374

Zur Ablehnung der Nullhypothese wird hier ein Signifikanzniveau α von 0,05 angesetzt. Für die p-Werte gilt, dass sie kleiner oder gleich 0,05 sind. Damit sind die Daten nicht normalverteilt. Bei nicht normalverteilten Daten kann der Wilcoxon-Rang-Test verwendet werden. Im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit wird zusätzlich der t-Test durchgeführt. Gemäß dem zentralen Grundwertsatz kann eine Annäherung an eine Normalverteilung angenommen werden, wenn die Stichprobe ausreichend groß ist. Für den gepaarten t-Test gilt folglich, dass der t-Wert bei nicht normalverteilten Differenzen der Messpaarungen und ausreichender Stichprobengröße, normalverteilt sein kann. Für die statistische Analyse in den folgenden Test wird ein strengeres Signifikanzniveau α von 0,01 gewählt. Somit sinkt die Wahrscheinlichkeit die Nullhypothesen H_{0S} oder H_{0E} fälschlicherweise abzulehnen.

Abschließend wird für beide Aspekte noch die Effektstärke bestimmt. Diese ist ein Maß für die Größe des Unterschiedes zwischen Gruppen und dient zur Verdeutlichung der praktischen Relevanz der Ergebnisse. Die Effektstärke kann beispielsweise mit Cohen's d bestimmt werden. Ein d-Wert über $d=0,8$ weist auf einen hohen Effekt hin.

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Ergebnisse wurden teilweise im Rahmen der vom Autor Co-betreuten studentischen Abschlussarbeiten von Usanmaz (2023) an der *Hochschule Reutlingen* unter Leitung von Prof. Dr.-Ing. Tino Zillger durchgeführt. erbracht³.

6.3.2 Ergebnisse der statistischen Analyse

Nachfolgend werden die Ergebnisse der statistischen Analyse präsentiert. Beginnend werden die Auswirkungen von Datenanalysen auf die wahrgenommene Sicherheit diskutiert. Anschließend werden zudem die Auswirkungen von Datenanalysen auf die wahrgenommene Effizienz in gleicher Weise beschrieben.

Auswirkungen auf die wahrgenommene Sicherheit in der Entscheidungsfindung

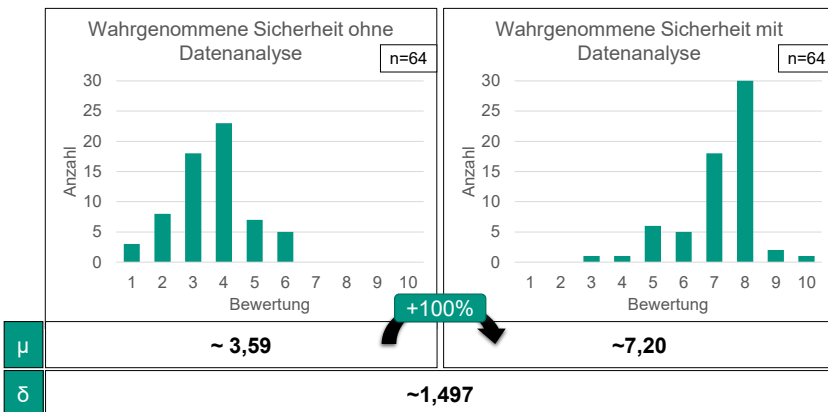


Abbildung 6.8: Bewertung der wahrgenommenen Sicherheit bei der Entscheidungsfindung

Im Vergleich der Histogramme wird deutlich, dass sich die wahrgenommene Sicherheit bei der Entscheidungsfindung auf Basis von Datenanalysen deutlich erhöht. Die Bewertung der wahrgenommenen Sicherheit ohne Datenanalyse ist linksschief mit einem Mittelwert von rund 3,59. Für die Bewertung mit Datenanalyse lässt sich ein Mittelwert von rund 7,2 bestimmen. Das rechte Histogramm ist damit

³ Unveröffentlichte, vom Autor Co-betreute Masterarbeit

rechtsschief und impliziert somit ein vergleichsweise höheres Vertrauensniveau. Durch die datengetriebene Entscheidungsfindung kann demnach die wahrgenommene Sicherheit von Entwickelnden verdoppelt werden. Die Standardabweichung δ beträgt rund 1,497 und weist auf eine moderate Streuung hin. Die Ergebnisse des Wilcoxon-Rang-Test und des t-Tests sind in Tabelle 6.2 dargestellt.

Tabelle 6.2: Ergebnisse Wilcoxon-Rang-Test und t-Test für die wahrgenommene Sicherheit bei der Entscheidungsfindung

Wilcoxon-Rang-Test		t-Test für verbundene Stichproben	
Teststatistik (W)	p-Wert	Teststatistik (t-Wert)	p-Wert
0	$6,8e^{-12}$	19,2	$4,01e^{-28}$

Die Teststatistik $W=0$ sagt aus, dass alle Differenzen in die gleiche Richtung gehen. Dies lässt darauf schließen, dass fast alle Personen sich nach der Datenanalyse sicherer in ihrer Entscheidung gefühlt haben. Der kleine p-Wert von $6,8e^{-12}$ gibt an, dass ein solches Ergebnis nicht durch Zufall zu beobachten ist. Zudem deutet die Teststatistik des t-Tests mit einem t-Wert=19,2 darauf hin, dass die beobachtete Mittelwertdifferenz nicht durch Zufall beobachtet wurde. Die Testergebnisse mit einem p-Wert nahe Null zeigen somit, dass die Nullhypothese H_{0s} bei einem Signifikanzniveau von $\alpha=0,01$ eindeutig abgelehnt werden kann. Daher kann die Alternativhypothese H_{1s} angenommen werden. Folglich hat die Nutzung von Datenanalysen als Entscheidungsgrundlage signifikante Auswirkungen auf die wahrgenommene Sicherheit von Entscheidungen für die Zwecke der Zielsystemvalidierung.

Für die in Abbildung 6.8 dargestellten Daten kann eine Effektstärke von $d=2,41$ bestimmt werden. Der Wert liegt damit deutlich über dem Schwellenwert von 0,8 und deutet somit auf einen hohen Unterschied bei der wahrgenommenen Sicherheit zwischen den zwei Gruppen (vorher/nachher) hin.

Auswirkungen auf die wahrgenommene Effizienz in der Entscheidungsfindung

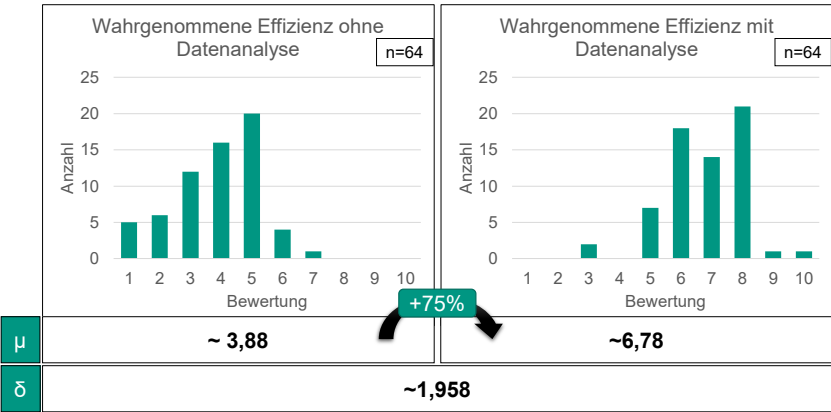


Abbildung 6.9: Bewertung der wahrgenommenen Effizienz bei der Entscheidungsfindung

Analog zu Abbildung 6.8 zeigt das linke Histogramm (ohne Datenanalyse) eine klare Linksschiefe und das rechte Histogramm (mit Datenanalysen) eine Rechtsschiefe. Durch die datengetriebene Entscheidungsfindung kann demnach die wahrgenommene Effizienz von Entwickelnden um rund 75% gesteigert werden. Die Standardabweichung δ beträgt rund 1,958 und weist auf eine moderate Streuung hin. Die Ergebnisse des Wilcoxon-Rang-Test und des t-Tests sind in Tabelle 6.3 dargestellt.

Tabelle 6.3: Ergebnisse Wilcoxon-Rang-Test und t-Test für die wahrgenommene Effizienz bei der Entscheidungsfindung

Wilcoxon-Rang-Test		t-Test für verbundene Stichproben	
Teststatistik (W)	p-Wert	Teststatistik (t-Wert)	p-Wert
11	1,0327e ⁻¹⁰	-11,88	1,0003e ⁻¹⁷

Gleich der Untersuchung zur wahrgenommenen Sicherheit zeigen die Testergebnisse auch hier, dass die Nullhypothese H_{0E} bei einem Signifikanzniveau von $\alpha=0,01$ eindeutig abgelehnt werden kann und die Alternativhypothese H_{1E} angenommen werden kann. Folglich hat die Nutzung von Datenanalyse als Entscheidungsgrundlage signifikante Auswirkungen auf die wahrgenommene Effizienz von Entscheidungen für die Zwecke der Zielsystemvalidierung.

Für die in Abbildung 6.9 dargestellten Daten kann eine Effektstärke von $d=1,48$ bestimmt werden. Der Wert liegt damit deutlich über dem Schwellenwert von 0,8 und deutet somit auf einen hohen Unterschied bei der wahrgenommenen Effizienz zwischen den zwei Gruppen (vorher/nachher) hin.

6.3.3 Zwischenfazit

Durch die Nutzung von Datenanalysen als Entscheidungsgrundlage können positive Auswirkungen auf die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz von Entscheidungen realisiert werden. Die Nullhypothesen H_{0S} und H_{0E} können bei einem Signifikanzniveau von $\alpha=0,01$ abgelehnt werden. Die präsentierten Ergebnisse sind demzufolge statistisch signifikant. Der in den Fallstudien gemessene Unterschied von wahrgenommener Sicherheit in der Entscheidungsfindung mit und ohne Datenanalysen beträgt rund 100%. Die Alternativhypothese H_{1S} kann angenommen werden.

Alternativhypothese H_{1S} :

Entwickelnde fühlen sich signifikant sicherer, wenn sie Entscheidungen auf der Grundlage von Datenanalysen treffen, im Vergleich zu Entscheidungen ohne Datenanalyse.

So ist der gemessene Unterschied in der wahrgenommenen Effizienz in der Entscheidungsfindung mit und ohne Datenanalysen bei rund 75%. Die Alternativhypothese H_{1E} kann angenommen werden.

Alternativhypothese H_{1E} :

Entwickelnde empfinden Entscheidungen effizienter, wenn sie auf der Grundlage von Datenanalysen getroffen werden, im Vergleich zu Entscheidungen ohne Datenanalyse.

6.4 Fazit zur Evaluation des Prozessmodells

Die Deskriptive Studie II verfolgte das Ziel das Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung und die ergänzend entwickelten Methoden und Tools zu evaluieren. Außerdem sollten die Auswirkungen auf die Entscheidungsfindung durch die Nutzung von Datenanalysen untersucht werden. Zu diesem Zweck wurden die folgenden Teilfragen beantwortet:

- 5.1 Welcher Aufwand besteht für die Durchführung einer Datenanalyse bei Anwendung des Prozessmodells zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen?
- 5.2 Wie unterstützten die entwickelten Methoden und Tools die Entwickelnden bei der datengetriebenen Zielsystemvalidierung?
- 5.3 Welche Auswirkungen hat die Anwendung des Prozessmodells auf die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz bei der Entscheidungsfindung?

In Kapitel 6.1.2 konnte gezeigt werden, dass durch die Anwendung des Prozessmodells die Aufwände zur Durchführung von Datenanalysen um 74% reduziert werden konnten. Von anfänglich 3,1 Wochen können durch das Prozessmodell Datenanalysen verlässlich in unter einer Woche durchgeführt werden. Die in Kapitel 6.2.2 beschriebenen ergänzenden Methoden und Tools leisten hierbei einen wesentlichen Beitrag. Es zeigt sich, dass die Methoden und Tools den Zweck ihrer Entwicklung vollständig erfüllen und das Prozessmodell gleichzeitig die in Kapitel 1 identifizierten Herausforderungen und Erfolgsfaktoren zielführend umsetzt. Die Aktivitäten der Prozessmodells können zur datengetriebenen Validierung von ZSE durch die hier beschriebenen Methoden und Tools gut unterstützt werden. Schließlich zeigt die statistische Analyse der Umfrageergebnisse im Rahmen der Fallstudien, dass sich die Nutzung von Datenanalysen signifikant positive auf die wahrgenommene Sicherheit und Effizienz von Entscheidungen auswirkt. Die Ergebnisse zur Beantwortung der drei Teilfragen sind in Abbildung 6.10 abgebildet.

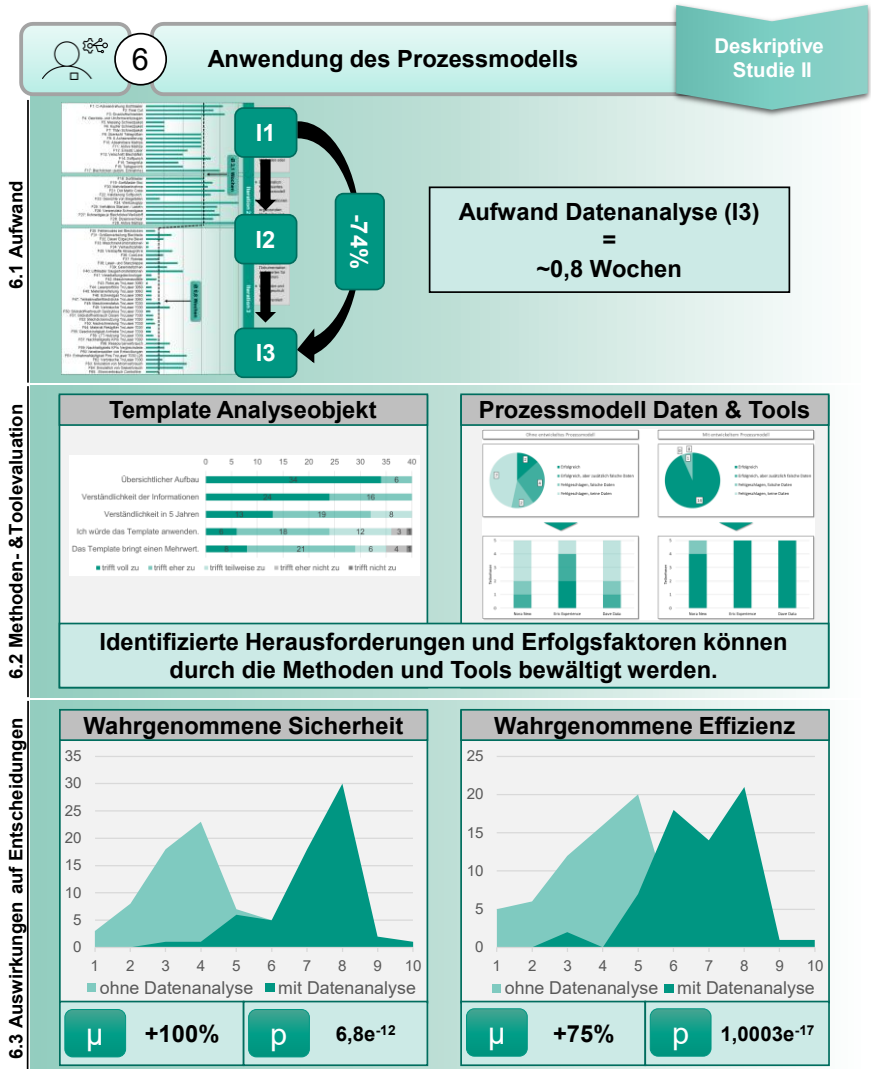


Abbildung 6.10: Ergebnisse der Deskriptiven Studie II – Übersicht über die Evaluation des notwendigen Aufwands, der Methoden- und Toolevaluation, sowie der Auswirkungen auf die Steigerung der wahrgenommenen Sicherheit und Effizienz durch datengetriebene Entscheidungen

7 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der vorherigen Kapitel zusammengefasst. Abschließend werden im Ausblick potenzielle weiterführende Forschungsarbeiten dargelegt.

7.1 Zusammenfassung

In der Entwicklung mechatronischer Systeme sind Entwickelnde mit der Aufgabe konfrontiert komplexe Fragestellung zu beantworten. In der traditionellen Vorgehensweise werden derartige Fragestellungen oft auf Basis von Bauchgefühl beantwortet. Für Entwickelnde ergeben sich in der Praxis zudem meist keine Alternativen, da andere Methoden zur Wissensgenerierung etwa zu viel Zeit in Anspruch nehmen oder schlichtweg nicht existent sind. Die Nutzung von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen birgt immenses Potential für die effiziente Wissensgenerierung.

In der vorliegenden Forschungsarbeit wird ein expliziter Fokus auf die Validierung von Zielsystemelementen gelegt. Durch die Analyse von Betriebsdaten kann die Wissensbasis des Handlungssystem erweitert werden. Durch die Synthese der Wissensbasis kann das Zielsystem iterativ weiterentwickelt werden. Für die Zielsystemvalidierung durch die Analyse von Betriebsdaten bestehen jedoch eine Vielzahl an Herausforderungen. Heutige zur Verfügung stehende Methoden des Data Mining, wie beispielsweise CRISP-DM, liefern keine adäquate methodische Unterstützung für Entwickelnde. Diese befähigen zwar grundlegend die Analyse von Daten und unterstützen eine iterative Arbeitsweise, jedoch setzen sie umfassende Datenanalysekompetenzen voraus. Zudem werden Herausforderungen, die sich speziell in der Entwicklung mechatronischer Systeme ergeben nicht ausreichend abgebildet. Um Entwickelnde für die Analyse von Betriebsdaten methodisch zu befähigen, müssen neue Methoden entwickelt werden, die dies gezielt unterstützen. Aus diesem Grund wurde in der vorliegenden Forschungsarbeit folgende Zielsetzung bearbeitet:

Ziel der Arbeit

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung eines Prozessmodells, das Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen durch die Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen in der Entwicklung mechatronischer Systeme methodisch unterstützt.

Die Zielsetzung wurde durch die folgenden drei Forschungsfragen operationalisiert:

1. Welche Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bestehen für Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen?
2. Wie muss ein Prozessmodell sowie dazugehörige Methoden und Tools zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung gestaltet sein, um Entwickelnde bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen methodisch zu unterstützen?
3. Welchen Beitrag liefert die Anwendung des entwickelten Prozessmodells hinsichtlich der methodischen Unterstützung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung?

Zur Strukturierung des Forschungsvorhabens wurde die Design Research Methodology (DRM) nach BLESSING & CHAKRABART angewandt (Blessing & Chakrabarti, 2009). Dem grundlegenden Verständnis der DRM folgend wurde das entwickelte Prozessmodell kontinuierlich in der Forschungsumgebung angewendet und somit iterativ, durch Aktivitäten der Validierung, weiterentwickelt.

Zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage wurde die Deskriptive Studie I durchgeführt. Ziel der Deskriptiven Studie I ist es ein tieferes Verständnis für die Analyse von Betriebsdaten in der Entwicklung mechatronischer Systeme aufzubauen. Hierzu wurden mittels verschiedener Studien die Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten identifiziert. Die Kernergebnisse der Deskriptiven Studie I sind nachfolgend in Abbildung 7.1 visualisiert.

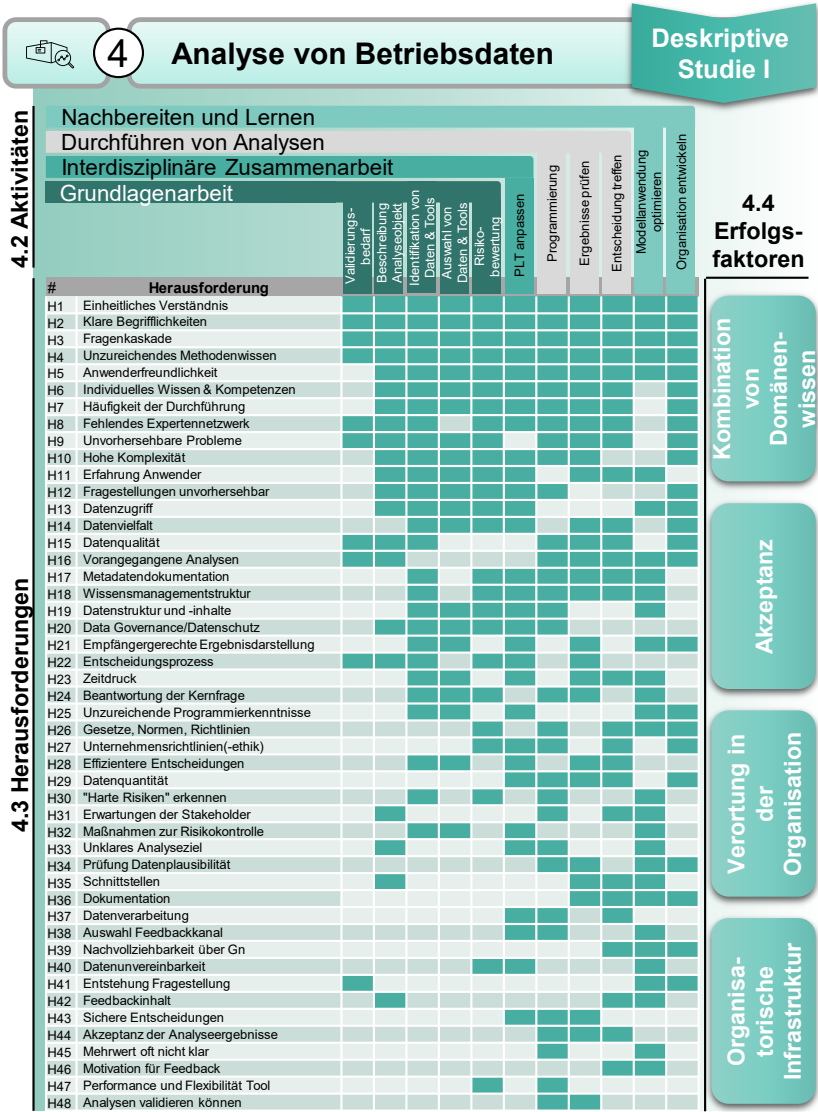


Abbildung 7.1: Ergebnisse der Deskriptiven Studie I: Aktivitäten, Herausforderungen und Erfolgsfaktoren bei der Analyse von Betriebsdaten

Die notwendigen Aktivitäten für die Analyse Betriebsdaten können anhand der Beobachtungen im Rahmen der durchgeführten Fallstudien abgeleitet werden. Hierzu werden aus den insgesamt 65 durchgeführten Fallstudien, drei Fallstudien exemplarisch vorgestellt und diskutiert. Für die Analyse von Betriebsdaten ergeben sich die folgenden übergeordneten Aktivitäten mit ihren zugehörigen Teilaktivitäten:

Die vier übergeordneten Aktivitäten und ihre 11 Teilaktivitäten müssen folglich durch ein zu entwickelndes Prozessmodell adäquat unterstützt werden. Insbesondere zeigt sich, dass die Aktivitäten der *Grundlagenarbeit* und der *Interdisziplinären Zusammenarbeit* zum aktuellen Zeitpunkt für einen Großteil des Aufwands verantwortlich sind. Hier besteht folglich großes Potential den Aufwand zur Analyse von Betriebsdaten merklich durch neue Methoden und Tools zu verringern.

In der zweiten Studie der Deskriptiven Studie I wurden, ausgehend von den Erkenntnissen aus den Untersuchungen zu Aktivitäten, Herausforderungen bei der Analyse von Betriebsdaten identifiziert. Hierzu wurden vertiefende Studien durchgeführt (vgl. Kapitel 4.3.1). Die 48 identifizierten Herausforderungen sind den Teilaktivitäten zugeordnet worden. Somit konnte ein tiefes Verständnis für die einzelnen Teilaktivitäten und die wechselwirkenden Herausforderungen aufgebaut werden. Dabei war festzustellen, dass zwar Herausforderungen mit vielen Schnittstellen zu Teilaktivitäten von hoher Bedeutung sind, jedoch Herausforderungen mit nur wenigen Schnittstellen von immenser Bedeutung für die erfolgreiche datengetriebene Zielsystemvalidierung sind.

In der dritten Studie der Deskriptiven Studie I wurden, basierend auf dem Verständnis der einzelnen Aktivitäten und Herausforderungen, vier Erfolgsfaktoren abgeleitet. Die Erfolgsfaktoren beschreiben dabei ganzheitliche Faktoren, die für die generelle Anwendung des Prozessmodell berücksichtigt werden. Folgende Erfolgsfaktoren konnten identifiziert werden:

- Kombination von Domänenwissen und -kompetenz
- Verortung in der Organisation
- Akzeptanz
- Organisatorische Infrastruktur

Speziell die Kombination von Domänenwissen/-kompetenzen und die organisatorische Infrastruktur haben signifikante Auswirkungen auf die erfolgreiche Nutzung von Betriebsdaten zur Validierung von ZSE. Beide Aspekte müssen durch ein Prozessmodell beachtet werden. So müssen auf der einen Seite Entwickelnde methodische gezielt anhand ihres individuellen Kompetenzprofils unterstützt

werden und andererseits müssen Hürden zur Analyse von Betriebsdaten durch die Optimierung der organisatorischen Infrastruktur gesenkt werden.

Zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage in der Präskriptiven Studie wurde ein Prozessmodell entwickelt. Dieses hat zum Ziel Entwickelnde bei der datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen durch die Analyse von Betriebsdaten früherer Produktgenerationen in der Entwicklung mechatronischer Systeme methodisch zu unterstützen. Zusätzlich zum Prozessmodell selbst, wurden ergänzende Methoden und Tools entwickelte, welche die tatsächliche Anwendbarkeit des Prozessmodells in der Praxis ermöglichen. Die Ergebnisse der Präskriptiven Studie sind in Abbildung 7.2 dargestellt:

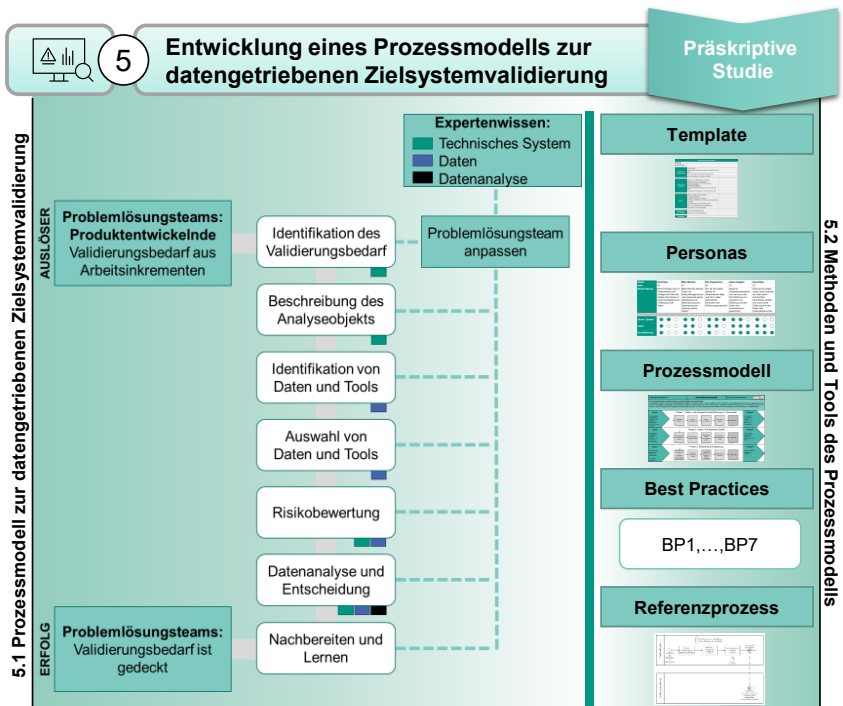


Abbildung 7.2: Ergebnisse der Präskriptiven Studie: Prozessmodell und ergänzende Methoden und Tools zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung

Auf Basis des in der Deskriptiven Studie I aufgebauten Verständnisses für die Analyse von Betriebsdaten und den theoretischen Hintergründen wurde das

Prozessmodell entwickelt. Hierzu dient die SPALTEN-Methode aus der *KaSPro – Karlsruher Schule für Produktentwicklung* als grundlegendes Framework zur Unterstützung einer iterativen Vorgehensweise. Das Prozessmodell besteht aus sieben Aktivitäten und ermöglicht die allzeitige Anpassung des Problemlösungsteams für einen effizienten Prozessablauf. Das Prozessmodell unterstützt dabei Entwickelnde abhängig von ihrem individuellen Kompetenzprofil methodisch und optimiert Prozessabläufe weiter durch diverse Standards für Methoden und Tools. Die Aktivitäten des Prozessmodells lassen sich wie folgt kurz zusammenfassen:

Identifikation des Validierungsbedarfs

Ziel der Aktivität ist die Klärung der Kernfrage. Diese begründet den Validierungsbedarf und kann über Iterationen weiterentwickelt werden.

Beschreibung des Analyseobjekts

Ziel der Beschreibung des Analyseobjekts ist die Spezifizierung des zuvor identifizierten Validierungsbedarf anhand vordefinierter Dimensionen zur Beschreibung. Die Aktivität leistet somit einen Beitrag zur Eingrenzung der Analyseaufwände früh im Prozess.

Identifikation von Daten und Tools

Ziel der Identifikation von Daten und Tools ist es Entwickelnde abhängig von ihren persönlichen Kompetenzen und Wissen methodisch zu unterstützen. Grundlage für die Suche nach Daten und Tools sind die zuvor beschriebenen Spezifizierungen der Analyseobjekte.

Auswahl von Daten und Tools

Ziel ist die Auswahl einer Kombination an Daten und Tools auf Basis der zuvor identifizierten Lösungsalternativen. Die Auswahl des Tools ist abhängig von den ausgewählten Daten.

Risikobewertung

Die Risikobewertung fokussiert sich ausschließlich auf die Aufdeckung von potenziellen Risiken und unterscheidet in harte und weiche Risiken, die es zu kontrollieren gilt.

Datenanalyse und Entscheidung

Ziel der Aktivität ist es die zuvor ausgewählte Kombination von Daten und Tools in einer Datenanalyse zu verbinden, die Analyseergebnisse zu prüfen und eine Entscheidung abzuleiten.

Nachbereiten und Lernen

Ziel der Aktivität ist die Optimierung der Anwendung des Prozessmodells und die Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur durch die Nutzung von Feedback.

Die ergänzenden Methoden und Tools zeigen, dass eine simple Definition für ein Prozessmodell zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung allein nicht zielführend ist. Besondere Bedeutung kommt beispielsweise der Schaffung eines einheitlichen Verständnisses zum Analyseobjekt durch das entwickelte Template oder der Möglichkeit zur Navigation in Datenbanken und Toollandschaften durch das Prozessmodell zu.

Zur Beantwortung der dritten Forschungsfrage wird die Deskriptive Studie II durchgeführt. Hierzu wird der Aufwand zur Durchführung von Datenanalysen untersucht, die ergänzend entwickelten Methoden und Tools evaluiert abschließend wird die Entscheidungsfindung vertiefend analysiert. Die Ergebnisse der Deskriptiven Studie II sind nachfolgend in Abbildung 7.3 dargestellt:

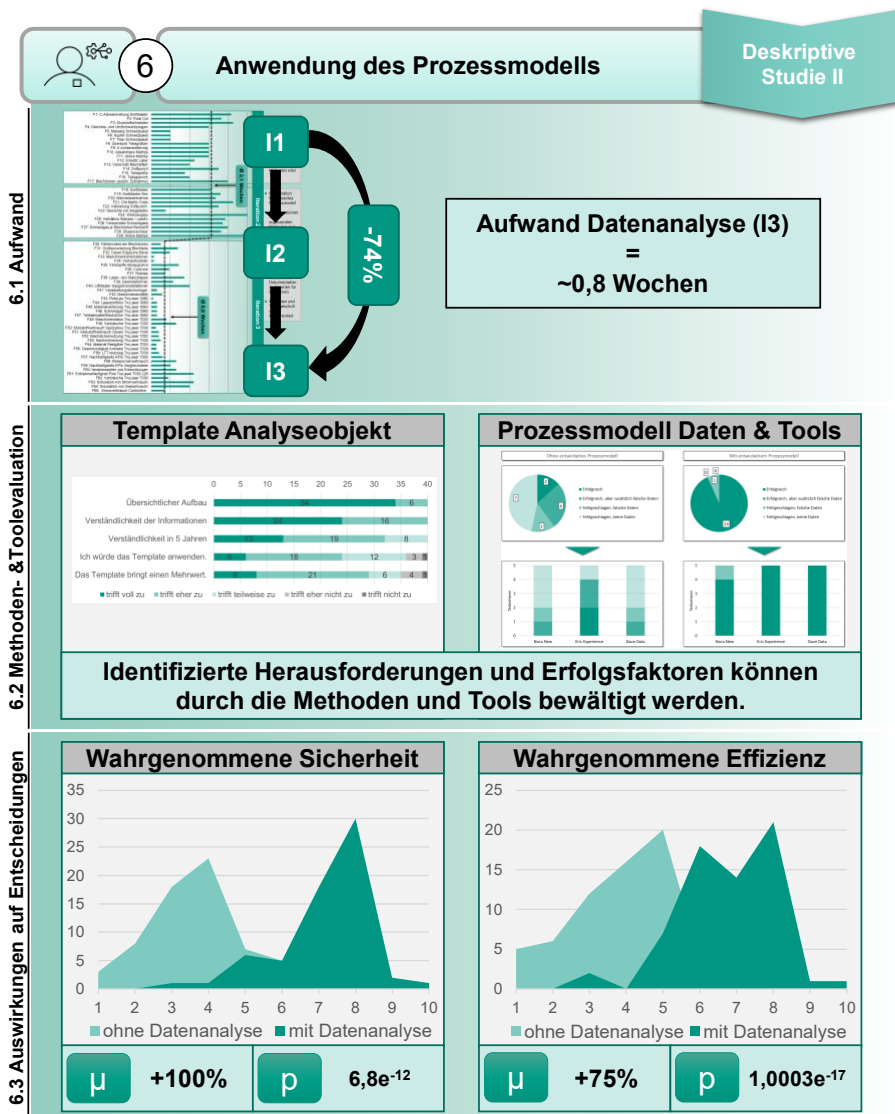


Abbildung 7.3: Ergebnisse der Deskriptiven Studie II: Aufwandsreduktion durch das Prozessmodell, Methoden- & Toolevaluation, Auswirkungen auf Sicherheit und Effizienz in der Entscheidungsfindung

Hierzu werden die im Rahmen die 65 durchgeführten Fallstudien auf den notwendigen Aufwand zur Durchführung von Datenanalysen, unter Anwendung des Prozessmodells, analysiert. Diese sind nachfolgen in Abbildung 7.4 dargestellt:

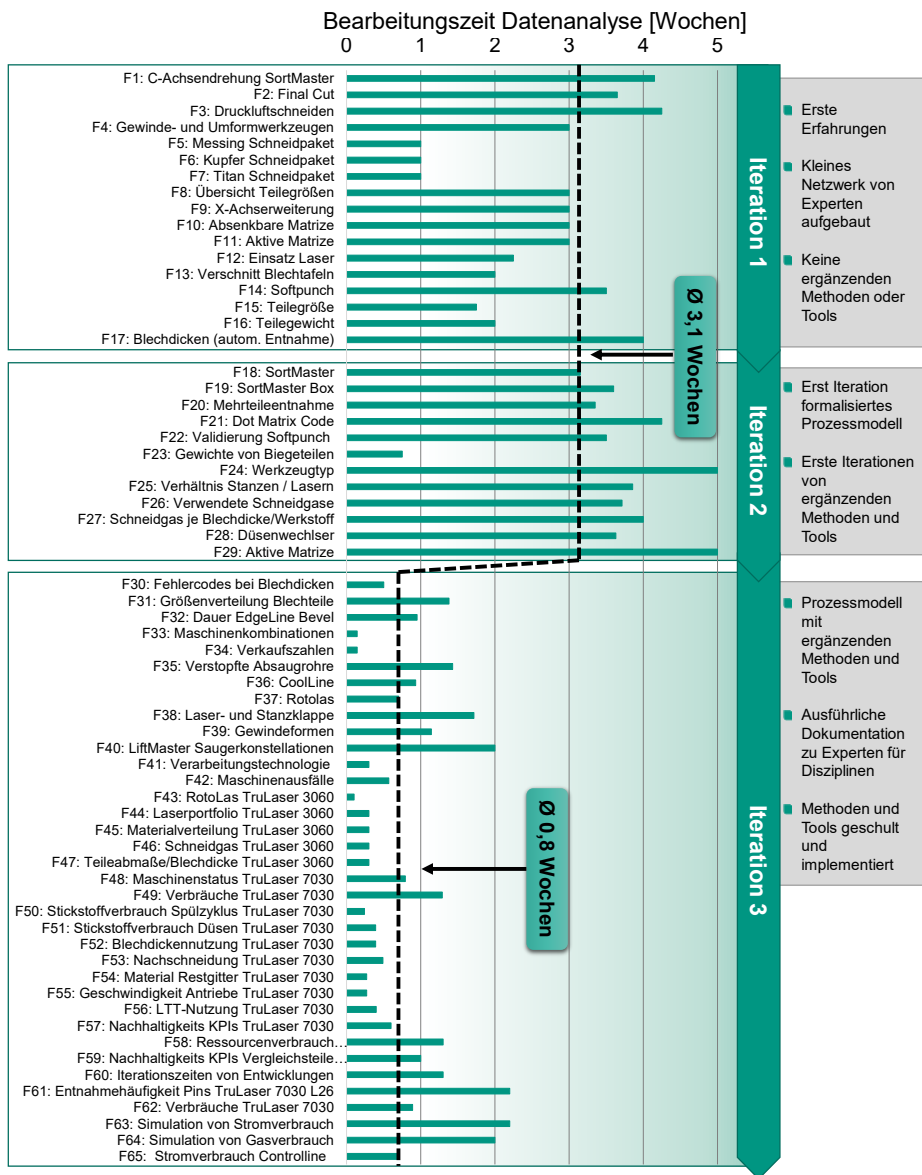


Abbildung 7.4: Aufwände zur Durchführung von Datenanalysen in den Fallstudien

Verschiedene Iterationen des Prozessmodells wurden über den Forschungszeitraum von über zwei Jahren zur Bearbeitung der Fallstudien angewendet. Das Prozessmodell wurde demnach dauerhaft in der Forschungsumgebung erprobt und validiert. Hierdurch konnte das Prozessmodell kontinuierlich weiterentwickelt werden und für die Anwendung in der Praxis optimiert werden. So umfassen die 65 Fallstudien mehr als 120 Wochen an Analyseaufwand. Durch die Optimierung des Prozessmodells konnte die Bearbeitungszeit von Datenanalysen von ursprünglich 3,1 Wochen auf 0,8 Wochen reduziert werden. Dies entspricht einer Reduktion um rund 74%. Bei Beachtung der gleichzeitigen Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur über den beschriebenen Zeitraum, kann argumentiert werden, dass sich die starke Reduktion nicht allein durch die Anwendung des Prozessmodells ergibt. Dies schmälert jedoch nicht die hierbei beobachtete Aufwandsreduktion, sondern unterstreicht die Eignung des Prozessmodells zur Befähigung von Entwickelnden bei der Analyse von Betriebsdaten. Diese hier parallel beobachteten Effekt der Organisationsentwicklung werden durch die Anwendung des Prozessmodells forciert (vgl. Kapitel 4.4.2).

In der zweiten Studie der Deskriptiven Studie II wurden die ergänzenden Methoden und Tools evaluiert. Die Studien zeigen, dass sich die in Kapitel 4.3.2 formulierten Herausforderungen gut durch die entwickelten Methoden und Tools beherrschen lassen. Diese Methoden und Tools sind:

- Template zur Beschreibung von Analyseobjekten
- Personas in der datengetriebenen Zielsystemvalidierung
- Prozessmodell zur kompetenzspezifischen Unterstützung bei der Identifikation und Auswahl von Daten und Tools
- Best Practices für die datengetriebene Entscheidungsfindung
- Referenzprozess zur Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur

In der dritten Studie der Deskriptiven Studie II konnte gezeigt werden, dass durch die Verwendung von Datenanalyse in der Entscheidungsfindung sich Entwickelnde in ihren Entscheidungen signifikant sicherer und effizienter fühlen. Bei einem p -Wert= $2,198e-22$ für die Sicherheit und einem p -Wert= $1,0003e-17$ bei der Effizienz kann die Nullhypothese im t-Test mit einem Signifikanzniveau von $\alpha=0,01$ abgelehnt werden. Die wahrgenommene Sicherheit stieg im Mittel um 100%, wobei die wahrgenommene Effizienz im Mittel um 75% anstieg. Damit ist der statistische Beweis erbracht, dass Entscheidungen auf Basis von Datenanalysen klare Vorteile bieten. So konnte zudem gezeigt werden, dass die notwendigen Aufwände zur Durchführung derartiger Datenanalysen durch das entwickelte Prozessmodell stark

reduziert werden können. Die vorliegende Forschungsarbeit leistet somit einen Beitrag für die datengetriebene Zielsystemvalidierung als Teil der *KaSPro – Karlsruher Schule für Produktentwicklung*.

7.2 Ausblick

Speziell im zeitlichen Kontext der hier präsentierten Forschungsarbeit ist die zunehmende Bedeutung generativer KI für alle Anwendung, die Programmiersprachen als integrale Bestandteile aufweisen, nicht von der Hand zu weisen. Perspektivisch können so die Hürden zur Durchführung von Datenanalysen weiter gesenkt werden, bis hin zur Redundanz von Programmierkenntnissen. Im Hinblick auf die Entwicklung mechatronischer Systeme liegt, jedoch vor allem das Produkt im Fokus der Werkzeugmaschinenhersteller. Vor diesem Hintergrund sind zwei Themen von besonderer Relevanz: *Nachhaltigkeit* und *Upgradefähigkeit* von Produkten.

7.2.1 Datengetriebene Nachhaltigkeit

Die beschriebenen Ansätze zeigen darüber hinaus Potentiale hinsichtlich der nachhaltigen Gestaltung und Optimierung mechatronischer Systeme. Durch die systematische Aggregation und Analyse von Betriebsdaten aus Referenzsystemen und Referenzsystemelementen können essenzielle Erkenntnisse zur Reduktion von Umweltauswirkungen im Betrieb von mechatronischen Systemen gezogen werden. Speziell in der frühen Phase der Produktentwicklung, in welcher die Validierung der ZSE von entscheidender Bedeutung ist, können Fragestellungen hinsichtlich der Nachhaltigkeit aufgegriffen und Nachhaltigkeitsaspekte proaktiv adressiert werden (Wagenmann, Krause, Rapp, Albers et al., 2022).

Der Einsatz der Methode zeigt auch in weiterführenden Forschungsaktivitäten ihre Effektivität, in welcher Entwickelnde mit unterschiedlichen Kompetenzprofilen durch die gezielte Integration von Expertise aus den Bereichen Nachhaltigkeit und Data Analytics ein gemeinsames Systemverständnis geschaffen werden konnte. Besonders in Kombination mit bereits existierenden Verfahren, wie bspw. dem Life-Cycle Assessment zur Abschätzung von Umweltauswirkungen eines Produktes über dessen gesamten Lebenszyklus, trägt die Methode dazu bei, die Genauigkeit als auch die Effizienz von Nachhaltigkeitsbewertungen zu erhöhen. In weiterführenden Forschungsaktivitäten konnte bereits aufgezeigt werden, dass eine reine Abschätzung möglicher Auswirkungen auf die Umwelt eine Diskrepanz von 24% im Vergleich zu einer datengetriebenen Auswertung am Beispiel eines

mechatronischen Systems aufwies (Krause et al., 2024). Darüber hinaus wird die Nutzung von Daten aus Referenzsystemelementen auch für die Simulation sowie Prädiktion von Ressourcenverbräuchen im Betrieb mechatronischer Systeme erforscht. Hierbei werden die Einflüsse von Blechteilgeometrien in Verbindung mit Parameterkombinationen des mechatronischen Systems näher untersucht.

Durch eine erhöhte Akzeptanz der Daten und dem Einsatz von dezentralisierten Analysekompetenzen kann auch das Verständnis der Nachhaltigkeit von mechatronischen Systemen gesteigert werden. Dadurch bieten sich Potentiale, Umweltauswirkungen durch das technische System systematisch auszuwerten und dessen Ausprägungen dem Entwickelnden greifbarer zu machen. Mit der Weiterentwicklung der organisatorischen Infrastruktur wird es der Organisation zudem ermöglicht, gezielt Fragestellungen bereits in der Gestaltung der Systemarchitektur zu berücksichtigen. Hierdurch wird sowohl die Bereitstellungen notwendiger Daten als auch deren Qualität maßgeblich bereits im Entwicklungsprozess neuer Produktgenerationen mechatronischer Systeme gefördert. Dadurch wird es Organisationen ermöglicht, Veränderungen von Produkthanforderungen und folglich Veränderungen im Produktdesign zu unterstützen. Aspekte der Nachhaltigkeit können dadurch in Form von Produkthanforderungen gezielt datengetrieben validiert werden (Krause et al., 2024). So wird im Rahmen einer auf dieser Arbeit aufsetzenden Forschungsarbeit am ISEM – Institut für Smarte Entwicklung und Maschinenelemente der Technischen Universität Hamburg in Kooperation mit dem Unternehmen TRUMPF SE + Co. KG ein Ansatz zur Unterstützung einer datengetriebenen Produktentwicklung für die Reduktion von CO₂-Emissionen im Betrieb neuer Produktgenerationen komplexer mechatronischer Systeme erarbeitet.

7.2.2 Upgradefähigkeit mechatronischer Systeme

Für die Entwicklung von kundenseitigen Produktverbesserungen und -erweiterungen können im Produktentwicklungsprozess (PEP) Maschinendaten herangezogen werden (Wagenmann, Krause, Rapp, Albers et al., 2022). Die Analyse dieser Daten kann hierbei aktuell retrospektiv für die im Markt befindliche Generation $G_{i=n-1}$ angewandt werden, und so durch Software-Updates und Retrofits auf sich ändernde Bedarfe eingegangen werden. Die nachgelagerte Verbesserung und Erweiterung von Produkten sieht sich an dieser Stelle jedoch der Herausforderung gegenüber, Restriktionen durch die vorhandene Produktarchitektur zu berücksichtigen, sodass ein breites Spektrum dieser Bedarfe nicht adressiert werden kann. Bislang werden diese Produkterweiterungen also nicht im Produktentwicklungsprozess berücksichtigt, sodass Potenziale, insbesondere Steigerung der Produktnachhaltigkeit, stark begrenzt sind (Albers et

al., 2023). Erweiterungen, welche bereits im PEP geplant und vorgedacht werden, bieten die Möglichkeit diese Potenziale nutzbar zu machen (Schuh et al., 2023). Das Modell der SGE bietet in diesem Kontext eine Grundlage zur generationsübergreifenden und kontinuierlichen Planung und Erweiterung von Produkten (Albers et al., 2023).

KÜBLER ET AL. beschreiben in diesem Kontext Erfolgsfaktoren für die Planung und Entwicklung von upgradefähigen mechatronischen Systemen in den Clustern Marktumfeld, Anbieter und System (Kübler, Beck et al., 2023). Die darauf aufbauende initiale Systematik (Kübler, Thümmel et al., 2023) setzt dabei den Fokus auf die vielseitigen Einflüsse des Marktumfelds sowie einer Implementierung der upgradefähigen Produktarchitektur. Die resultierende Upgrade-Roadmap lässt sich in Bezug zur vorliegenden Arbeit durch die Analyse von Maschinendaten fortwährend Überwachen sodass geplante Erweiterungen gezielt implementiert werden können.

Um die zuvor beschriebenen Potenziale für die Produktnachhaltigkeit für Entwickelnde nutzbar zu machen und die Implementierung upgradefähiger Systeme auf Basis des Modells der SGE realisieren zu können, muss die Systematik nach (Kübler, Thümmel et al., 2023) weiterentwickelt werden. Eine praxisnahe Validierung der Erfolgsfaktoren als auch der Systematik stellt dabei die Maßgabe für die spätere Anwendbarkeit der Unterstützung dar.

Literaturverzeichnis

Albers, A. (2003). Produktentwicklung - Heute und Morgen. *Konstruktion*, 55(11/12), 3–5.

Albers, A. (2010). Five Hypotheses about Engineering Processes and their Consequences. *Proceedings of the TMCE*.
<https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000067462>

Albers, A. (2022). Vorwort zu Band 142. In *Entwicklung einer Hochvolt-Traktionsbatterie als Produktgeneration 1 – Variationsinduzierte Validierungs- und Verifikationsplanung im Modell der PGE – Produktgenerationsentwicklung = Development of a high-voltage traction battery as a product generation 1 – Variation-induced validation and verification planning in the PGE model – Product Generation Engineering*.

Albers, A. (Hrsg.) (2023). Engineering neu denken und gestalten. Herausforderungen, Anwendungsszenarien und das neue Leitbild Advanced Systems Engineering (*acatech IMPULS*).

Albers, A., Behrendt, M., Klingler, S. & Matros, K. (2016). Verifikation und Validierung im Produktentstehungsprozess. In *Handbuch Produktentwicklung* (S. 541–569). Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG.
<https://doi.org/10.3139/9783446445819.019>

Albers, A., Behrendt, M., Klingler, S., Reiß, N. & Bursac, N. (2017). Agile product engineering through continuous validation in PGE – Product Generation Engineering. *Design Science*, 3. <https://doi.org/10.1017/dsj.2017.5>

Albers, A. & Braun, A. (2011a). A generalised framework to compass and to support complex product engineering processes. *International Journal of Product Development*, 15, 6–25.
<https://doi.org/10.1504/IJPD.2011.043659>

Albers, A. & Braun, A. (2011b). Der Prozess der Produktentstehung. In F. HENNING & E. Möller (Hrsg.), *Handbuch Leichtbau: Methoden, Werkstoffe, Fertigung* (S. 5–30). Carl Hanser.

- Albers, A., Braun, A. & Muschik, S. (2010). Uniqueness and the Multiple Fractal Character of Product Engineering Processes.
https://doi.org/10.1007/978-1-84996-199-8_2
- Albers, A., Burkhardt, N., Meboldt, M. & Saak, M. (2005). SPALTEN Problem Solving Methodology in the Product Development. In A. Samuel (Hrsg.), *Engineering Design and the Global Economy:: 15th International Conference on Engineering Design - ICED 2005*.
- Albers, A., Bursac, N. & Behrendt, M. (2015). Validierung in der Produktgenerationsentwicklung. *WiGeP News*, 2(2015), 18.
- Albers, A., Bursac, N. & Rapp, S. (2016). PGE - Product Generation Engineering - Case Study of the Dual Mass Flywheel. In *DS 84: Proceedings of the DESIGN 2016 14th international design conference* (S. 791–800).
- Albers, A., Bursac, N. & Wintergerst, E. (2015). Product Generation Development - Importance and Challenges from a Design Research Perspective. *Proceedings of INASE Conferences*, 16–21.
- Albers, A., Dumitrescu, R., Gausemeier, J., Lindow, K., Riedel, O. & Stark, R. (2022a). Strategie Advanced Systems Engineering – Leitinitiative zur Zukunft des Engineering und Innovationsstandorts Deutschland. Acatech.
- Albers, A., Dumitrescu, R., Gausemeier, J., Lindow, K., Riedel, O. & Stark, R. (2022b). Strategie Advanced Systems Engineering- Leitinitiative zur Zukunft des Engineering- und Innovationsstandorts Deutschland. www.advanced-systems-engineering.de
- Albers, A. & Düser, T. (2008). Integrierte Validierungsumgebung für energieeffiziente Fahrerassistenzsysteme am Rollenprüfstand. In *IPG Technology Conference Apply and Inovate*, Ettlingen.
- Albers, A., Düser, T., Kübler, M., Schwarz, S., Lickefett, M., Pfaff, F. & Thümmel, C. (2023). Upgradeable Mechatronic Systems – Definition and Model of Upgrades in the Context of the Model of SGE - System Generation Engineering. In *Proceedings of the FISITA 2023*.
<https://doi.org/10.46720/fwc2023-sel-009>

- Albers, A., Ebel, B. & Lohmeyer, Q. (2012). Systems of Objectives in Complex Product Development. *Ninth International Symposium on Tools and Methods of Competitive Engineering, TMCE*.
- Albers, A., Fahl, J., Hirschter, T., Endl, M., Ewert, R. & Rapp, S. (2020). Model of PGE – Product Generation Engineering by the Example of Autonomous Driving. *Procedia CIRP*, 91, 665–677.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.03.113>
- Albers, A., Haug, F., Heitger, N., Fahl, J. & Hirschter, T. (2019). Entwicklungsgenerationen zur Steuerung der PGE - Produktgenerationsentwicklung: Von der Bauteil-zur Funktionsorientierung in der Automobilentwicklung.
- Albers, A., Heimicke, J., Spadinger, M., Reiß, N., Breitschuh, J., Richter, T., Bursac, N. & Marthaler, F. (2019). Eine Systematik zur situationsadäquaten Mechatroniksystementwicklung durch ASD - Agile Systems Design. <https://doi.org/10.5445/IR/1000091847>
- Albers, A., Heitger, N., Haug, F., Fahl, J., Hirschter, T. & Bursac, N. (2018). Supporting potential innovation in the Early Phase of PGE–Product Generation Engineering: Structuring the development of the Initial System of Objectives. In *R&D Management Conference* (S. 13).
- Albers, A., Klingler, S. & Ebel, B. (2013). Modeling systems of objectives in engineering design practice. In *DS 75-1: Proceedings of the 19th International Conference on Engineering Design (ICED13), Design for Harmonies, Vol. 1: Design Processes, Seoul, Korea, 19-22.08. 2013*.
- Albers, A., Klingler, S. & Wagner, D. (2014). Prioritization of Validation Activities in Product Development Processes. In *International Design Conference DESIGN, Dubrovnik*.
- Albers, A. & Lohmeyer, Q. (2012). Advanced systems engineering-towards a model-based and human-centered methodology. In *International symposium series on tools and methods of competitive engineering, TMCE* (S. 407–416).
- Albers, A., Lohmeyer, Q. & Ebel, B. (2011). Dimensions of Objectives in Interdisciplinary Product Development Projects. *International Conference*

on *Engineering Design*, 18.

<https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000035347>

Albers, A. & Meboldt, M. (2007). SPALTEN Matrix—product development process on the basis of systems engineering and systematic problem solving. In *The Future of Product Development: Proceedings of the 17th CIRP Design Conference* (S. 43–52). Springer Berlin Heidelberg.

Albers, A., Peglow, N., Powelske, J., Birk, C. & Bursac, N. (2018). Coping with Complex Systems-of-Systems in the Context of PGE – Product Generation Engineering. *Procedia CIRP*, 70, 457–462.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.01.004>

Albers, A., Rapp, S., Birk, C. & Bursac, N. (2017). Die Frühe Phase der PGE - Produktgenerationsentwicklung. *Stuttgarter Symposium für Produktentwicklung*.

Albers, A., Rapp, S., Fahl, J., Hirschter, T., Revfi, S., Schulz, M., Stürmlinger, T. & Spadinger, M. (2020). PROPOSING A GENERALIZED DESCRIPTION OF VARIATIONS IN DIFFERENT TYPES OF SYSTEMS BY THE MODEL OF PGE – PRODUCT GENERATION ENGINEERING. *Proceedings of the Design Society: DESIGN Conference*, 1, 2235–2244.
<https://doi.org/10.1017/dsd.2020.315>

Albers, A., Rapp, S., Heitger, N., Wattenberg, F. & Bursac, N. (2018). Reference Products in PGE - Product Generation Engineering: Analyzing Challenges based on the System Hierarchy. *Procedia CIRP*, 70, 469–474. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.02.046>

Albers, A., Rapp, S., Spadinger, M., Richter, T., Birk, C., Marthaler, M., Heimicke, J., Kurtz, V. & Wessels, H. (2019). Das Referenzsystem im Modell der PGE–Produktgenerationsentwicklung: Vorschlag einer generalisierten Beschreibung von Referenzprodukten und ihrer Wechselbeziehungen.

Albers, A., Reiß, N., Bursac, N. & Breitschuh, J. (2016). 15 years of SPALTEN problem solving methodology in product development.

- Albers, A., Reiß, N., Bursac, N. & Richter, T. (2016). iPeM - Integrated Product Engineering Model in Context of Product Generation Engineering. *Procedia CIRP*, 50, 100–105. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.04.168>
- Albers, A., Reiß, N., Bursac, N., Urbanec, J. & Ludcke, R. (2014). Situation-appropriate method selection in product development process—empirical study of method application. *DS 81: Proceedings of NordDesign 2014, Espoo, Finland 27-29th August 2014*.
- Albers, A., Saak, M. & Burkardt, N. (2002). Gezielte Problemlösung bei der Produktentwicklung mit Hilfe der SPALTEN-Methode. In 47. *Internationales Wissenschaftliches Kolloquium*. Symposium im Rahmen der Tagung von Technische Universität Illmenau. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:57859450>
- Albers, A., Walter, B., Wilmsen, M. & Bursac, N. (2018). Live-labs as real-world validation environments for design methods.
- Anderson, C. (2015). Creating a data-driven organization: Practical advice from the trenches. " O'Reilly Media, Inc."
- Bader, J. (2007). Die Hauptstellgrößen des Produktzielmanagements am Beispiel der Automobilentwicklung. *Produktentwicklung*. Verl. Dr. Hut.
- Baheti, R. & Gill, H. (2011). Cyber-physical systems. The impact of control technology. https://www.researchgate.net/profile/Mohamed-Mourad-Lafifi/post/What_is_the_difference_between_Cyber_Physical_Systems_and_Networked_Control_Systems/attachment/59d6407379197b807799ca6/AS%3A431158354812928%401479807570298/download/IoCT-Part3-02CyberphysicalSystems.pdf
- Bajzek, M., Fritz, J. & Hick, H. (2020). Systems Engineering Principles. In H. Hick, K. Küpper & H. Sorger (Hrsg.), *Powertrain. Systems Engineering for Automotive Powertrain Development* (S. 1–46). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-68847-3_7-1
- Bange, C., Handford, M. & Janoschek, N. Information Culture: Leveraging the power of collective intelligence for better decision making.

- BDI. (2016). Deutschland 2030 - Zukunftsperspektiven der Wertschöpfung. *BDI-Drucksache: Nr. 458*. BDI, Bundesverband der Deutschen Industrie e.V.
- Berndtsson, M., Forsberg, D., Stein, D. & Svahn, T. (2018). Becoming a data-driven organisation. *European Conference on Information System (ECIS)*, 43.
- Berndtsson, M., Lennerholt, C., Svahn, T. & Larsson, P. (2020). 13 Organizations' Attempts to Become Data-Driven. *International Journal of Business Intelligence Research*, 11(1), 1–21.
<https://doi.org/10.4018/IJBIR.2020010101>
- Bertalanffy, L. & Sutherland, J. (1974). General systems theory: Foundations, developments, applications. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*(6), 592.
- Bissantz, N. & Hagedorn, J. (2009). Data Mining (Datenmustererkennung). *Wirtschaftsinformatik*, 51(1), 139–144. <https://doi.org/10.1007/s11576-008-0108-z>
- Blessing, L. T. M. & Chakrabarti, A. (2009). *DRM, a design research methodology*. Springer.
- Bogner, E., Voelklein, T., Schroedel, O. & Franke, J. (2016). Study Based Analysis on the Current Digitalization Degree in the Manufacturing Industry in Germany. *Procedia CIRP*, 57, 14–19.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.11.004>
- Bursac, N., Rapp, S., Waldeier, L., Wagenmann, S., Albers, A., Deiss, M. & Hettich, V. (2021). Anforderungsmanagement in der Agilen Entwicklung Mechatronischer Systeme - ein Widerspruch in sich?
<https://doi.org/10.25368/2021.28>
- Chapman, P. (2000). CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide.
<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:59777418>
- Choudhary, A. K., Harding, J. A. & Tiwari, M. K. (2008). Data mining in manufacturing: a review based on the kind of knowledge.

- Clarkson, J. & Eckert, C. (Hrsg.). (2005). Design process improvement. Springer London. <https://doi.org/10.1007/978-1-84628-061-0>
- Cosic, R., Shanks, G. & Maynard, S. (2012). Towards a business analytics capability maturity model. *ACIS 2012 Proceedings*, 14, 1–11.
- Deutsches Institut für Normung e. V. *DIN ISO 9001:2015: Qualitätsmanagement*.
- Deutsches Institut für Normung e. V (2022). *DIN EN ISO 8000-1: Datenqualität*. <https://www.din.de/de/mitwirken/normenausschuesse/nam/veroeffentlichungen/wdc-beuth:din21:354374860>
- Dorst, K. (2006). Design Problems and Design Paradoxes. *Design Issues*, 22(3), 4–17. <https://doi.org/10.1162/desi.2006.22.3.4>
- Dumitrescu, R., Albers, A., Riedel, O., Stark, R. & Gausemeier, J. (2021). Engineering in Germany: The status quo in business and science, a contribution to Advanced Systems Engineering. *Paderborn*.
- Dumitrescu, R. & Koldewey, C. (2023). Datengestützte Produktplanung: Mit Betriebsdaten und Data Analytics zur faktenbasierten Planung zukünftiger Produktgenerationen im produzierenden Gewerbe. Universität Paderborn Heinz Nixdorf Institut.
- Earley, S. & Henderson, D. (2017). *DAMA-DMBOK: Data management body of knowledge* (2nd edition). Technics Publications.
- Ebel, B. (2015). Modellierung von Zielsystemen in der interdisziplinären Produktentstehung. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 85). Karlsruher Institut für Technologie. <https://doi.org/10.5445/IR/1000048334>
- Ehrlenspiel, K. (2009). *Integrierte Produktentwicklung: Denkabläufe, Methodeneinsatz, Zusammenarbeit* (4. Aufl.). Hanser.
- Ehrlenspiel, K. & Meerkamm, H. (2017). *Integrierte Produktentwicklung: Denkabläufe, Methodeneinsatz, Zusammenarbeit* (6., überarbeitete und erweiterte Auflage). Hanser.

- Eiletz, R. (1999). *Zielkonfliktmanagement bei der Entwicklung komplexer Produkte - am Beispiel PKW-Entwicklung. Konstruktionstechnik München: Bd. 32.* Shaker.
- Ereth, J. & Kemper, H.-G. (2016). Business Analytics und Business Intelligence. *Controlling*, 28(8-9), 458–464. <https://doi.org/10.15358/0935-0381-2016-8-9-458>
- Erpenbeck, J., Heyse, V. & Meynhardt, T. (2007). *Die Kompetenzbiographie* (2., aktualisierte und überarb. Aufl.). Waxmann.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, 17(3), 37. <https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230>
- Fayyad, U. & Stolorz, P. (1997). Data mining and KDD: Promise and challenges. *Future generation computer systems*, 13(2-3), 99–115.
- Feelders, A., Daniels, H. & Holsheimer, M. (2000). Methodological and practical aspects of data mining. *Information & Management*, 37(5), 271–281. [https://doi.org/10.1016/S0378-7206\(99\)00051-8](https://doi.org/10.1016/S0378-7206(99)00051-8)
- Funke, J. (2003). *Problemlösendes Denken*. Kohlhammer Verlag.
- Gabriel, R., Gluchowski, P. & Pastwa, A. (2011). *Data warehouse & data mining* (1. Aufl., 1. Nachdr). *Informatik*. W3L-Verl.
- Galbraith, J. R. (1973). *Designed complex organizations. Addison-Wesley series on organization development*. Addison-Wesley.
- Gausemeier, J., Dumitrescu, R., Echterfeld, J., Pfänder, T., Steffen, D. & Thielemann, F. (2015). Produktinnovation: Systematische Planung der Produkte für die Märkte von morgen = Innovationen für die Märkte von morgen. Hanser.
- Gullo, F. (2015). From Patterns in Data to Knowledge Discovery: What Data Mining Can Do. *Physics Procedia*, 62, 18–22. <https://doi.org/10.1016/j.phpro.2015.02.005>

- Haberfellner, R., Weck, O. de, Fricke, E. & Vössner, S. (2019). Systems engineering: fundamentals and applications. New York NY: Springer Science+Business Media.
- Hadi, H. J., Shnain, A. H. & Hadishaheed, S. & Ahmad, A. H. (2015). BIG DATA AND FIVE V'S CHARACTERISTICS. *International Journal of Advances in Electronics and Computer Science*, 2, 2393–2835.
- Hammer, R., Hinterhuber, H. & Schließmann, C. P. (1995). Vom Denken in Funktionen zum Denken in Prozessen. In *Aufbruch in die Veränderung* (S. 13–42). Springer.
- Hastings, D. & McManus, H. (2004). A framework for understanding uncertainty and its mitigation and exploitation in complex systems.
- Hinterhuber, H. H. (1995). Vom Denken in Funktionen zum Denken in Prozessen. In *Aufbruch in die Veränderung* (S. 13–42). Springer.
- Huber, S., Wiemer, H., Schneider, D. & Ihlenfeldt, S. (2019). DMME: Data mining methodology for engineering applications - a holistic extension to the CRISP-DM model. *Procedia CIRP*, 79, 403–408.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.02.106>
- Hünemeyer, S., Bauer, J., Wagenmann, S., Kubin, A. & Albers, A. (2023). Datengestützte SGE -Systemgenerationsentwicklung: Konzeption und Anwendung einer Methode zur Synthese von Anforderungen aus Produktnutzungsdaten. In *Vorausschau und Technologieplanung*.
- INCOSE (Hrsg.) (2015). *International Symposium on Systems Engineering*.
- Karkouch, A., Mousannif, H., Al Moatassime, H. & Noel, T. (2016). Data quality in internet of things: A state-of-the-art survey. *Journal of Network and Computer Applications*, 73, 57–81.
<https://doi.org/10.1016/j.jnca.2016.08.002>
- Kauffeld, S. (2006). Kompetenzen messen, bewerten, entwickeln: Ein prozessanalytischer Ansatz für Gruppen. *Betriebswirtschaftliche Abhandlungen: n.F., Bd. 128*. Schäffer-Poeschel Verlag.

- Klement, S., Saske, B., Arndt, S. & Stelzer, R. (2018). Prozessmodell für Datenanalysen in der Produktentwicklung. In *16. Gemeinsames Kolloquium Konstruktionstechnik*.
- Klingler, S. (2017). Eine Methode zur effizienten und effektiven Unterstützung der kontinuierlichen Validierung im Kontext der PGE - Produktgenerationsentwicklung. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 101). <https://doi.org/10.5445/IR/1000073864>
- Körppen, T., Ullrich, A. & Bertheau, C. (2021). Durchblick statt Bauchgefühl - Transformation zur Data-Driven Organization. *1867-5913*, 13(6), 452–459. <https://doi.org/10.1365/s35764-021-00370-7>
- Kossiakoff, A., Biemer, S. M., Seymour, S. J. & Flanigan, D. A. (2020). Systems engineering principles and practice. John Wiley & Sons.
- Krause, A., Wagenmann, S., Ritzer, K., Albers, A. & Bursac, N. (2024). Data-driven life cycle assessment for mechatronic systems: a comparative analysis of environmental impact assessments. *Proceedings of the Design Society*, 4, 1339–1348. <https://doi.org/10.1017/pds.2024.136>
- Król, K. & Zdonek, D. (2020). Analytics Maturity Models: An Overview. *Information*, 11(3), 142. <https://doi.org/10.3390/info11030142>
- Krotova, A. & Fritsch, M. (2019). Berücksichtigung von Daten in Digitalen Reifegradmodellen.
- Kubin, A., Wagenmann, S., Reichert, F., Mandel, C. & Albers, A. (2023). Stakeholder Needs in Systems Engineering: A Proposal for a Formal Definition. In *2023 IEEE International Systems Conference (SysCon)* (S. 1–8). IEEE.
- Kübler, M., Beck, F., Glasmacher, B., Rapp, S. & Albers, A. (2023). ROBUST PRODUCT DESIGN – INFLUENCING FACTORS ON UPGRADEABLE MODULAR PRODUCTS. *Proceedings of the Design Society*, 3, 3115–3124. <https://doi.org/10.1017/pds.2023.312>

- Kübler, M., Thümmel, C., Spekker, M., Siebe, A. & Albers, A. (2023). Weiterentwicklung und Evaluation einer Systematik zur Bestimmung sich ändernder Produkteigenschaften. In R. Dumitrescu & K. Hölzle (Hrsg.), *Vorausschau und Technologieplanung : 17. Symposium für Vorausschau und Technologieplanung* (S. 301–318).
- Labrinidis, A. & Jagadish, H. V. (2012). Challenges and Opportunities with Big Data. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 5(12), 2032–2033. <https://doi.org/10.14778/2367502.2367572>
- Laux, H., Gillenkirch, R. M. & Schenk-Mathes, H. Y. (2014). Entscheidungstheorie (9., vollständig überarbeitete Auflage). *Springer-Lehrbuch*. Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-55258-8>
- Lavalle, S., Hopkins, M. S., Lesser, E., Shockley, R. & Kruschwitz, N. (2010). Analytics: The New Path to Value: How the smartest organizations are embedding analytics to transform insights into action. <https://sloanreview.mit.edu/projects/analytics-the-new-path-to-value/>
- Li, C., Chen, Y. & Shang, Y. (2022). A review of industrial big data for decision making in intelligent manufacturing. *Engineering science and technology, an international journal*, 29, 101021. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.06.001>
- Liu, H. & Motoda, H. (1998). Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining. Springer US.
- Lohmeyer, Q. (2013). Menschzentrierte Modellierung von Produktentstehungssystemen unter besonderer Berücksichtigung der Synthese und Analyse dynamischer Zielsysteme. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 59). Karlsruher Institut für Technologie (KIT).
- Maier, M. W. (1998). Architecting principles for systems-of-systems. *Systems Engineering*, 1(4), 267–284. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6858\(1998\)1:4<267::AID-SYS3>3.0.CO;2-D](https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6858(1998)1:4<267::AID-SYS3>3.0.CO;2-D)
- Mandel, C., Guenther, M., Martin, A., Windisch, E., Bursac, N., Rapp, S., Anacker, H. & Albers, A. (2022). Towards a System of Systems

Engineering Architecture Framework. In *2022 17th Annual System of Systems Engineering Conference (SOSE)* (S. 221–226). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/SOSE55472.2022.9812634>

Mandinach, E., Honey, M. & Light, D. (2006). A Theoretical Framework for Data-Driven Decision Making.

Marr, B. (2012). From Data to Decisions - A Five Step Approach to Data-Driven Decision-Making. <https://www.cpacanada.ca/en/business-and-accounting-resources/management-accounting/organizational-performance-measurement/publications/management-accounting-guidelines-mags/performance-management-measurement/from-data-to-decisions-overview/from-data-to-decisions-guideline>

Martinez-Plumed, F., Contreras-Ochando, L., Ferri, C., Hernandez-Orallo, J., Kull, M., Lachiche, N., Ramirez-Quintana, M. J. & Flach, P. (2021). CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 33(8), 3048–3061.
<https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2962680>

Marxen, L. (2014). A Framework for Design Support Development based on the integrated Product Engineering Model iPeM. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 74). Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000045823>

Matthiesen, S., Gwosch, T., Mangold, S., Dültgen, P., Pelshenke, C. & Gittel, H.-J. (2017). Realitätsnahe Komponententests zur Unterstützung der Produktentwicklung bei der Validierung von Power-Tools. In *Konstruktion* (S. 76–81). VDI Fachmedien.

McManus, H. & Hastings, D. (2006). A framework for understanding uncertainty and its mitigation and exploitation in complex systems. *IEEE Engineering Management Review*, 34(3), 81.
<https://doi.org/10.1109/EMR.2006.261384>

Mertens, P., Bissantz, N., Hagedorn, J. & Schultz, J. (1994). Datenmustererkennung in der Ergebnisrechnung mit Hilfe der Clusteranalyse. In *Die Betriebswirtschaft: DBW* (Vol. 54, S. 739–754). Schäffer-Poeschel.

- Meyer, M., Panzner, M., Koldewey, C. & Dumitrescu, R. (2022). 17 Use Cases for Analyzing Use Phase Data in Product Planning of Manufacturing Companies. *Procedia CIRP*, 107, 1053–1058. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.107>
- Meyer, M., Wiederkehr, I., Koldewey, C. & Dumitrescu, R. (2021). UNDERSTANDING USAGE DATA-DRIVEN PRODUCT PLANNING: A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. *Proceedings of the Design Society*, 1, 3289–3298. <https://doi.org/10.1017/pds.2021.590>
- Miller, G. A., Galanter, E. & Pribram, K. H. (1960). *Plans and the structure of behavior*.
- Miller, K. (2019). Data-driven decision making: A primer for beginners.
- Muschik, S. (2011). Development of Systems of Objectives in Early Product Engineering. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 50). Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000023768>
- North, K. (2002). Wissensorientierte Unternehmensführung. Gabler Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-322-94633-1>
- Oliveira, P., Rodrigues, F. & Rangel Henriques, P. (2005). A Formal Definition of Data Quality Problems. *Proceedings of the 2005 International Conference on Information Quality, ICIQ 2005*.
- Pahl, G. & Beitz, W. (2013). Konstruktionslehre: Methoden und Anwendung erfolgreicher Produktentwicklung (8. Aufl.). Springer.
- Pahl, G., Beitz, W., Feldhusen, J. & Grote, K. H. (2007). *Pahl/Beitz Konstruktionslehre: Grundlagen erfolgreicher Produktentwicklung. Methoden und Anwendung* (7. Aufl.). Springer Berlin Heidelberg. <http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:31-epflicht-1560648>
- Panzner, M., Enzberg, S., Meyer, M. & Dumitrescu, R. (2022). Characterization of Usage Data with the Help of Data Classifications. *Journal of the Knowledge Economy*, 1–22. <https://doi.org/10.1007/s13132-022-01081-z>

- Pawlowsky, P. & Bäumer, J. (1996). Betriebliche Weiterbildung: Management von Qualifikation und Wissen. *Innovatives Personalmanagement: Bd. 6*. C.H. Beck'sche Verlagsbuchhandlung.
- Ponn, J. & Lindemann, U. (2011). Konzeptentwicklung und Gestaltung technischer Produkte. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-20580-4>
- Provost, F. & Fawcett, T. (2013). Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big Data*, 1(1), 51–59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>
- Pulm, U. (2004). Eine systemtheoretische Betrachtung der Produktentwicklung. Technische Universität München.
- Rapp, S. M. (2021). Beitrag zur empirisch basierten Planung, Steuerung und methodischen Unterstützung von Variationen auf der Basis eines Referenzsystems im Modell der PGE – Produktgenerationsentwicklung. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 136). Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000134971>
- Reiß, N. (2018). Ansätze zur Steigerung der Methodenakzeptanz in agilen Prozessen der PGE - Produktgenerationsentwicklung.
- Ropohl, G. (1975). Systemtechnik, Grundlagen und Anwendung.
- Ropohl, G. (2009). Allgemeine Technologie: Eine Systemtheorie der Technik (3., überarb. Aufl.). Universitätsverlag Karlsruhe. <https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000011529>
- Rose, K., Eldridge, S. & Chapin, L. (2015). The Internet of Things: An Overview - Understanding the Issues and Challenges of a More Connected World.
- Sallam, R., Steenstrup, K., Eriksen, L. & Jacobson, S. (2020). Industrial Analytics Revolutionizes Big Data in the Digital Business. Gartner.
- Schlegel, M., Wiederkehr, I., Rapp, S., Koldewey, C., Albers, A. & Dumitrescu, R. (2023). Future-robust evolution of product portfolios: Need for action from

- theory and practice. *Procedia CIRP*, 120, 792–797.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.077>
- Schuh, G., Kuhn, M., Keuper, A., Patzwald, M., Schenk, L., Guo, D., Feucht, M., Kantelberg, J., Rossmair, G., Schroth, H., Viethen, U., Zeller, P. & :unav. (2023). New Modularity and Technology Roadmapping.
<https://doi.org/10.24406/publica-944>
- Schumpeter, J. A. & Elliott, J. E. (2012). The theory of economic development:: An inquiry into profits, capital, credit, interest, and the business cycle (Sixteenth printing; New material this edition copyright 1983, original material copyright 1934). *Social science classics series*. Transaction Publishers.
- Shapiro, S. & Wilk, M. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3-4), 591–611.
<https://doi.org/10.1093/biomet/52.3-4.591>
- Simon, H. A. (1973). The structure of ill structured problems. *Artificial Intelligence*, 4(3-4), 181–201. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(73\)90011-8](https://doi.org/10.1016/0004-3702(73)90011-8)
- Sinsel, A. (2020). *Das Internet der Dinge in der Produktion*:. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-59761-3>
- Stachowiak, H. (1973). Allgemeine Modelltheorie.
- Stachowiak, H. (1980). Modelle und Modelldenken im Unterricht: Anwendungen der allgemeinen Modelltheorie auf die Unterrichtspraxis. Klinkhardt.
- Stobierski, T. (2019). The Advantages of Data-Driven Decision Making.
<https://online.hbs.edu/blog/post/data-driven-decision-making>
- TRUMPF SE + Co. KG. (2023). *TRUMPF Company Presentation*.
- VDI, 2221. Entwicklung technischer Produkte und Systeme Modell der Produktentwicklung.
- Wagenmann, S., Arora, R., Krause, A., Bursac, N. & Albers, A. (2024). Identification and Evaluation of Opportunities and Risks for Data-driven

Validation of Systems of Objectives. *Procedia CIRP*, 128, 13–18.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.04.001>

Wagenmann, S., Bursac, N., Rapp, S. & Albers, A. (2022). Success Factors for the Validation of Requirements for New Product Generations - A Case Study on Using Field Gathered Data. *Proceedings of the Design Society*, 2, 1805–1814. <https://doi.org/10.1017/pds.2022.183>

Wagenmann, S., Krause, A., Rall, J., Kaeske, J., Schoeck, M., Bursac, N. & Albers, A. (2023). Reference Architecture for Metadata Management - A Case Study on Data Mining in the Development of Cyber-Physical Systems. In *2023 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)* (S. 1057–1061). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEEM58616.2023.10406413>

Wagenmann, S., Krause, A., Rapp, S., Albers, A., Sommer, L. & Bursac, N. (2022). Application and Adaptation of a Process Model for Data-Driven Validation of the System of Objectives. In *2022 IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE)* (S. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISSE54508.2022.10005430>

Wagenmann, S., Krause, A., Rapp, S., Hünemeyer, S., Albers, A. & Bursac, N. (2022). Process Model for the Data-driven Identification of Machine Function Usage for the Reduction of Machine Variants. In *2022 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)* (S. 444–451). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEEM55944.2022.9989909>

Wagenmann, S., Kubin, A., Dogru, M. & Albers, A. (2024). Behavioral Model for Data-Driven Validation. In *2024 IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE)* (S. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISSE63315.2024.10741152>

Wagenmann, S., Rall, J., Krause, A., Sommer, L., Bursac, N. & Albers, A. (2024). Methodical Support for Identifying and Selecting Data and Analysis Tools in the Data-Driven Development of Complex Mechatronic Systems. In *34th CIRP Design Conference* (Bd. 2024).

Wagenmann, S., Rall, J., Krause, A., Weidinger, F., Sommer, L., Bursac, N. & Albers, A. (2024). Methodical Support for Identifying and Selecting Data and Analysis Tools in the Data-Driven Development of Complex

- Mechatronic Systems. *Procedia CIRP*, 128, 114–119.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.04.002>
- Wagenmann, S., Weidinger, F., Schöck, M., Albers, A. & Bursac, N. (2023). Descriptive Attributes of Analysis Use Cases in the Data-Driven Validation of Elements in the System of Objectives. *Proceedings of the Design Society*, 3, 1207–1216.
- Wagenmann, S., Züfle, M., Weidinger, F., Heinzelmann, L., Rapp, S., Bursac, N., Krause, D. & Albers, A. (2023). Data-driven modelling of the functional level in model-based systems engineering–Optimization of module scopes in modular development. *Procedia CIRP*, 119, 1047–1052.
- Walcher, D., Reichwald, R., Meyer, A. & Engelmann, M. (2007). *Der Kunde als Innovationspartner*. Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9226-0>
- Wang, R. Y. & Strong, D. M. (1996). Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers. *Journal of Management Information Systems*, 12(4), 5–33. <https://doi.org/10.1080/07421222.1996.11518099>
- Wessler, M. (2012). *Entscheidungstheorie: von der klassischen Spieltheorie zur Anwendung kooperativer Konzepte*. Springer-Verlag.
- Wiebel, M., Eifler, T., Mathias, J., Kloberdanz, H., Bohn, A. & Birkhofer, H. (2013). Modellierung von Unsicherheit in der Produktentwicklung. In S. Jeschke, E.-M. Jakobs & A. Dröge (Hrsg.), *Exploring Uncertainty* (S. 245–269). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-00897-0_10
- Wynn, D. C., Grebici, K. & Clarkson, P. J. (2011). Modelling the evolution of uncertainty levels during design. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 5(3), 187–202.
<https://doi.org/10.1007/s12008-011-0131-y>
- Zimmermann, V., Kempf, C., Lutz, S., Bursac, N. & Albers, A. (2021). Dealing with Market Uncertainty in Product Development - A Systematic Literature Review.

Studentische Abschlussarbeiten die im Kontext dieser Dissertation vom Autor Co-betreut wurden

Arora, R. (2023). *Identification and Evaluation of Opportunities and Risks for data-driven validation of System of Objectives: Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Hochschule Ravensburg-Weingarten University of Applied Science.*

Kleindienst, J. (2023). *Optimierung eines Vorgehensmodells zur datengetriebenen Zielsystemvalidierung in der Produktgenerationsentwicklung: Unveröffentlichte Masterarbeit. Hochschule Pforzheim.*

Krause, A. (2022). *Data-driven identification of machine usage patterns of complex mechatronic systems: Unveröffentlichte Masterarbeit. Hochschule Abstadt-Sigmaringen betreut durch Prof. Dr. Lutz Sommer.*

Kukshaus, V. (2023). *Konzeptionierung eines Feedbackprozesses für die Weiterentwicklung der Infrastruktur zur Unterstützung von Data Analytics in Entwicklungsprozessen: Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Hochschule Esslingen betreut durch Prof. Dr. Christian Cseh.*

Rall, J. (2023). *Development of methodical support for identification and selection of data and analysis tools in data-driven development of complex mechatronic systems: Unveröffentlichte Masterarbeit. Hochschule Abstadt-Sigmaringen betreut durch Prof. Dr. Lutz Sommer.*

Rösel, T. (2023). *Herausforderungen in Entscheidungsprozessen in interdisziplinären Teams: Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT) betreut durch Prof. Dr. Dr. Albert Albers.*

Usanmaz, B. N. (2023). *Efficient Data-Driven Decision Making in Development Teams: Unveröffentlichte Masterarbeit. Hochschule Reutlingen betreut durch Prof. Dr. Tino Zilger.*

Wagenmann, S. (2021). *Informationsbedarfsanalyse für Analysen im Kontext der Entwicklung mechatronischer Systeme: Unveröffentlichte Masterarbeit. Universität Stuttgart betreut durch Dr. Henning Baars.*

Weidinger, F. (2022). *Entwicklung von Methoden und Tools zur Beschreibung und Priorisierung von Use Cases zur datengetriebenen Validierung von Zielsystemelementen in der PGE: Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT) betreut durch Prof. Dr. Dr. Albert Albers.*

Yildiz, B. (2022). *Entwicklung eines Ebenenmodells zur Unterstützung der Identifikation von Analyseobjekten: Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Hochschule Esslingen betreut durch Prof. Dr. Peter Zeiler.*

Glossar

Begriff

Definition

Systems Engineering

SE – Systems Engineering ist ein interdisziplinärer Ansatz zur Unterstützung der Realisierung von erfolgreichen Systemen. SE fokussiert darauf, die Kundenbedürfnisse und die geforderte Funktionalität möglichst früh im Entwicklungsprozess zu definieren, die Anforderungen zu dokumentieren und dann mit dem Systementwurf und der Systemvalidierung fortzufahren, während dabei zugleich das gesamte Problem im Blick behalten wird [...]. Durch SE werden alle Fachdisziplinen in einem Teamansatz zusammengefasst, in dem ein strukturierter Entwicklungsprozess vom Konzept über die Herstellung bis zur Verwendung des Systems beschrieben wird. Systems Engineering betrachtet sowohl die wirtschaftlichen als auch die technischen Bedarfe aller Kunden, mit dem Ziel, ein qualitativ hochwertiges Produkt zu schaffen, das den Bedarfen des Kunden gerecht wird. (INCOSE, 2015)

Handlungssystem

Das Handlungssystem ist ein sozio-technisches System, das aus strukturierten Aktivitäten, Methoden und Prozessen aufgebaut ist. Es enthält weiterhin alle für die Realisierung einer Produktentstehung notwendigen Ressourcen (Entwickler, Budget, Ausstattung etc.). Das Handlungssystem erstellt sowohl das Ziel- als auch das Objektsystem, beide Systeme sind durch das Handlungssystem miteinander verbunden. (Albers & Braun, 2011b)

Objektsystem

Das Objektsystem enthält alle Dokumente und Artefakte, die als Teillösungen während des Entstehungsprozesses anfallen. Es ist vollständig, sobald der geplante Zielzustand erreicht ist. Das eigentliche Produkt ist neben Zwischenprodukten (z.B. Zeichnungen oder Prototypen) eines der Elemente des Objektsystems. Das Handlungssystem nimmt während des Produktentstehungsprozesses ständig Teile des Objektsystems auf und leitet daraus durch Schritte der Analyse und Synthese neue Ziele ab. Endergebnis eines Produktentstehungsprozesses ist neben dem eigentlichen Produkt auch die Summe aller Zwischenergebnisse im Objektsystem, das vollständige Zielsystem und nicht zuletzt das gesammelte Erfahrungswissen im Handlungssystem aus der Durchführung und Reflexion des Prozesses. (Albers & Braun, 2011b)

Zielsystem

Ein vollständiges Zielsystem beinhaltet alle relevanten Ziele, deren Wechselwirkungen, Randbedingungen und Begründungen, die für die Entwicklung des richtigen Produkts erforderlich sind. (Albers & Braun, 2011b)

Ziele

Ein Ziel ist die bewusste gedankliche Vorwegnahme eines zukünftigen Soll-Zustands, der gemeinsam vereinbart und durch aktives Handeln angestrebt oder vermieden wird. Ziele begründen die Funktion und die Gestalt von Objekten. (Lohmeyer, 2013)

Anforderungen

Eine Anforderung ist eine durch einen Wert oder einen Wertebereich festgelegte Beschreibung eines einzelnen Produktmerkmals. Eine Anforderung kann ein Ziel nicht ersetzen, sondern lediglich konkretisierend beschreiben. (Lohmeyer, 2013)

Randbedingungen

Eine Randbedingung ist eine aus dem Umfeld der Entwicklung resultierende Einschränkung, die von anderen verantwortet wird und daher zwar ermittelt, aber nicht eigenständig definiert oder geändert werden kann. (Lohmeyer, 2013)

Produktgenerationsentwicklung

Als Produktgenerationsentwicklung wird die Entwicklung technischer Produkte verstanden, die sowohl durch die Anpassung von [Subsystemen] als *Übernahmevariation* (ÜV) als auch durch eine Neuentwicklung von [Subsystemen] charakterisiert ist. Darin eingeschlossen sind sowohl die Entwicklung einer neuen Produktgeneration als auch deren [...] Varianten. Die Anteile technischer Neuentwicklungen einzelner Funktionseinheiten können sowohl durch die Aktivität *Ausprägungsvariation* (AV) als auch durch die Variation von Lösungsprinzipien – im Folgenden als Aktivität *Prinzipvariation* (PV) bezeichnet – erfolgen. Neue Produktgenerationen basieren immer auf [Referenzen], die großen Bereiche der grundsätzlichen Struktur vorgeben. (Albers, Bursac & Wintergerst, 2015)

Referenzsystem

Das Referenzsystem für die Entwicklung einer neuen Produktgeneration ist ein System, dessen Elemente bereits existierenden oder bereits geplanten soziotechnischen Systemen und der zugehörigen Dokumentation entstammen und Grundlage und Ausgangspunkt der Entwicklung der neuen Produktgeneration sind. (Albers, Rapp et al., 2019)

Datenqualität

Die Fähigkeit, Daten zu erstellen, zu sammeln, zu speichern, zu pflegen, zu übertragen, zu verarbeiten und zu präsentieren, um Geschäftsprozesse zeitnah und kostengünstig zu unterstützen, erfordert sowohl ein Verständnis der Eigenschaften der Daten, die ihre Qualität bestimmen, als auch die Fähigkeit, die Datenqualität zu messen, zu verwalten und darüber zu berichten. (Deutsches Institut für Normung e. V, 2022)

Anhang A – Fallstudien Kurzfassung

Thema	Final Cut	Fall-Nr.	1
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Funktion FinalCut		
Kernfrage	Wie wird die Funktion FinalCut von den Kunden genutzt?		
Analysedauer	3,65 Wochen		

Thema	SortMaster	Fall-Nr.	2
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösung zum Entladen der Maschine		
Kernfrage	Wie viele Kunden haben eine Automatisierungslösung und wie wird diese genutzt?		
Analysedauer	3,15 Wochen		

Thema	SortMaster Box	Fall-Nr.	3
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen, Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Automatisierung zum Sortieren von Kleinteilen, die über die Teileklappe entladen werden		
Kernfrage	Wie wird der SortMaster Box von den Kunden genutzt?		
Analysedauer	3,6 Wochen		

Thema	C-Achsendrehung	Fall-Nr.	4
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösung zum Entladen der Maschine		
Kernfrage	Wann und wie häufig werden Teile beim Entladen gedreht?		
Analysedauer	4,15 Wochen		

Thema	Mehrteileentnahme	Fall-Nr.	5
Technisches System	Stanzmaschinen und Laser-Stanz-Maschinen		
Zielsystemelement	Teileentnahme		
Kernfrage	Wie viele Teile werden entnommen bei welcher Teilegröße und Bearbeitungszeit?		
Analysedauer	3,35 Wochen		

Thema	Druckluftschneiden	Fall-Nr.	6
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Schneidgas beim Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie häufig kommt Druckluft statt einem speziellen Schneidgas zum Einsatz?		
Analysedauer	4,25 Wochen		

Thema	Mobile Control App	Fall-Nr.	7
Technisches System	Maschinenportfolio von TRUMPF		
Zielsystemelement	Mobile Control App		
Kernfrage	Wie häufig wird die App vom Kunden genutzt je nach Maschinentyp und Land?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	Gewinde- und Umformwerkzeuge	Fall-Nr.	8
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Gewinde- und Umformwerkzeuge		
Kernfrage	Wie viele Blechtafeln werden jeweils mit Gewinde- und Umformwerkzeugen bearbeitet?		
Analysedauer	3 Wochen		

Thema	Schneidpaket Kupfer	Fall-Nr.	10
Technisches System	2Laserschneidanlagen und Stanz-Kombi-Maschinen		
Zielsystemelement	Schneidpaket zur Bearbeitung von Kupfer		
Kernfrage	Wie wird das Schneidpaket vom Kunden verwendet?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	Schneidpaket Messing	Fall-Nr.	9
Technisches System	Laserschneidanlagen und Stanz-Kombi-Maschinen		
Zielsystemelement	Schneidpaket zur Bearbeitung von Messing		
Kernfrage	Wie wird das Schneidpaket vom Kunden verwendet?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	Schneidpaket Titan	Fall-Nr.	11
Technisches System	Laserschneidanlagen und Stanz-Kombi-Maschinen		
Zielsystemelement	Schneidpaket zur Bearbeitung von Titan		
Kernfrage	Wie wird das Schneidpaket vom Kunden verwendet?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	Einsatz Düsen	Fall-Nr.	12
Technisches System	Laserschneidanlagen und Stanz-Kombi-Maschinen		
Zielsystemelement	Düsen		
Kernfrage	Welche Düsen und Schneidtechniken werden vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	4,25 Wochen		

Thema	Teile größer als eine Europalette	Fall-Nr.	13
Technisches System	Laserschneidanlagen und Stanz-Kombi-Maschinen		
Zielsystemelement	Auf der Maschine produzierte Teile		
Kernfrage	Welche Teilegrößen werden von dem Maschinen wie häufig produziert und abgelegt?		
Analysedauer	3 Wochen		

Thema	Integrierter Werkzeugwechsler	Fall-Nr.	14
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Integrierter Werkzeugwechsler		
Kernfrage	Mit wie vielen Werkzeugen wird der integrierte Werkzeugwechsler von den Kunden bestückt?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	X-Achserweiterung	Fall-Nr.	15
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösung SortMaster Compact		
Kernfrage	Wird eine erweiterte Range der X-Achse für große Teile beim SortMaster Compact benötigt?		
Analysedauer	3 Wochen		

Thema	Absenkbare Matrize	Fall-Nr.	16
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Funktion Absenkbare Matrize		
Kernfrage	Wie viele Kunden haben die Funktion aktiviert und wie wird sie genutzt?		
Analysedauer	3 Wochen		

Thema	Aktive Matrize	Fall-Nr.	17
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Funktion Aktive Matrize		
Kernfrage	Wie wird die Funktion vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	3 Wochen		

Thema	Einsatz Laser im Stanzprozess	Fall-Nr.	18
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Werkzeuge der Stanz-Laser-Maschinen		
Kernfrage	Wie oft wird der Laser bei der Teilebearbeitung auf Stanz-Laser-Maschinen eingesetzt?		
Analysedauer	2,25 Wochen		

Thema	Verschnitt Blechtafeln	Fall-Nr.	19
Technisches System	Laserschneidmaschinen		
Zielsystemelement	Blechtafel, die von der Maschine verarbeitet wird		
Kernfrage	Wie viel Verschnitt wird beim Kunden erzeugt?		
Analysedauer	2 Wochen		

Thema	Softpunch	Fall-Nr.	20
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Funktion Softpunch		
Kernfrage	Wie oft und für welche Blechtafeln wird die Funktion Softpunch vom Kunden verwendet?		
Analysedauer	3,5 Wochen		

Thema	Teilegröße für die Teileklappe	Fall-Nr.	21
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Teileklappe zur Ausschleusung von Kleinteilen		
Kernfrage	Welche Teilegrößen werden, wie oft vom Kunden über die Teileklappe entladen?		
Analysedauer	1,75 Wochen		

Thema	Teilegewicht	Fall-Nr.	22
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Greifer der Automatisierungslösung		
Kernfrage	Welches Gewicht haben die produzierten Teile?		
Analysedauer	2 Wochen		

Thema	Blechdicken bei Automatisierungen	Fall-Nr.	23
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösungen für 2D-Laserschneidanlagen		
Kernfrage	Welche Blechdicken werden je nach Region/ Kunde durch die Automatisierungslösungen bewegt?		
Analysedauer	4 Wochen		

Thema	Kollision Biegeteile mit Verkleidung	Fall-Nr.	24
Technisches System	Biegemaschinen		
Zielsystemelement	Abdeckung der Maschine		
Kernfrage	Wie häufig kommt es zur Kollision von Teilen mit der Abdeckung während des Biegeprozessen?		
Analysedauer	2,5 Wochen		

Thema	Prozessstabilität	Fall-Nr.	25
Technisches System	Automatisierte Biegezone		
Zielsystemelement	Automatisierter Biegeprozess		
Kernfrage	Wie stabil läuft der automatisierte Biegeprozess ab und wie häufig muss ein Bediener manuell eingreifen?		
Analysedauer	3,25 Wochen		

Thema	Dot Matrix Code	Fall-Nr.	26
Technisches System	Laserschneidanlagen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Option zur Gravierung von Blechteilen		
Kernfrage	Wie häufig wird die Option vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	4,25 Wochen		

Thema	Validierung Softpunch	Fall-Nr.	27
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Funktion Softpunch		
Kernfrage	Validierung der Ergebnisse aus Fall-Nr. 20		
Analysedauer	3,5 Wochen		

Thema	Gewichtsverteilung Biegeteile	Fall-Nr.	28
Technisches System	Biegemaschinen und Biegezellen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösung		
Kernfrage	Was ist die statistische Gewichtsverteilung aller Biegeteile, die vom Kunden produziert werden?		
Analysedauer	0,75 Wochen		

Thema	Werkzeugtypen	Fall-Nr.	29
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Kombi-Maschinen		
Zielsystemelement	Werkzeuge		
Kernfrage	Wie ist die Verteilung der vom Kunden eingesetzten Werkzeuge und Werkzeugtypen?		
Analysedauer	5 Wochen		

Thema	Verhältnis Stanzen und Lasern	Fall-Nr.	30
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Teilebearbeitungsprozess		
Kernfrage	Wie ist das Verhältnis zwischen Stanz- und Laserbearbeitung?		
Analysedauer	3,8 Wochen		

Thema	Anzahl verwendete Schneidgase	Fall-Nr.	31
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Schneidgas für den Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie ist die Verteilung der verwendeten Schneidgase?		
Analysedauer	3,7 Wochen		

Thema	Schneidgas je Blechdicke/ Werkstoff	Fall-Nr.	32
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Schneidgas für den Laserschneidprozess		
Kernfrage	Welches Schneidgas wird vom Kunden für welche Blechdicke je Werkstoff verwendet?		
Analysedauer	4 Wochen		

Thema	Düsenwechsler	Fall-Nr.	33
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Düsenwechsler		
Kernfrage	Wie häufig nutzt der Kunde den Düsenwechsler hauptzeitparallel?		
Analysedauer	3,63 Wochen		

Thema	Aktive Matrize	Fall-Nr.	34
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Funktion Aktive Matrize		
Kernfrage	Für welchen Anteil an Bearbeitungen beim Kunden ist die Funktion aktiviert?		
Analysedauer	5 Wochen		

Thema	Fehlermeldungen	Fall-Nr.	35
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösung		
Kernfrage	Wie häufig und bei welchen Blechdicken treten Fehlermeldungen beim automatisierten Entladen auf?		
Analysedauer	0,5 Wochen		

Thema	Größenverteilung Blechteile	Fall-Nr.	36
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen, Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Bearbeitete Blechteile		
Kernfrage	Wie sieht die Größenverteilung der produzierten Blechteile aus und wie lässt sich die Verteilung clustern?		
Analysedauer	1,4 Wochen		

Thema	EdgeLine Bevel	Fall-Nr.	37
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Funktion zur Unterstützung des Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie häufig wird die Funktion vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	Maschinenkombinationen	Fall-Nr.	38
Technisches System	Maschinenportfolio TRUMPF		
Zielsystemelement	Konfiguration der Maschinen		
Kernfrage	Welche Maschinenkonfigurationen werden vom Kunden nachgefragt?		
Analysedauer	0,14 Wochen		

Thema	Verkaufszahlen	Fall-Nr.	39
Technisches System	Maschinenportfolio TRUMPF		
Zielsystemelement	Konfiguration der Maschinen		
Kernfrage	Welche Maschinenkonfigurationen werden wie häufig verkauft?		
Analysedauer	0,14 Wochen		

Thema	Strahl ein Stunden	Fall-Nr.	40
Technisches System	Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie viele Stunden schneidet der Kunde mit dem Laser?		
Analysedauer	1,4 Wochen		

Thema	CoolLine	Fall-Nr.	41
Technisches System	2D-Laserschneidmaschinen		
Zielsystemelement	Funktion CoolLine		
Kernfrage	Wie wird die Funktion vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	RotoLas	Fall-Nr.	42
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Funktion RotoLas		
Kernfrage	Wie häufig wird die Funktion vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	0,7 Wochen		

Thema	Fehlermeldungen Teileklappe	Fall-Nr.	43
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Teileklappe zum Entladen von geschnittenen Teilen		
Kernfrage	Welche Fehlermeldungen treten beim Entladen durch die Teileklappe wie häufig auf?		
Analysedauer	1,7 Wochen		

Thema	Gewindeformen	Fall-Nr.	44
Technisches System	Stanzmaschinen und Stanz-Laser-Maschinen		
Zielsystemelement	Gewindewerkzeug		
Kernfrage	Welche Gewindegrößen werden vom Kunden gefertigt?		
Analysedauer	1,1 Wochen		

Thema	LiftMaster Saugerkonstellationen	Fall-Nr.	45
Technisches System	2D-Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Automatisierungslösung zum Entladen		
Kernfrage	Welche Saugerkonstellationen sind wie häufig im Einsatz und wie groß sind die jeweils entladenen Teile?		
Analysedauer	6 Wochen		

Thema	Verarbeitungstechnologien	Fall-Nr.	46
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Laserschneidprozesse		
Kernfrage	Wie häufig und für welche Prozesse werden die verschiedenen Verarbeitungstechnologien verwendet?		
Analysedauer	0,3 Wochen		

Thema	Fehlermeldungen und Ausfälle	Fall-Nr.	47
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Laserschneidprozesse		
Kernfrage	Wie häufig kommt es zu Fehlschnitten und Stillständen an der Maschine und was sind die Ursachen?		
Analysedauer	0,5 Wochen		

Thema	RotoLas	Fall-Nr.	48
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Funktion RotoLas		
Kernfrage	Wie häufig und für welche Bearbeitungsprozesse wird die Funktion vom Kunden genutzt?		
Analysedauer	0,1 Wochen		

Thema	Laserportfolio	Fall-Nr.	49
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Welche Laserleistungen werden vom Kunden für welche Bearbeitungsprozesse verwendet?		
Analysedauer	0,3 Wochen		

Thema	Materialverteilung	Fall-Nr.	50
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Blechtafeln		
Kernfrage	Welche Materialien werden auf der Maschine geschnitten?		
Analysedauer	0,3 Wochen		

Thema	Schneidgas	Fall-Nr.	51
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie sieht die Verteilung der vom Kunden verwendeten Schneidgase aus?		
Analysedauer	0,3 Wochen		

Thema	Teileabmaße und Blechdicke	Fall-Nr.	52
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Produzierte Blechteile		
Kernfrage	Welche Teilegrößen und Blechdicken werden vom Kunden produziert?		
Analysedauer	0,39 Wochen		

Thema	Maschinenstatus	Fall-Nr.	53
Technisches System	Laserschneidanlagen		
Zielsystemelement	Bearbeitungsprozess		
Kernfrage	Wie sind die Maschinenstatus zeitlich verteilt und was sind jeweils die Verbräuche der Maschine?		
Analysedauer	0,49 Wochen		

Thema	Verbräuche	Fall-Nr.	54
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Was sind die Ressourcenverbräuche der Maschine?		
Analysedauer	0,27 Wochen		

Thema	Stickstoffverbrauch Spülzyklus	Fall-Nr.	55
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie sieht der Stickstoffverbrauch beim Spülzyklus und im Leerlauf aus und kann er reduziert werden?		
Analysedauer	0,27 Wochen		

Thema	Stickstoffverbrauch Düsen	Fall-Nr.	56
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Kann der Stickstoffverbrauch durch Auswahl der Düsen reduziert werden?		
Analysedauer	0,4 Wochen		

Thema	Blechdickennutzung	Fall-Nr.	57
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Blechtafeln		
Kernfrage	Welche Blechdicken werden vom Kunden verarbeitet und wie viele Ressourcen werden jeweils verbraucht?		
Analysedauer	0,6 Wochen		

Thema	Nachschneiden Kontur	Fall-Nr.	58
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie oft muss eine Kontur nachgeschnitten werden und wie viel wird dabei real verbraucht?		
Analysedauer	1,3 Wochen		

Thema	Material Restgitter	Fall-Nr.	59
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Restgitter nach Ende des Bearbeitungsprozesses		
Kernfrage	Kann das Restgitter durch die Prätzen reduziert werden und wann sind gemeinsame Trennschnitte möglich?		
Analysedauer	1 Woche		

Thema	Geschwindigkeit Antriebe	Fall-Nr.	60
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Antriebe der Automatisierungen		
Kernfrage	Mit welcher Geschwindigkeit fahren die Automatisierungen und kann diese so angepasst werden, dass sie nur so schnell wie nötig fahren?		
Analysedauer	1,3 Wochen		

Thema	LTT Nutzung	Fall-Nr.	61
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Laserschneidprozess		
Kernfrage	Wie viele Stunden wird eine LTT verwendet?		
Analysedauer	2,2 Wochen		

Thema	Nachhaltigkeits KPIs	Fall-Nr.	62
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Bearbeitungsprozess		
Kernfrage	Welche Daten sind verfügbar, um eine Aussage über die Nachhaltigkeit der Maschine zu treffen?		
Analysedauer	0,89 Wochen		

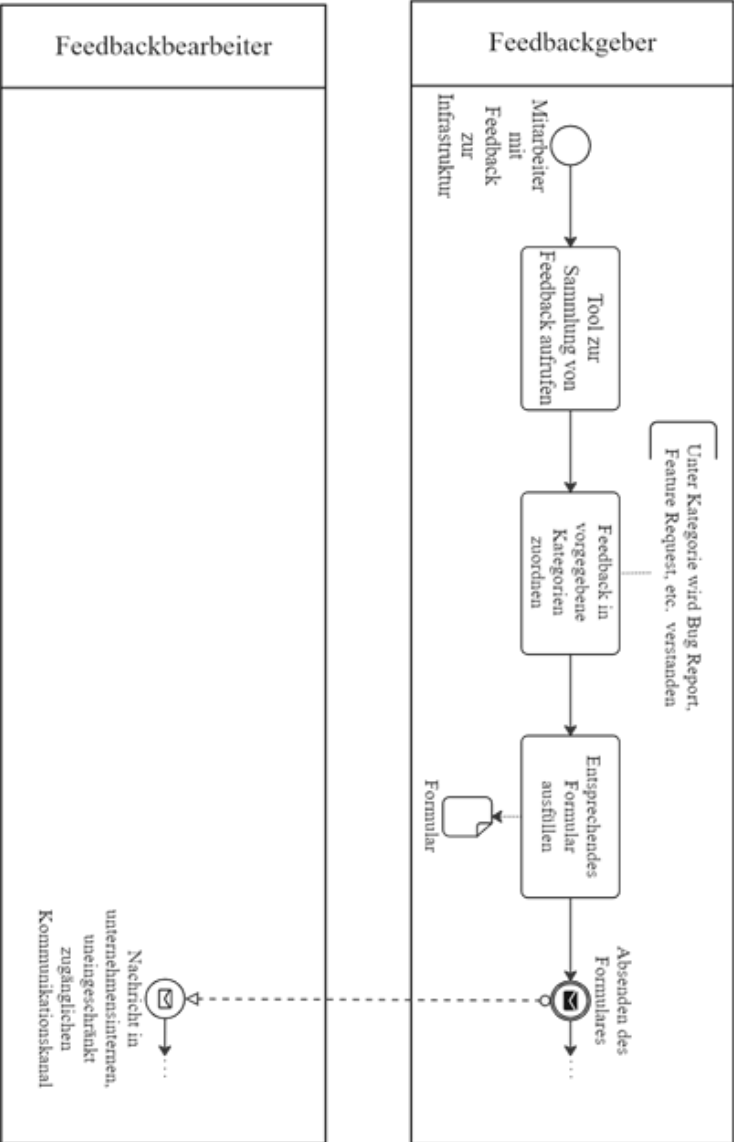
Thema	Ressourcenverbrauch	Fall-Nr.	63
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Bearbeitungsprozess		
Kernfrage	Was sind die Ressourcenverbäuche der Maschine?		
Analysedauer	2,2 Wochen		

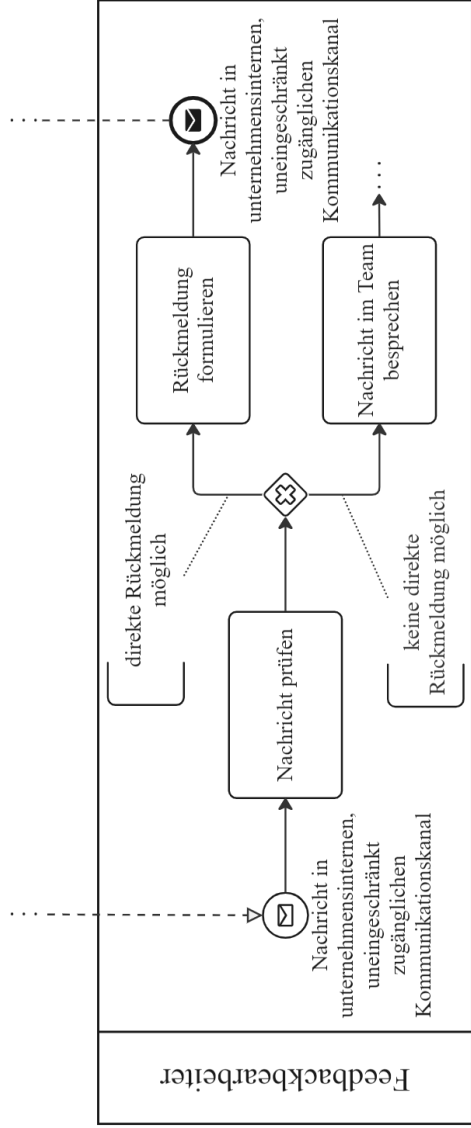
Thema	Nachhaltigkeits KPIs Vergleichsteile	Fall-Nr.	64
Technisches System	High-End Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Bearbeitungsprozess		
Kernfrage	Wie nachhaltig ist Lasern im Vergleich zu Fräsen?		
Analysedauer	2 Wochen		

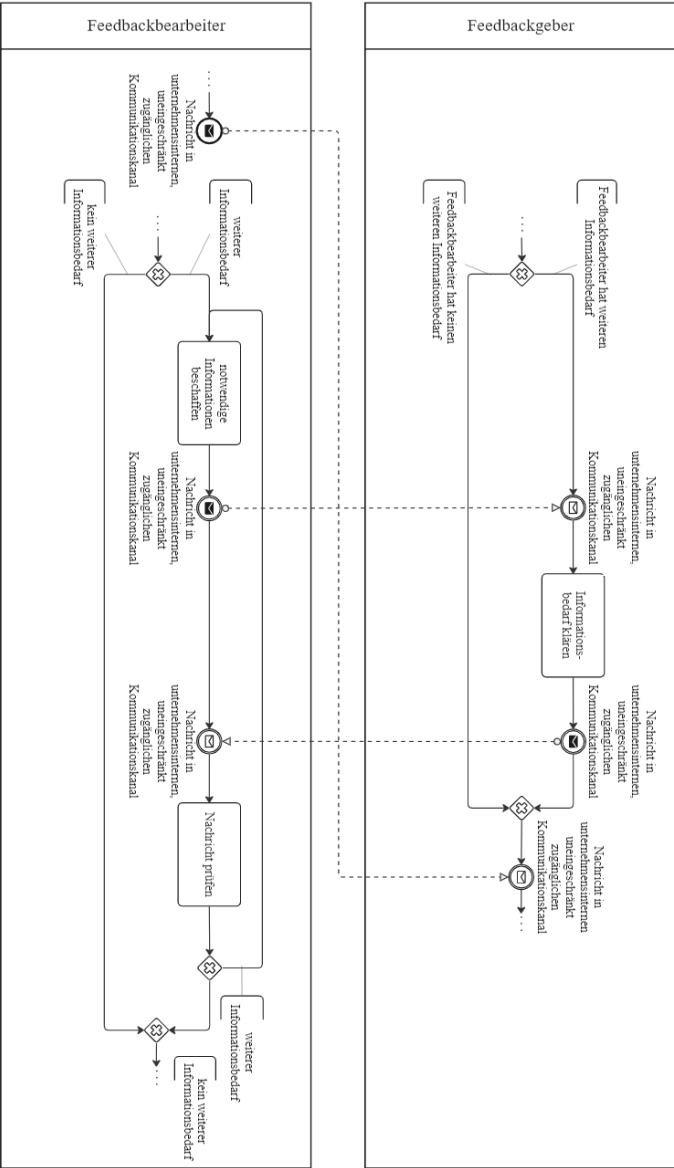
Thema	Jira Analyse	Fall-Nr.	65
Technisches System	Laserschneidanlage		
Zielsystemelement	Jira Projekt zur Entwicklung der Folgegeneration		
Kernfrage	Wie kann man die bisherigen Lösungsiterationen sichtbar machen?		
Analysedauer	0,7 Wochen		

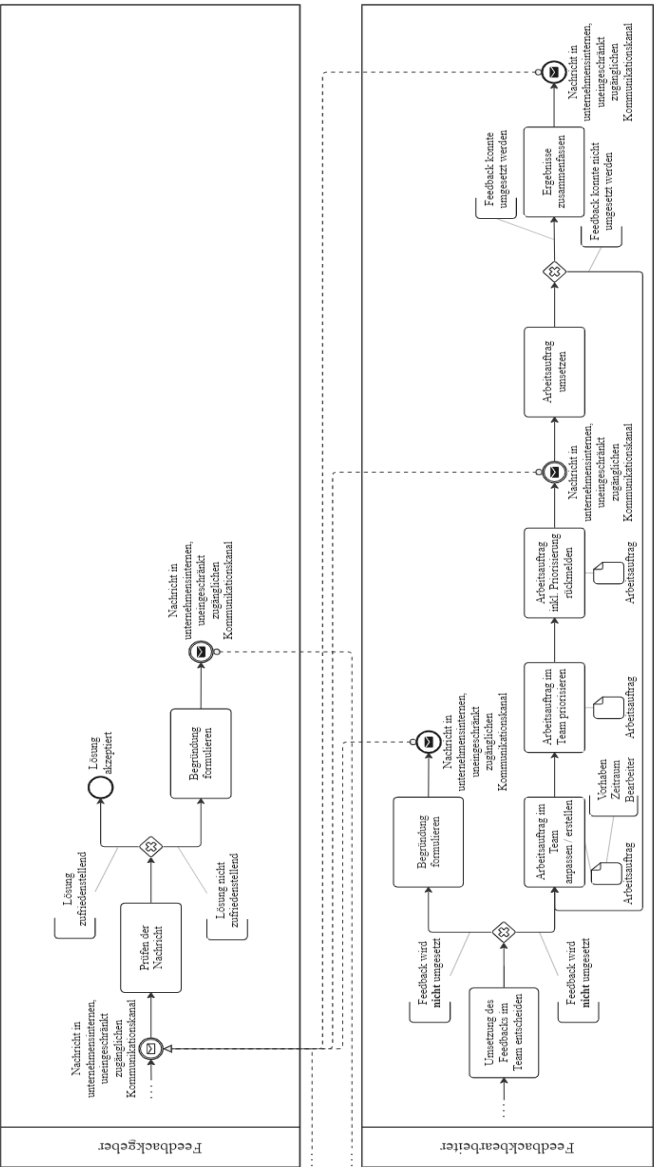
Anhang B – Feedbackprozess

Nachfolgend wird das BPNM-Modell des Feedbackprozesses in vier Teilen zur besseren Lesbarkeit dargestellt.









Anhang C – Steckbriefe zu Fallstudien

Case Study 1: Sheet weight

You are developing the new generation of the LiftMaster automation solution, which can be used for loading and unloading, pallet handling and part removal on TruLaser machines.

In the current generation, there are still two versions of the LiftMaster (large format and maxi format). The suction gripper unit of the large format version can be used for loading sheets weighing up to 900 kg, while the gripper unit of the maxiformat version can load sheets weighing up to 1600 kg.

You are considering whether it makes sense to eliminate the maxiformat version in order to save development costs. You want to validate this using the usage data of all TruLaser 1000, 3000 and 5000. To do this, you want to find out what percentage of the total processed sheets have a weight of under 900 kg and compare the value with the same percentage based on a weight of under 1600 kg.



General Information	Title of the analysis	Sheet weight LiftMaster	
	Questions to be answered by the analysis	What percentage of the total processed sheets could theoretically be loaded using the large format version (max. sheet weight 900 kg) as opposed to the max. format version (max. sheet weight 1600 kg)?	
	Requested form of result provision	Key figure	
	Objective of the analysis	Potential elimination of the Maxiversion of the LiftMaster	
	Have similar use cases already been processed?	No	
	Period of time to be considered for the use case	01.01.2022	01.01.2023

Technical System	Machine / product family / platform	TruLaser 1000, 3000, 5000	
	Relevant function / subsystem / technical system	LiftMaster - suction gripper unit	
	Description of the function	Covering a wide range of automation functions, from loading and unloading to pallet handling and parts removal.	
	Link for further information on the technical system	https://www.trumpf.com/technologie/TRUMPF_Master/Products/Machines_and_Systems/02_Brochures/TRUMPF-automation-catalogue-DE.pdf	
	Development domain expert for the technical System	steffen.wagenmann@trumpf.com	

Case Study 2: Part Size

You are developing the new generation of SortMaster Box sorting unit for TruPunch and TruMatic machines.

You have learned from a major customer that he cuts a very large number of parts, with dimensions of 50 cm to 60 cm in length and width. However, the current maximum part size of the sorting boxes of the current SortMaster Box generation is only 50 cm in length and width.

You are considering whether it makes sense to increase the size of the sorting boxes to 60 cm in length and width. You want to validate this based on the usage data of the TruMatic 7000. To do this, you want to find out what percentage of the total cut parts theoretically fit into a (50 x 50) cm box and compare the value with the same percentage based on a (60 x 60) cm box.



General Information	Title of the analysis	Part size Sortmaster Box	
	Questions to be answered by the analysis	What percentage of the total cut parts will fit in a (50 x 50) cm sorting box versus a (60 x 60) cm sorting box?	
	Requested form of result provision	Key figure	
	Objective of the analysis	More precise design of the sorting boxes of the new generation of SortMaster Box to the maximum requirements in terms of part size	
	Have similar use cases already been processed?	No	
	Period of time to be considered for the use case	01.01.2022	01.01.2023

Technical System	Machine / product family / platform	TruMatic 7000	
	Relevant function / subsystem / technical system	SortMaster Box - sorting box	
	Description of the function	Small parts that fall through the punch or laser flap are automatically sorted into up to four boxes by the SortMaster Box. Sorting takes place unattended during production.	
	Link for further information on the technical system	https://www.trumpf.com/files/Storage/TruMatic_Master/Products/Machines_and_Systems/3D_Brochures/TruMatic-automation-solutions-3D.pdf	
	Development domain expert for the technical System	steffen.wagenmann@trumpf.com	