

DISS. ETH Nr. 26246

**METHODEN
ZUR DATENGETRIEBENEN LOKALISIERUNG
DES VERBESSERUNGSPOTENTIALS
IN PRODUKTIONSABLÄUFEN**

Abhandlung zur Erlangung des Titels

DOKTOR DER WISSENSCHAFTEN der ETH ZÜRICH
(Dr. Sc. ETH ZÜRICH)

vorgelegt von
PHILIP HENDRIK ROH

M.Sc. Masch.-Ing. ETH, ETH Zürich, Schweiz

geboren am 20.01.1991

aus
Deutschland

angenommen auf Antrag von

Prof. Dr. Andreas Kunz
Prof. Dr. Torbjørn H. Netland
Prof. Dr. Konrad Wegener

2019

Überall geht ein früheres Ahnen dem späteren Wissen voraus.

Alexander von Humboldt

Danksagung

Der grösste Dank gilt meinem Doktorvater Andreas Kunz und meinem Vorgesetzten der Geberit Produktions AG Werner Züllig. Beide haben mir während der ganzen Zeit meiner Dissertation das notwendige Vertrauen und die unterstützende Zuversicht geschenkt, die notwendig sind, um aus einer Idee eine Doktorarbeit entstehen zu lassen. Andreas Kunz hatte immer ein offenes Ohr und Verständnis für meine "industriellen" Aufgaben. Werner Züllig auf der anderen Seite hat nicht nur zusammen mit der Geschäftsleitung der Geberit Produktions AG die notwendige Finanzierung zur Verfügung gestellt, sondern hatte auch immer Verständnis für den notwendigen wissenschaftlichen Charakter meiner Tätigkeiten. Die Dissertationszeit war gekennzeichnet von grosser wissenschaftlicher Freiheit, natürlich auch mit der Erwartung, einen Mehrwert und damit einen Standortvorteil für die produzierende Industrie der Schweiz zu schaffen.

Ich bedanke mich auch bei Konrad Wegener und Torbjörn Netland, Sie sind mehr als blosser Korreferent: Unter dem Patronat von Konrad Wegener wurde die Erstellung einer stark an der Industrie orientierten Dissertation an der ETH Zürich überhaupt erst möglich. Torbjörn Netland hat mich beim wissenschaftlichen Arbeiten und Schreiben mehr als unterstützt und hat in teilweise langen Treffen dafür gesorgt, meine zum Teil chaotischen Gedanken zu sortieren und verständlich zu Papier zu bringen.

Bedanken möchte ich mich auch bei meinen Kollegen am Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung. Allen voran danke ich Christian Hirt dafür, dass auch er mich dabei unterstützt hat, meine Gedanken zu ordnen, und dass er gerade zum Abschluss der Dissertation die stetig ansteigende Entropie auf meinem Schreibtisch mit stoischer Gelassenheit ausgehalten hat. Vor allem aber war er immer wieder ein wichtiger Gesprächspartner für nicht nur geschäftliche Fragen. Ich möchte aber auch Frederik Reichert danken, der mit seiner eigenen Dissertation die inspirierende Idee für diese Dissertation gegeben hat.

Weiterer Dank gilt den Studierenden, die ich während zahlreicher Arbeiten betreuen durfte: Stefan Ebnöther, Christian Engler, Linnart Felkl, Nicholo Foraboschi, Stefanie Giger, Valentin Holzwarth, Yves Isler, Tobias Küng und Timothy Marvel. Diese Dissertation baut zu grossen Teilen auf den Diskussionen und Inhalten auf, die ich mit Ihnen erarbeiten durfte.

Des Weiteren möchte ich mich bei allen Kolleginnen und Kollegen bei der Geberit Produktions AG bedanken, die mich während dieser Zeit intensiv und insbesondere bei der industriellen Validierung der Methoden tatkräftig unterstützt haben, die immer ein offenes Ohr hatten und offen waren auch für kontroverse Diskussionen. Besonders möchte ich hier Stefanie Althaus, Gion Beer, Hubert Britschgi, Bruno Bünzli, Silvio Gächter, Stefanie Giger, Dirk Goyvaerts, Daniel Habermacher, Beat Herrmann, Felix Klaiber, Tobias Küng, Christian Landolt, Florian Leimgruber, Marcel Stössel, Mario Studer, und Christian Waldis erwähnen.

Auch meinem Freundeskreis, allen voran der "Jungsgruppe" Felix, Gianluca, Patrick und Tim bin ich zu Dank verpflichtet für immer ehrliches und unterstützendes Feedback und für zahlreiche unvergessliche Stunden und Erlebnisse.

Grosser Dank gilt meiner Familie für die Möglichkeit der langen Ausbildung, für die motivierende Unterstützung und dafür, dass sie mir zu der notwendigen Selbständigkeit und dem erforderlichen Selbstbewusstsein verholfen haben: Mama, Papa, Renate und Hennes.

Last but not least danke ich meiner Partnerin Sarah dafür, dass Sie in all den Jahren der Dissertation ihre Unterstützung nie auch nur ansatzweise in Frage gestellt: Du hast immer Verständnis für die Dissertation gezeigt, mir immer den Rücken freigehalten und warst auch in den Tiefs der Dissertation für mich da – dafür Dir ganz lieben Dank!

Danke Ihnen und Euch allen für die Unterstützung, ohne die im Rahmen dieser Dissertation nicht aus Ahnen Wissen geworden wäre.

Zürich, im Spätsommer 2019

Philip Roh

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	XI
--------------------	-----------

Abstract	XIII
-----------------	-------------

1 Einleitung zur Optimierung von Produktionsabläufen	1
---	----------

1.1	Motivation	4
1.2	Problemstellung	6
1.2.1	Einflussgrösse 1: Gesteigerte Komplexität der Produktionsabläufe	6
1.2.2	Einflussgrösse 2: Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien	7
1.2.3	Zielgrösse: Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen.....	9
1.2.4	Fazit der Problemstellung	10
1.3	Ziel der Arbeit	11
1.4	Einordnung der Arbeit	13
1.4.1	Verbraucher und Produkt	14
1.4.2	Produktionsressourcen	15
1.4.3	Produktions- und Beschaffungsauftrag.....	15
1.4.4	Fazit.....	16

2 Die Steigerung der Produktivität	19
---	-----------

2.1	Der digitale Schatten.....	20
2.2	Grundlegende Mechanismen eines Produktionsablaufs	22
2.3	Engpässe in Produktionsabläufen (Bottleneck).....	30
2.4	Engpässe in Informationsströmen	33
2.5	Datengetriebene Optimierung von Produktionsabläufen durch interbetriebliche Zusammenarbeit	35
2.6	Résumé zu Steigerung der Produktivität von Produktionsabläufen .	39

3 Stand der Technik	41
----------------------------	-----------

3.1	Definition des Produktionsablaufs.....	42
3.2	Engpasserkennung in Produktionsabläufen	43
3.2.1	Lean manufacturing und die Lokalisierung des Engpasses	43
3.2.2	Engpässe in Produktionsabläufen.....	45
3.2.3	Methoden zur Erkennung von Engpässen in Produktionsabläufen....	48
3.2.4	Neue Kategorisierung von Methoden zur Erkennung von Engpässen in Produktionsabläufen	50

3.2.5	Résumé zu existierenden Methoden zur Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen.....	55
3.3	Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Informationsströmen.	57
3.3.1	Die klassischen sieben Arten der Verschwendung nach Ohno.....	57
3.3.2	Methoden zur Lokalisierung von Verschwendung in Informationsströmen in administrativen Geschäftsprozessen	60
3.3.3	Die Fähigkeit der Wertstromanalyse, Informationsströme in Produktionsabläufen darzustellen und zu analysieren.....	62
3.3.4	Résumé zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Informationsströmen	68
3.4	Datengetriebene Optimierung von Produktionsabläufen durch externe Partner	70
3.4.1	Auswirkungen von Industrie 4.0-Technologien auf datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit	71
3.4.2	Wertschöpfung durch die Veredlung persönlicher Daten	72
3.4.3	Ansätze zur Entwicklung datengetriebener Geschäftsmodelle.....	74
3.4.4	Résumé zur datengetriebenen Produktionsablaufoptimierung durch interbetriebliche Zusammenarbeit	83
3.5	Forschungslücke	85
3.5.1	Datengetriebene Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen (data-driven bottleneck detection).....	86
3.5.2	Informationsstromanalyse	87
3.5.3	Datengetriebene Lokalisierung und Verbesserung von Produktionsabläufen basierend auf interbetrieblicher Zusammenarbeit	87
3.6	Aufbau der Arbeit	88
4	<u>Methode zur Lokalisierung von Engpässen in "multivarianten" Produktionsabläufen</u>	91
4.1	Voraussetzungen und Vorbereitungen.....	92
4.2	Mathematische Grundlagen.....	95
4.3	Logik zur Lokalisierung von Engpässen.....	98
4.3.1	Schritt 1: Lokale Engpasslokalisierung:	100
4.3.2	Schritt 2: Erkennung zeitlich ändernder Engpässe.....	102
4.3.3	Schritt 3: Globale Engpasslokalisierung.....	103
4.4	Validierung durch Simulation	106

4.4.1	Validierung in Einzelproduktvarianten, offenen, asynchronen Bernoulli-Linien	107
4.4.2	Validierung in multivarianten Produktionsabläufen	109
4.5	Validierung in einem realen Produktionsablauf.....	113
4.6	Ergebnisse	116
4.6.1	Lokale Engpassanalyse	117
4.6.2	Globale Engpasslokalisierung	118
4.6.3	Validierung der Funktionsweise der Analyse zeitlich ändernder Engpässe.....	121
4.6.4	Weitergehende Validierung der Resultate	122
4.7	Handlungsempfehlungen für produzierende Unternehmen.....	123
4.7.1	Grundlegende Erkenntnisse.....	123
4.7.2	Einfluss des Produktvariantenmixes auf die Lokalisierung von Engpässen.....	125
4.7.3	Zusätzliche industrielle Vorteile neben der Lokalisierung von Engpässen.....	126
4.7.4	Vorhersage von (zeitlich ändernden) Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen	128
4.8	Zusammenfassung und Ausblick.....	129
5	<u>Informationsstromanalyse</u>	133
5.1	Methode zur Darstellung von Informationsströmen in Produktionsabläufen	133
5.1.1	Erstellung der Informationsstromkarte	134
5.1.2	Theoretische Grundlagen zur Evaluation der Informationsstromkarte: Von der Verschwendung in Informationsströmen zu Performanceindikatoren	138
5.1.3	Evaluation der Informationsstromkarte: Einzeichnung der Bewertungssymbole und Berechnung der Performanceindikatoren	145
5.2	Validierung in einem realen Produktionsablauf.....	147
5.2.1	Darstellung des ist-Zustandes.....	147
5.2.2	Darstellung des Soll-Zustands.....	148
5.3	Handlungsempfehlungen für produzierende Unternehmen.....	151
5.4	Weiterführende Anwendung und Einschränkungen.....	153
5.5	Zusammenfassung und Ausblick.....	155

6	<u>Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit</u>	159
6.1	Technische Umsetzung des digitalen Schattens eines Produktionsablaufs.....	160
6.2	Methode zur datengetriebenen Optimierung von Produktionsabläufen durch Zusammenarbeit mit externen Partnern	167
6.2.1	Methodischer Aufbau der Methode	168
6.2.2	Schritt 1: Beschreibung des Geschäftsmodells und möglicher Partner	168
6.2.3	Schritt 2: Erarbeitung der interessanten Daten.....	169
6.2.4	Schritt 3: Bewertung der interessanten Daten	170
6.2.5	Schritt 4: Entwicklung eines neuen Geschäftsmodells	172
6.2.6	Schritt 5: Implementierung des datenprodukt-basierten Geschäftsmodells	173
6.3	Validierung in einem realen Produktionsablauf.....	174
6.3.1	Validierung und Ergebnisse	174
6.3.2	Bewertung und Diskussion der Ergebnisse der Validierungsphase .	181
6.3.3	Handlungsempfehlungen.....	183
6.3.4	Einschränkungen.....	184
6.4	Zusammenfassung und Ausblick der vorgestellten Methode	185
7	<u>Zusammenfassung und Ausblick</u>	189
8	<u>Literaturverzeichnis</u>	197
9	<u>Appendix</u>	209
9.1	Appendix A1	209
10	<u>Lebenslauf und Publikationen des Autors</u>	211
10.1	Lebenslauf	211
10.2	Publikationen.....	211
10.2.1	Zum Thema: Methode zur Lokalisierung von Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen	212
10.2.2	Zum Thema: Informationsstromanalyse	212
10.2.3	Zum Thema: Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit	212
10.2.4	Sonstige Veröffentlichungen.....	212

Abkürzungsverzeichnis

Allgemeine Abkürzungen

ID	- Identifikation
IT	- Informationstechnologie
KVP	- kontinuierlicher Verbesserungsprozess
TPS	- Toyota Produktionssystem
VSM	- Value stream mapping
KT	- Kundentakt

Formelzeichen

Fähigkeit von Prozessen

c_p	- Prozessfähigkeit
T	- Oberer Grenzwert – Unterer Grenzwert
s	- Schätzwert der Standardabweichung
c_{pk}	- Prozessfähigkeitskennwert
T_k	- Minimum (oberer Grenzwert minus Mittelwert oder Mittelwert minus unterer Grenzwert)

Lokalisierung von Engpässen

Bernoulli Linien:

m_i	- Maschine, und $i=1, \dots, M$
$f_{t,up,i}$	- Wahrscheinlichkeitsverteilungen der zugrundeliegenden Betriebszeiten
$f_{t,down,i}$	- Wahrscheinlichkeitsverteilungen der zugrundeliegenden Stillstandzeiten
τ_i	- Zykluszeit
b_j	- Puffer, und $j=1, \dots, M-1$
N_j	- Kapazität des Puffers

Neu präsentierte Methode:

$\Delta t_{i,j}$	- Prozessdurchlaufzeit eines individuellen Produktes j , in einem Segment i
$t_{i,j}$	- absoluter Zeitstempel eines individuellen Produktes j beim Eintritt in das Segment i
$t_{i+1,j}$	- absoluter Zeitstempel eines individuellen Produktes j beim Austritt aus dem Segment i

- $T_{i,p}$ - Vektor, der die individuellen Prozessdurchlaufzeiten eines Segmentes i und eines Produktionsauftrags p beinhaltet
- $P_{i,p}$ - Vektor, der gleichmäßig verteilte Werte von Null bis Eins ($p_{i,p}$) beinhaltet und die gleiche relative Länge (Anzahl Einträge), wie $T_{i,p}$ hat
- $p_{i,p}$ - Wahrscheinlichkeit, dass ein individuelles Produkt j innerhalb eines Produktionsauftrags p , produziert im Segment i eine Prozessdurchlaufzeit kleiner gleich $\Delta t_{i,j}$ hat
- f - Wahrscheinlichkeitsfunktion, die den Zusammenhang zwischen $\Delta t_{i,j}$ und $p_{i,p}$ beschreibt

Informationsstromanalyse

- a - Stufe der Automation [%]
- i_a - Anzahl automatisierte Informationsübertragung
- i_{na} - Anzahl nicht-automatisierte Informationsübertragung
- c - Zentralitätsindex [%]
- i_c - Anzahl Informationsübertragung, die zum zentralen IT-System zeigt
- i - Anzahl aller Informationsübertragungen
- e - Echtzeitfähigkeitsindex [%]
- i_{nr} - Anzahl nicht echtzeitfähige Informationsübertragungen
- m - Medienbruchrate [%]
- $i_{d \rightarrow p}$ - Anzahl Informationsübertragungen von digital zu Papier
- $i_{o \rightarrow p}$ - Anzahl Informationsübertragungen von mündlich zu Papier
- f_i - first pass yield für Informationen [%]
- i_q - Anzahl Informationsübertragungen bei denen Rückfragen notwendig sind

Kurzfassung

Das Ziel der vorgelegten wissenschaftlichen Abhandlung ist die Unterstützung produzierender Unternehmen bei der Steigerung der Produktivität ihrer Produktionsabläufe, eine ihrer klassischen Herausforderungen. Die in dieser Arbeit vorgestellten Methoden wurden entwickelt, um das Verbesserungspotential in Produktionsabläufen datengetrieben zu lokalisieren. Hierauf basierend können die entsprechenden Massnahmen ergriffen werden, um den Produktionsablauf zu verbessern, zum Beispiel durch zielgerichtete finanzielle Investitionen.

Die vorgelegte Arbeit steht im Spannungsfeld zweier aktueller Entwicklungen. Zum einen ist die heutige Produktion ein komplexes und dynamisches System, welches umfassend von seinem Umfeld beeinflusst wird. Diese Produktion besteht aus Produktionsabläufen, welche durch die Forderung nach einer gesteigerten Anzahl gleichzeitig zu produzierender Produktvarianten bei stark schwankenden Nachfragelasten beansprucht. Dadurch steigen sowohl die Abhängigkeiten als auch die Fluktuationen innerhalb der Produktionsabläufe, was schlussendlich zu einer gesteigerten Dynamik führt. Zum anderen zeigen die Veränderungen, die mit der Digitalisierung und Vernetzung von Produktionsabläufen einhergehen, neue Möglichkeiten auf, dieser Komplexität mit Hilfe datenbasierter Methoden und Algorithmen entgegenzuwirken. Durch die Digitalisierung der relevanten Daten der Produktion besteht die Möglichkeit, Produktionsabläufe intern zu vernetzen und so den Produktionsablauf als Ganzes zu erfassen. Dadurch kann das Verbesserungspotential auch in dynamischen Produktionsabläufen lokalisiert werden.

Zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen, die die gesteigerte Komplexität beherrschen und die Potentiale der Produktionsdaten nutzen, wurden drei datengetriebene Methoden entwickelt.

Die erste Methode lokalisiert das Verbesserungspotential in materiellen Produktionsabläufen, indem Engpässe datengetrieben detektiert werden. Dabei können Engpässe erstmals produktvarianten-spezifisch und zeitvariant lokalisiert werden. Dies ist gerade für die moderne Linienfertigung, auf der eine hohe Anzahl Produktvarianten gleichzeitig und in einem wechselnden Mix produziert werden, von hoher Relevanz. Des Weiteren besitzt die Methode gegenüber existierenden Vorgehensweisen die Vorteile, dass keine Modellannahmen und keine Simulationsmodelle notwendig sind. Die vorgestellte Methode zur Lokalisierung von Engpässen beantwortet die Frage, "wo" in einem

Produktionsablauf das Problem auftritt. Sie macht aber keine Aussage darüber, "was" das Problem ist.

Die zweite Methode - die Informationsstromanalyse - lokalisiert das Verbesserungspotential in Informationsströmen und stellt dadurch das methodische Werkzeug zur Visualisierung, Analyse und Bewertung der Informationsströme zur Verfügung. Ähnlich der Wertstromanalyse wird hierzu zunächst eine Informationsstromkarte erstellt, welche anschließend anhand von fünf neu entwickelten Parametern für Informationen (Stufe der Automation, Medienbruchrate, Echtzeitfähigkeit, Zentralitätsindex und "first pass yield") bewertet wird. Basierend auf dieser Bewertung können Informationsströme in Produktionsabläufen analysiert und optimiert werden. Die Methode eröffnet die Möglichkeit der Produktivitätssteigerung in einem Bereich von Produktionsabläufen, dem bis anhin wenig Beachtung geschenkt wurde. Die Informationsstromanalyse beschäftigt sich mit der Frage, ob die richtigen Informationen zur richtigen Zeit am richtigen Ort sind. Sie beantwortet folglich das "was" bezogen auf Informationen in Produktionsabläufen.

Die dritte Methode externalisiert die Frage nach dem "wo" und "was" zur Steigerung der Produktivität in Produktionsabläufen durch eine datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit. Ein externer Partner verbessert - datengetrieben - die Produktion durch die Analyse von Produktionsdaten. Am Beispiel der Zusammenarbeit zwischen einem Maschinennutzer und einem Maschinenhersteller wurde ein fünfstufiges Vorgehen erarbeitet, welches den klassischen Ansätzen zur Geschäftsmodellinnovation folgt. Zunächst wird das aktuelle Geschäftsmodell identifiziert. Hierauf aufbauend werden mögliche Partner der Zusammenarbeit evaluiert. In einem dritten, neuen Schritt folgt die Erarbeitung und Evaluation von Datenprodukten aus der Perspektive des Datenproduzenten nach den Kriterien "Erfassungsaufwand" und "Kritikalität für das existierende Geschäftsmodell". Basierend auf den Datenprodukten wird im vierten Schritt ein neues Geschäftsmodell entwickelt, welches in Schritt fünf implementiert wird.

Um die Anwendbarkeit und die Allgemeingültigkeit des Erarbeiteten sicherzustellen, wurden alle drei vorgestellten Methoden in enger Zusammenarbeit mit einem Industriepartner validiert. Die Ergebnisse der Validierungen sind vielversprechend: Engpässe in dynamischen Produktionsabläufen können erstmals produktvarianten-spezifisch und zeitvariant lokalisiert werden. Die zugrundeliegenden Problemstellungen, die mit den neuen Methoden gelöst werden, sind real und allgemeingültig und können auf andere produzierende Betriebe in Hochlohnländern übertragen werden.

Abstract

The aim of this scientific treatise is to support manufacturing companies in increasing the productivity of their production processes, one of their classic challenges. The methods presented in this thesis are developed to localize the potential for improvement in production processes. On this basis, appropriate measures can be taken to improve the production process, for example through targeted financial investments.

The work presented is at the cutting edge of current developments: On the one hand, today's production is a complex and dynamic system that is comprehensively influenced by its environment. Such a production contains production processes, which are characterized by the demand for an increased number of product variants to be produced at the same time in combination with strongly fluctuating demand loads. This increases both, the dependencies and the fluctuations, within the production processes, which ultimately leads to increased dynamics. On the other hand, the changes that accompany the digitization and interconnection of production processes show new possibilities to counteract this complexity with the help of data-based methods and algorithms. By digitizing the relevant production data, it is possible to interconnect production processes internally and thus capture the production process as a whole. This enables the localization of improvement potentials in dynamic production processes.

Three data-driven methods are developed to localize the potential for improvement in production processes that master the increased complexity and utilize the potential of the production data.

The first method localizes the potential for productivity improvement by detecting bottlenecks with a data-driven algorithm. For the first time, productvariant-specific and time-variant bottlenecks can be localized. This is of particular importance for modern production lines, where a large number of product variants are produced simultaneously and in a changing mix. In addition, the method has the advantage over existing procedures that no model assumptions and no simulation models are necessary. The presented method for the localization of bottlenecks answers the question "where" the problem occurs in a production process. However, it makes no statement about "what" the problem is.

The second method - the information stream mapping - localizes the improvement potential in information streams and thus provides the methodical tool for visualization, analysis and evaluation of information streams. Similar to value stream mapping, an information stream map is created, which is then evaluated using five newly developed

parameters for information streams (level of automation, media disruption rate, real-time capability, centrality index and first pass yield for information). Based on this evaluation, information streams in production processes can be analysed and optimized. The method opens the possibility of increasing productivity in an area of production to which little attention has been paid so far. Information stream mapping deals with the question whether the right information is in the right place at the right time. It therefore answers the "what" related to information in production processes.

The third method externalizes the questions of "where" and "what" in order to increase productivity in production processes through data-driven supply chain collaboration. An external partner improves – data-driven – the production by analysing selected parameters. Using the example of the cooperation between a machine user and a machine supplier, a five-stage procedure is developed that follows the classic approaches to business model innovation. First, the current business model is identified. Based on this, possible partners of the cooperation are evaluated. In a third step, there follows the development and evaluation of data products from the perspective of the data producer according to the criteria "acquisition effort" and "criticality for the existing business model". Based on the data products, a new business model is developed in the fourth step, which is implemented in step five.

In order to ensure the applicability and universality of the developed methods, all three presented methods were validated in close cooperation with an industrial partner. The results of the validations are promising: bottlenecks in dynamic production processes can for the first time be localized for product-variant specific and time-variant production. The underlying problems solved with the new methods are real and generally valid and can be transferred to other manufacturing companies, especially mass manufacturers with a line production.

1 Einleitung zur Optimierung von Produktionsabläufen

Die Art und Weise, *wie* produziert wird, und damit die Produktionssysteme selbst, haben einen markanten Einfluss auf die Höhe des Lebensstandards und die damit einhergehende Lebensqualität einer Gesellschaft, siehe Dombrowski & Mielke [1]: Die Produktion beeinflusst, wie teuer Produkte sind und damit zumindest indirekt, wer sie sich leisten kann.

Der Mensch produziert seit tausenden von Jahren Güter. Die Produktivitätssteigerung steht dabei schon lange im Vordergrund. So wurde beispielsweise bereits im Venedig des 12. Jahrhunderts eine fließende Linienfertigung für Schiffe eingeführt, um den Durchsatz und damit den Ausstoss der Schiffproduktion markant erhöhen zu können, wie von Kreitling [2] beschrieben.

Vorläufer bei der Weiterentwicklung von Produktionssystemen war in der jüngeren Vergangenheit die Automobilindustrie [3-6], entsprechend ist die wirtschaftliche Entwicklung im letzten Jahrhundert von dieser stark beeinflusst, vergleiche Abbildung 1-1. Industrie 4.0-Technologien treten hierbei als Unterstützung in Erscheinung. Dombrowski & Mielke [1] geben dazu an, dass durch Industrie 4.0-Technologien, die Aufgabe haben die unterschiedlichen, dargestellten Organisationsformen zu unterstützen. Während zu Beginn des zwanzigsten Jahrhunderts die Produktion noch handwerklich geprägt war, in welcher Skaleneffekte nicht genutzt werden konnten, entwickelte sich mit F. Taylor [1] eine "wissenschaftliche Betriebsführung". Ziel von Taylor [7] war es, durch eine wissenschaftliche Herangehensweise inakkurate subjektive Einschätzungen und ungenau geplante Abläufe zu standardisieren, um so die Produktion zu optimieren und die Produktivität zu steigern. Parallel dazu führte Henry Ford [4] die Massenproduktion des Automobils ein. In diesem Zusammenhang ist vor allem die Einführung des Fließbandes hervorzuheben, welche insbesondere die Synchronisierung der Produktion förderte, den Ausstoss steigerte und die Produktivität erhöhte. Des Weiteren trieb Ford [8] die vertikale Integration der Lieferkette voran, indem er beispielsweise Eisenerzminen akquirierte und betrieb. Auf diese Weise konnte er Lieferengpässe vermeiden, weil er nicht mehr von einzelnen Lieferanten abhängig war. Das Produktionssystem Fords, insbesondere für das Modell T, war dabei auf eine minimale Variantenvielfalt ausgelegt: So bot Ford [4] ausschliesslich schwarze Autos an.

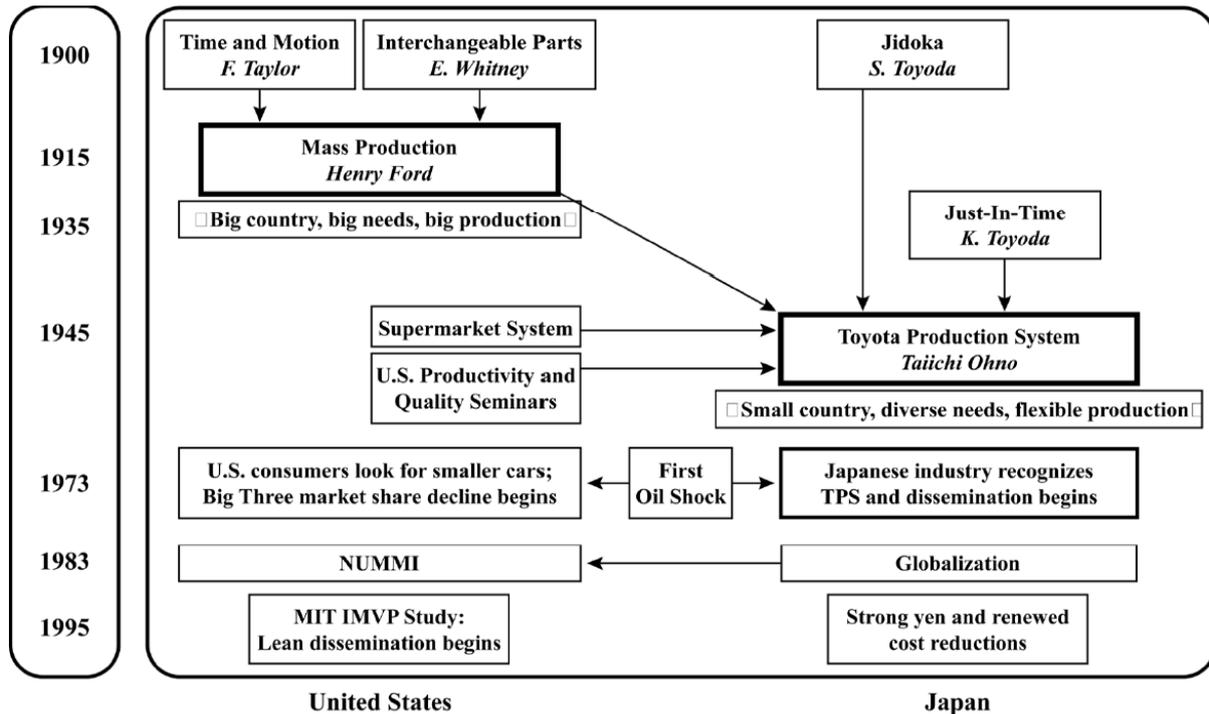


Abbildung 1-1: Historische Entwicklung von Produktionssystemen, insbesondere des Toyota Produktionssystems, welches durch die MIT-Studie als Lean-manufacturing auch in westlichen Industrien an Bekanntheit gewonnen hat; basierend auf [9].

Völlig gegensätzlich dazu entwickelte sich in Japan nach dem zweiten Weltkrieg das Toyota Produktionssystem, welches darauf ausgelegt ist, mit möglichst wenig Ressourcen eine hohe Variantenvielfalt bei geringen Stückzahlen zu produzieren, siehe Dombrowski & Mielke [1]. Tabelle 1-1 zeigt eindrücklich den Vergleich der Produktivität der beiden Produktionssysteme auf: GM Framingham war zum Zeitpunkt der Studie (Ende der 1980er Jahre) ein typisches "Ford-Werk", welches im Sinne der Massenproduktion arbeitete. Hingegen war Toyota Takaoka ein typisches "Toyota-Werk", welches nach den Lean-Prinzipien arbeitete. Es wird deutlich, dass sich bei angestrebter Variantenvielfalt in beiden Produktionsstätten, die Montagestunden, die Montagefehler, die Montagefläche und der Teilelagerbestand deutlich reduzieren liessen. Die Unterschiede der "buffered"-Strategie, welche für alle Eventualitäten vorbereitet sein will, und der "lean"-Strategie, welche sich durch geringe Bestände auszeichnet, verdeutlichen den dargestellten Sachverhalt, wie von Dombrowski & Mielke [1] beschrieben.

Tabelle 1-1: Vergleich des Ford Produktionssystems mit dem Toyota Produktionssystem zweier Produktionsstätten an Hand von vier vergleichenden Parametern, basierend auf [6], angepasst von [1].

	GM Framingham	Toyota Takaoka
Montagestunden je Auto	31	16
Montagefehler je 100 Autos	135	45
Montagefläche je Auto (m ²)	0.75	0.45
Teilelagerbestand (Durchschnitt)	2 Wochen	2 Stunden

Dennoch baut das Toyota Produktionssystem massiv auf dem Produktionssystem von Ford auf, wie Ohno [5] selbst darstellt. Entsprechend ist beispielsweise das bekannte Just-in-time die Perfektionierung des Fließprinzips von Ford, welches um das Pull-Prinzip erweitert wurde, siehe Dombrowski & Mielke [1]. Des Weiteren fokussiert das Toyota Produktionssystem wieder vermehrt auf die Fähigkeiten der Mitarbeiter und deren Erfahrungswerten an den Maschinen. Gemäss Dombrowski & Mielke [1] ist es nun explizite Aufgabe der Mitarbeiter ihre Prozesse kontinuierlich zu verbessern, um so Fehler zu vermeiden und Problemen vorzubeugen. Dies beschreibt den klassischen und bekannten kontinuierliche Verbesserungsprozess (KVP). Zusätzlich ist das Toyota Produktionssystem fokussiert auf eine frühzeitige Fehlererkennung und damit eine möglichst schnelle Lokalisierung des Verbesserungspotentials. Diese frühe Lokalisierung des Verbesserungspotentials drückt sich in Lean-Methoden wie der Wertstromanalyse, von Rother & Schook [10] oder dem Bottleneck-walk, von Roser et al. [11], aus. Diese strukturierte Herangehensweise führt zu einer effizienteren Verbesserung der Produktionsabläufe und damit zu einer schnelleren Produktivitätssteigerung.

Basierend auf dem Erfolg des Toyota Produktionssystems, welches insbesondere durch die MIT-Studie bekannt wurde, welche von Womack [6] veröffentlicht wurde, kopierten und imitierten viele produzierende Betriebe die erfolgreichen Ansätze. Aus dem Toyota Produktionssystem entwickelte sich gerade in der westlichen Welt, des *lean manufacturing*. Die Umsetzung dieses Konzeptes führte in den Betrieben zu deutlichen Produktivitätssteigerungen und damit zu vergleichbarer Effizienz wie in den Produktionsabläufen von Toyota.

Nach [12] ermöglichen Industrie 4.0-Technologien, den nächsten Schritt der Produktivitätssteigerung. Es darf jedoch nicht als Weiterentwicklung des Toyota Produktionssystem verstanden werden, sondern als Erweiterung der technologischen Möglichkeiten und damit als Erweiterung der technischen Unterstützung. Allen voran durch die

flächendeckende Vernetzung der Daten digitalisierter Produktionsabläufe: Stahl [13] ist der Meinung, dass alle Komponenten eines Produktionsablaufs zu Cyber-physische Systemen werden, um online vernetzt zu sein. In diesem Zusammenhang entstehen laut [13] *Smart Factories*. In diesen sind Produkte "identifizierbar", "lokalisierbar", und "kennen ihre Historie". Gemäss [14] soll das Wissen um die Zusammenhänge zu einem neuen Verständnis innerhalb komplexer Produktionsabläufe führen. Basierend hierauf soll die Produktivität massiv gesteigert werden. Bauernhansl [15] taxiert die mögliche Produktivitätssteigerung auf zu 50 %.

1.1 Motivation

Heutige Produktionen sind hochdynamische Systeme, die durch eine sich ständig verändernde Umgebung beeinflusst werden. Innerhalb einer solchen Produktion werden auf modernen, häufig mehrstufigen Produktionslinien eine Vielzahl unterschiedlicher Produktvarianten bei sich dauerhaft ändernden Nachfragelasten gefertigt. Im Zuge der Einführung von "Lean" ist es hierbei das erklärte Ziel, nur die Mengen zu produzieren, welche vom Kunden gefordert werden. Parallel dazu führt der fortwährende Kostendruck in Produktionsbetrieben dazu, dass die Effizienzanforderung an Produktionsabläufe fortwährend steigen. Dieser Effekt wird durch lokale Besonderheiten (Niedriglohnstandorte, Frankenstärke, ...) in offenen, globalen Märkten weiter verschärft.

Folglich ist die Bedeutung der Fertigungstransparenz, und damit die Beantwortung der Frage, welche Produktvariante wird wie effizient gefertigt, nach wie vor eines der wichtigsten Ziele für produzierende Betriebe, siehe [16]. Die Schwierigkeit der Beantwortung dieser Frage steigt in gleichem Masse wie die gesteigerte Komplexität der Produktionsabläufe. Das verfolgte Ziel der Fertigungstransparenz im Zusammenhang dieser Arbeit ist aber nicht die Transparenz in komplexen Produktionsabläufen selbst, sondern die Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen.

Nach [17], gewinnt Industrie 4.0, ausgehend von Deutschland seit dem Jahr 2011 immer weiter an Bedeutung. Industrie 4.0 wird von der Plattform Industrie 4.0 [18] als zielführende Vernetzung von Maschinen und Produktionsabläufen in der Industrie, basierend auf datengetriebenen Kommunikationstechnologien bezeichnet. Die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien stellt also einen aktuellen Trend dar, der die Grundlage für neue Datenanalysen in der Produktion legt. Hierbei werden, gemäss [18], sechs zukunftssträchtige Einsatzpotentiale dargestellt: flexible Produktion, wandelbare Fabrik, kundenzentrierte Lösungen, optimierte Logistik, Einsatz von Daten und

ressourcenschonende Kreislaufwirtschaft. Basis hierzu stellt nach [18] die Zusammenführung und Analyse der Daten des Produktionsablaufs dar. Die Datenanalyse gibt Hinweise zur Produktivitätssteigerung.

Die präzise Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsläufen war und ist eine der zentralen Herausforderungen für produzierende Betriebe. Die gesteigerte Komplexität heutiger, hochdynamischer Produktionsabläufe in Kombination mit dem genannten Kostendruck verschärfen die Herausforderung zusätzlich. Im Kontext der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien gewinnt der zielgerichtete Einsatz der Daten inner- und ausserbetrieblicher Produktionsabläufe als mögliches Hilfsmittel stark an Bedeutung. Die datengetriebene Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen ist somit eine zentrale Herausforderung produzierender Betriebe, um die Produktivität weiter steigern zu können. Durch die neu zur Verfügung stehende Datenbasis können Entscheidungen beispielsweise für Investitionen auf Daten und damit Fakten basiert werden. Ehemals rein erfahrungsbasierte Entscheidungen können so verifiziert werden. Hierdurch wird auch die Grundlage gelegt, um die Forderung Taylors [7], Daumenregeln durch wissenschaftliche ermittelte Methoden zu ersetzen, zu erfüllen.

Abbildung 1-2 stellt die Motivation der vorgelegten Arbeit dar. Diese wird von den beiden Einflussgrößen der gesteigerten Komplexität der Produktionsabläufe und der Nutzung der relevanten Daten beeinflusst. Die zugrundeliegende Zielgröße ist dabei die Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen dar. Entsprechend stellen die nicht schraffierten Schnittmengen die drei Problemstellungen dar, die schlussendlich zum Forschungsziel der vorgelegten Arbeit verdichtet werden. Die Schnittmenge aller drei Größen ist die datengetriebene Lokalisierung des Verbesserungspotentials in komplexen und dynamischen Produktionsabläufen. Methoden, um dies zu erreichen sind das verfolgte Ziel dieser Arbeit.

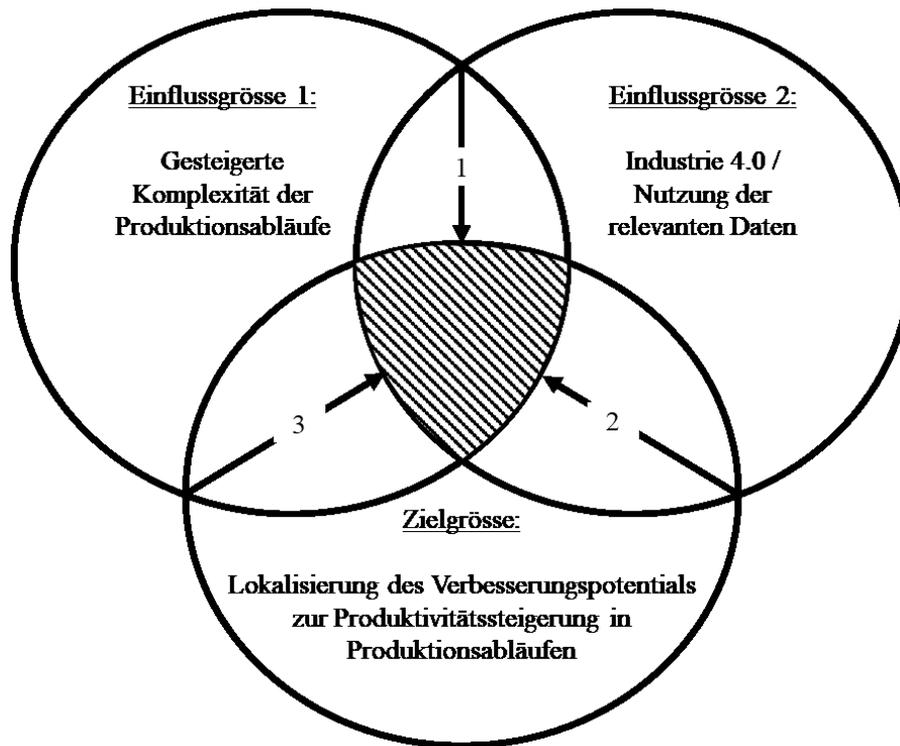


Abbildung 1-2: Motivation, Problemstellungen und Ziel der vorgelegten Arbeit: Die gesteigerte Komplexität, sowie der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien, sind die Einflussgrößen auf die übergeordnete Zielgröße der Arbeit. Der Fokus liegt auf der Schnittmenge aller drei Größen.

1.2 Problemstellung

1.2.1 Einflussgrösse 1: Gesteigerte Komplexität der Produktionsabläufe

Heutige Produktionsabläufe sind einem Trend steigender technischer und operationaler Komplexität ausgesetzt, siehe [19]. Diese operationale Komplexität drückt sich insbesondere in einer hohen Anzahl Produktvarianten, technisch anspruchsvoller zu bedienenden Produktionsabläufen und einer volatileren Kundenachfrage in Kombination mit kürzeren Durchlaufzeiten und dem Bedürfnis eines hohen Nutzungsgrades für Produktionsressourcen (Kosteneffizienz) aus. Die gesteigerte Komplexität heutiger Produktionsabläufe kann insbesondere durch zwei hauptsächliche Einflussfaktoren beschrieben werden [20]:

1. Die Einführung von Lean, siehe Womack [6], die dazu geführt hat, dass sowohl innerbetriebliche Lagerbestände und damit die Durchlaufzeiten massiv reduziert wurden, als auch über die Unternehmensgrenzen hinweg, die Lieferkette näher zusammengedrückt ist.

2. Die Umsetzung der *mass customization*, welche zu einer Individualisierung von Produkten und damit einem starken Anstieg der Anzahl Produktvarianten geführt hat.

Beide Aspekte führen dazu, dass die Komplexität gerade von mehrstufigen Produktionslinien, auf denen mehrere Produktvarianten gleichzeitig gefertigt werden (können), stark ansteigt. Die einzelnen Teilabschnitte der Produktionslinie sind nicht nur stark miteinander verbunden, sondern im Einzelnen auch technisch komplexer. Beides zusammen führt zu hochdynamischen Systemen, die sich gegenseitig beeinflussen. Diese gesteigerte Komplexität führt dazu, dass neue Ansätze gefunden werden müssen, um das Verbesserungspotential in Produktionsabläufen zu lokalisieren, da die existierenden Ansätze die Komplexität nicht mehr adäquat abbilden können.

1.2.2 Einflussgrösse 2: Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien

Wie von [18] beschrieben werden durch die Einführung und Umsetzung von Industrie 4.0-Technologien grosse Produktivitätssteigerungspotentialen erwartet: Laut den Autoren wechselt die zentrale Technologie vom Computer zum Internet, welche die Produktionsdaten vernetzt. Basierend auf dieser weltweiten Vernetzung wird die Qualität der Digitalisierung der Produktion deutlich gesteigert. Besonders hervorgehoben wird hier die Vernetzung der Maschinen, aber auch ganzer Produktionsstätten miteinander. Durch die Digitalisierung steht folglich die zentrale Verfügbarkeit der Daten vernetzter Produktionsabläufe und -linien und damit der darin enthaltenen Maschinen im Mittelpunkt. Das Internet (der Dinge) ist das Medium, welches den Austausch und damit die zusammenhängende Analyse der zur Verfügung stehenden Daten ermöglicht. Die Vernetzung der Daten und damit der Produktionsabläufe führt dazu, dass alte *Datensilos* einzelner Produktionsabschnitte (monolithische Datensystemen) aufgelöst werden. Basierend auf der Vernetzung der *Datensilos* können die Daten ganzer Wertströme verknüpft und zusammenhängend analysiert werden. In Abbildung 1-3 ist der negativ korrelierte Zusammenhang zwischen der Zeit der Datenerfassung und der Zeit der Datenbereitstellung auf der einen Seite und die verfügbaren Datenvolumina auf der anderen Seite, dargestellt. In diesem Kontext ist auch die Weiterentwicklung vom analogen in das digitale Zeitalter mit den beiden Systemtypen der monolithischen und der vernetzten Systeme dargestellt. In dieser Transformation bewegt sich die vorgelegte Dissertation. Auf die heutigen Möglichkeiten und Bedürfnisse dieser vernetzten Systeme, zum Beispiel von Produktionsabläufen, liefert das Konzept des digitalen Schattens Antworten, wie Bauernhansl et al. [15] aufzeigt.

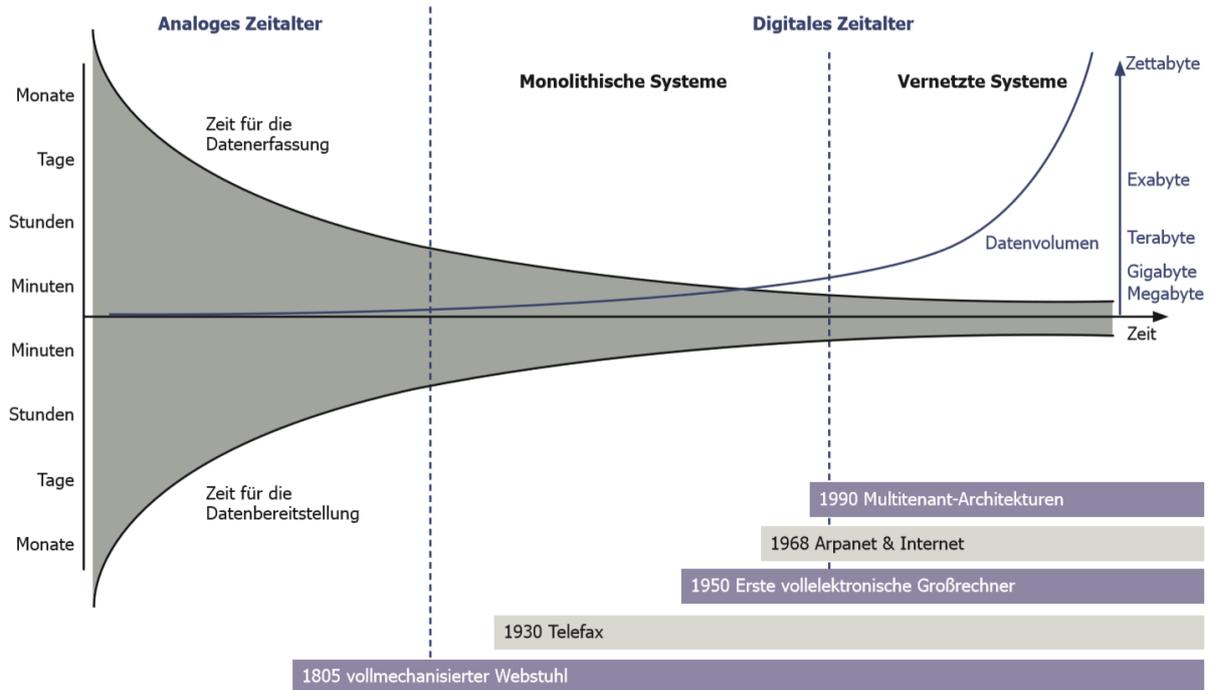


Abbildung 1-3: Zeitliche Einordnung des digitalen Zeitalters auf der Zeitachse, vergleichend an Hand der drei Parameter der zeitlichen Aufwands der Datenerfassung, der Datenbereitstellung und des Datenvolumens, [15].

Die versprochenen Vorteile der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien scheinen vordergründig verlockend, allerdings stellt die zu erwartende Daten- und Informationsfluss Unternehmen vor Herausforderungen:

- Entscheidend ist nach Bauernhansl [15] eine Definition der notwendigen Datenstruktur.
- Es ist nach Bauernhansl [15], momentan noch zu zeigen, dass sich die inertialen Investitionen von Unternehmen in zusätzliche Technologien zur Datenerfassung später durch effizientere Prozesse wirklich bezahlt machen.
- Produktionsmitarbeiter sind einer Flut von Informationen ausgesetzt und müssen zuerst noch in die Lage versetzt werden diese verarbeiten zu können, wie von [21] aufgezeigt.

Zusammenfassend kann damit das Problem beschrieben werden, ob ein Mehr / Meer an Daten in Produktionsabläufen auch zu mehr Wert / Mehrwert führt. Hieraus lässt sich direkt ein Teil der Problemstellung formulieren, die dieser Arbeit lösen möchte: Es müssen neue Ansätze gefunden werden, die fähig sind die gesteigerte Menge, der zur Verfügung stehenden Daten sinnvoll einzusetzen, um das Verbesserungspotential in Produktionsabläufen daten-basiert und dadurch effizienter zu lokalisieren.

1.2.3 Zielgrösse: Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen

"To measure is to know – if you cannot measure it, you cannot improve it."

(Lord Kelvin)

Bezieht man das Zitat von Lord Kelvin auf die Bedingungen eines Produktionsablaufs, so ist die Logik von Taylor [7] der wissenschaftlichen Betriebsführung, die konsequente Anwendung dieses Zitats: wenn Entscheidungen auf belegbaren Daten und Fakten beruhen, sind diese besser als subjektive Einschätzungen und Daumenregeln. Sie geben folglich begründet Aufschluss über das *Wie* der Verbesserung und damit der Produktivitätssteigerung. Diese Arbeit fokussiert sich also auf das Optimierungspotential, welches im Zusammenhang mit dem Einsatz von Daten lokalisiert werden kann.

Frühe methodische Ansätze zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in der industriellen Massenproduktion sind in den Arbeiten von Taylor [7] zur "wissenschaftlichen" Aufteilung von Arbeitsprozessen und deren stückweiser Optimierung zu finden. Waren hierfür, laut Taylor [1], die leitenden Funktionen für die Optimierung verantwortlich, stellt das Toyota Produktionssystem den Mitarbeiter an der Linie in den Vordergrund: Gemäss [5], kennt dieser, durch seine tägliche Arbeit mit den Maschinen, die Produktionsabläufe am besten und kann sie entsprechend optimieren, weil er - implizit - das Verbesserungspotential lokalisieren kann. Dieses Prinzip wird im japanischen als Kaizen bezeichnet. Das Toyota Produktionssystem stattet Toyota mit einer Vielzahl von Methoden aus, die beim täglichen Kaizen unterstützen sollen, zum Beispiel den "Gemba Walk", wie von [5] beschrieben. Durch die gesteigerte Komplexität in heutigen Produktionsabläufen ist der Mitarbeiter einer Flut von Informationen ausgesetzt. Datengetriebene Methoden sollen hier im Sinne der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien helfen und damit durch die Vernetzung der relevanten Daten, den Menschen bei der Lokalisierung des Verbesserungspotentials zu unterstützen.

Das auf dem Toyota Produktionssystem basierende "Lean Manufacturing", welches insbesondere von [6] im westlichen Raum geprägt wurde, hat des Weiteren dazu geführt, dass dedizierte Methoden entwickelt wurden, Produktionsabläufe darzustellen und das Verbesserungspotential zu lokalisieren, wie zum Beispiel die Methode der Wertstromanalyse von Rother & Shook [10]. Gemäss [22] ist die Wertstromanalyse eine weit verbreitete und akzeptierte Methode. Des Weiteren dient sie laut [23] der Verbesserung von

Produktionsabläufen. Dennoch verdeutlicht [5], dass die Wertstrommethode zwar auf dem TPS basiert, die zugrundeliegende Idee des Fließprinzips und das damit verbundene Ziel der Synchronizität der Teilschritte der Produktion aber von Ford stammen. Aufbauend auf dem Ford'schen Fließprinzip, perfektioniert das TPS diese Synchronizität zur Produktionsnivellierung.

Neben den "klassischen" Lean – Herangehensweisen, veröffentlichten Goldratt & Cox [24] in ihrem Buch "The goal: excellence in manufacturing" die "Theory of Constraints" und begründen damit die Forschung nach Methoden der Engpasserkennung (Bottleneck detection methods). Engpässe können allgemein definiert werden als diejenige Ressource eines Produktionsablaufs, deren Kapazität gleich oder geringer als die Nachfrage ist, mit der sie belegt sind, wie in [24] dargestellt. Damit haben solche Engpässe ("Bottlenecks") den grössten Einfluss auf die Produktivität eines Produktionsablaufs, siehe hierzu [24, 25]. Engpassressourcen beeinträchtigen die Produktivität, indem sie die Kosten durch erhöhte Lagerbestände, längere Durchlaufzeiten und geringeren Durchsatz negativ beeinflussen, wie von [26] ausgeführt. Entsprechend wichtig ist es für produzierende Unternehmen, zu wissen, wo sich die Engpassressource innerhalb eines Produktionsablaufs befindet.

1.2.4 Fazit der Problemstellung

Die Problemstellungen lassen sich wie folgt zusammenfassen (vergleiche die nicht schraffierten Schnittmengen in Abbildung 1-2):

1. Der gesteigerten Komplexität heutiger dynamischer Produktionsabläufe *nur* mit der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien zu begegnen, missachtet den Erfolg bereits existierender Methoden zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials.
2. Die Verbesserung existierender Methoden zur Produktivitätssteigerung unter Zuhilfenahme neuer Ansätze, die im Zusammenhang der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien stehen, ohne ein konkretes industrielles Bedürfnis, kann nicht als sinnvoll und vor allem nicht als kosteneffizient erachtet werden. Entsprechend darf nicht Datenerfassung zur Datenerfassung betrieben werden, wie dies trotzdem häufig geschieht. In [27] wird gezeigt, dass die vollständige Erfassung der relevanten Daten im betrieblichen Kontext noch nicht in allen Unternehmen umgesetzt wird. Dies aber auch nur sinnvoll ist, wenn durch die neu-erfassten Daten ein Mehrwert generiert werden kann.

3. Der gesteigerten Komplexität heutiger Produktionsabläufe kann nicht mehr nur mit existierenden Ansätzen begegnet werden. Es werden neue und verbesserte Methoden benötigt, die gezielt die neuen Herausforderungen lösen.

1.3 Ziel der Arbeit

Basierend auf Abbildung 1-4 lässt sich das Ziel dieser Arbeit folgendermassen definieren: Um die Produktivität in modernen und damit komplexen, dynamischen Produktionsabläufen weiterhin steigern zu können, ist es Ziel dieser Arbeit, neue datengetriebene Methoden zu entwickeln, die auf existierenden Ansätzen zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen basieren. Diese neuen Methoden nutzen damit die Vorteile, welche mit der Digitalisierung und Vernetzung in der Produktion einhergehen.

Die datengetriebene Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen folgt dem Ziel, durch aufbereitete Daten mehr Transparenz zu schaffen und so für bessere Entscheidungen in den Produktionsabläufen zu sorgen. Diese Entscheidungen sollen weniger auf Daumenregeln und subjektiven Einschätzungen basieren, als vielmehr auf Daten und damit auf Fakten.

Aus diesem Grund soll eine Methode entwickelt werden, die basierend auf Echtzeit-Produktionsdaten, im Sinne von "google-traffic for the shop floor", sich zeitlich und örtlich verändernde Engpässe produktvarianten-spezifisch detektieren kann. Diese Auswertung befähigt den Produktionsverantwortlichen, die Schwachstellen eindeutig zu lokalisieren und so gezielt Verbesserungsmaßnahmen einzuleiten. Auf diese Weise lassen sich Investitionen zur Produktivitätssteigerung gezielter und somit effizienter einsetzen.

Des Weiteren soll die klassische Methode der Wertstromanalyse weiterentwickelt und auf Informationen im täglichen Produktionsbetrieb spezialisiert werden. Die neue Methode, die Informationsstromanalyse, visualisiert und bewertet Informationsströme in Produktionsabläufen. Basierend auf der entstehenden Darstellung, entsteht nicht nur eine klare Diskussionsbasis, sondern es können auch gezielt Massnahmen zur Verbesserung der Informationsströme eingeleitet werden. Das Verbesserungspotential innerhalb der Informationsströme ist klar lokalisierbar.

Das Konzept des digitalen Schattens wird auf den Produktionsablauf angewendet und so validiert: Das individuelle Produkt vernetzt die unterschiedlichen Produktionsschritte miteinander und liefert so eine auswertungsfähige Datenbasis. Der vernetzende Charakter eines individuellen Produktes innerhalb eines Produktionsablaufs ist darin begründet,

dass nur das individuelle Produkt selbst alle Produktionsschritte während seiner Produktion durchläuft. Unterschiedlichen Produktionsschritte, wie Urformen, Montage, Verpackung, Transport, usw., und die damit einhergehenden technischen Ressourcen haben sonst keine verbindende Gemeinsamkeit. Diese technischen Ressourcen sind per se unabhängig und könnten auch anderweitig eingesetzt werden.

Dieser digitale Schatten wird dann weiterhin genutzt, um im Sinne des Toyota Produktionssystems die Zusammenarbeit mit weiteren Partnern der Lieferkette in zu verbessern: Durch das Datenkonzept des digitalen Schattens werden relevante Produktionsdaten über Unternehmensgrenzen hinweg ausgetauscht. So werden die Partner digital und automatisiert vernetzt, und bislang ungenutzte Potentiale, zum Beispiel im Kontext von Servitization (beschreibt die Erweiterung von Produkten um Dienstleistungen), werden nutzbar. Hierzu soll eine Methode entwickelt werden, die es gerade Maschinennutzern ermöglicht, neue Produktivitätssteigerungen durch eine digitalisierte und damit intensivierte Zusammenarbeit mit ihren Maschinenherstellern zu erreichen. Insbesondere fokussiert die Methode darauf, dass Maschinennutzer (produzierende Betriebe) nicht mehr ihre aktuelle "better safe than sorry" Strategie verfolgen, sondern sich objektiviert der Frage nähern, welche Daten mit dem Maschinenhersteller ohne Gefährdung des Geschäftsmodells ausgetauscht werden können.

Das Forschungsziel der Arbeit ist in drei Teilbereiche unterteilt, nämlich den drei beschriebenen Methoden zur datengetriebenen Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen. Der Zusammenhang zwischen den beiden entscheidenden Einflussgrößen, der übergeordneten Zielgröße und den konkreten Forschungszielen ist in Abbildung 1-4 zusammenfassend dargestellt.

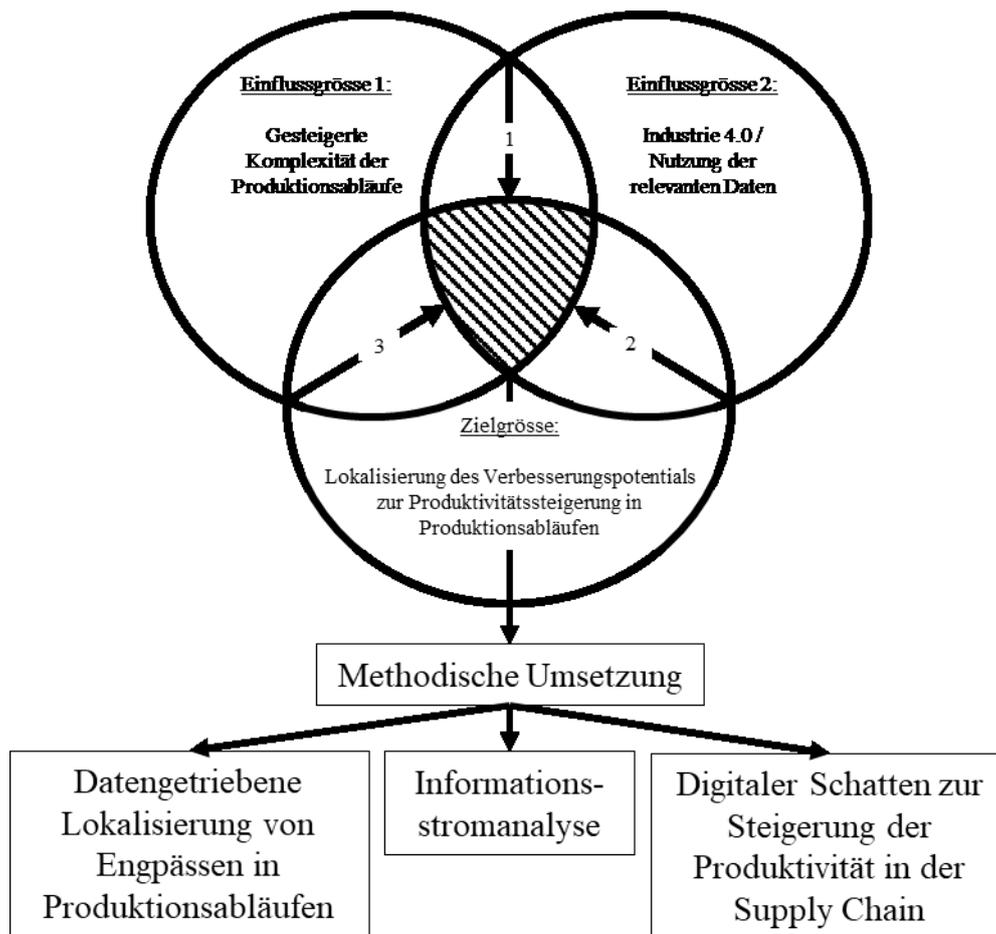


Abbildung 1-4: Entwickelte Methoden zur Erreichung der Zielgröße: Basierend auf der Schnittmenge aus den Einflussgrößen und der Zielgröße, wird die Zielerreichung in Form der Entwicklung von drei methoden erreicht.

1.4 Einordnung der Arbeit

Die drei Methoden zur Ermittlung des Verbesserungspotentials, die im Zusammenhang dieser Arbeit erstellt wurden, sind für Produktionsabläufe die der Massenproduktion mit einer make-to-stock Strategie dienen, prädestiniert beziehungsweise darauf ausgerichtet. Dies bedeutet nicht, dass sie für alle anderen Formen wie die der Werkstattproduktion nicht geeignet sind, dies ist aber nicht der Forschungsschwerpunkt dieser Arbeit. Das folgende Kapitel detailliert den Anwendungsschwerpunkt der entwickelten Methoden dieser Arbeit.

Eine *Produktion* hat, nach [28] das Ziel Aufgaben, Menschen, Maschinen und Materialien auf die Art und Weise einzusetzen, zu koordinieren und zu steuern, dass Produkte als Ergebnis dieses Zusammenspiels in der benötigten Menge und Qualität, zu einem spezifizierten Zeitpunkt, bei geringsten Kosten- und Kapitalaufwand hergestellt werden. Die Terminologie *Produktion* beschreibt somit die betriebliche Leistungserstellung, wie

von [29] aufgezeigt. Diese betriebliche Leistungserstellung wird in Produktionsabläufen umgesetzt.

Hierzu werden von [30] und in ähnlicher Form auch von [29], die folgenden Kategorien genutzt, um Produktionsabläufe zu charakterisieren:

1. Verbraucher und Produktstruktur
2. Produktionsressourcen
3. Produktions- und Beschaffungsauftrag

1.4.1 Verbraucher und Produkt

Abbildung 1-5 detailliert die Kategorie der Verbraucher und Produkte in vier Merkmale nach Schönsleben [30]: Tiefe der Produktstruktur, Ausrichtung der Produktstruktur, Frequenz der Kundennachfrage und Produktevielfaltskonzept, jeweils mit den möglichen Ausprägungen.

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf Produktionsabläufen sowohl mit einigen Strukturstufen (Fertigungstiefe). Die Anzahl der Strukturstufen muss in jedem Fall grösser als eins sein, denn mit steigender Anzahl der Stufen nimmt auch die Effizienz der Methoden zu. Des Weiteren fokussiert diese Arbeit auf Produktionsabläufe mit einer konvergierenden Produktstruktur, einer blockweisen, regulären oder gleichmässigen Nachfrage und einer Produktevielfalts, welche sich auf Produktfamilien und Standardprodukte mit und ohne Optionen fokussiert.

Merkmal	Ausprägungen				
Tiefe der Produktstruktur	viele Strukturstufen		einige Strukturstufen		1-stufige Produktion
Ausrichtung der Produktstruktur	▲ konvergierend		▲ Kombination ▼ obere/untere Strukturstufen		▼ divergierend
Frequenz der Kundennachfrage	einmalig	blockweise (sporadisch)		regulär	gleichmässig (kontinuierlich)
Produktevielfaltskonzept	nach (ändernder) Kundenspezifikation	Produktfamilie mit Variantenreichtum	Produktfamilie	Standardprodukt mit Optionen	Einzel- bzw. Standardprodukt

Abbildung 1-5: Merkmale und mögliche Ausprägungen einer Produktion bezogen auf Verbraucher und Produktstruktur, basierend auf [30]. Markiert sind die Rahmenbedingungen, in denen sich diese Arbeit bewegt.

1.4.2 Produktionsressourcen

Abbildung 1-6, basierend auf [30], detailliert die Kategorie der Produktionsressourcen in fünf Merkmale: der Produktionsumgebung, Tiefe der Produktstruktur, Anlagenlayout, zeitliche und quantitative Flexibilität der Produktionsressourcen, jeweils mit den dazugehörigen möglichen Ausprägungen.

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf einer Produktionsumgebung mit einer "make-to-stock"-Strategie, vielen Produktstrukturebenen im Unternehmen (Fertigungstiefe), einem Produkt- und damit Produktionslayout für die hochvolumige Linienproduktion, sowie Produktionsabläufen, die für wenige verschiedene Prozesse einsetzbar, aber in der zeitlichen Achse (Volumen) flexibel sind.

Merkmal	Ausprägungen				
Produktionsumgebung	„engineer-to-order“	„make-to-order“	„assemble-to-order“ (ausgehend von Einzelteilen)	„assemble-to-order“ (ausgehend von Baugruppen)	„make-to-stock“
Tiefe der Produktstruktur im Unternehmen	viele Strukturstufen	wenige Strukturstufen	1-stufige Produktion	Handel, (inkl. externe Produktion)	
Anlagenlayout	Fixpositions-layout für die Baustellen-, Projekt- oder Inselproduktion	Prozesslayout für die Werkstattproduktion	Produktlayout für die einzelstückorientierte Linienproduktion	Produktlayout für die hochvolumige Linienproduktion	Produktlayout für die kontinuierliche Produktion
Flexibles Potential der Kapazitäten	für viele verschiedene Prozesse einsetzbar		für wenige verschiedene Prozesse einsetzbar		für einen einzigen Prozess einsetzbar
(Quantitativ) flexible Kapazitäten	in der Zeitachse nicht flexibel		in der Zeitachse wenig flexibel		in der Zeitachse flexibel

Abbildung 1-6: Merkmale und mögliche Auswirkungen einer Produktion bezogen auf Produktionsressourcen, basierend auf [30]. Markiert sind die Rahmenbedingungen, in denen sich diese Arbeit bewegt.

1.4.3 Produktions- und Beschaffungsauftrag

Abbildung 1-7, basierend auf [30], detailliert die Kategorie der Produktions- und Beschaffungsaufträge in fünf Merkmalen: der Auftragsauslösungsgrund, Wiederholrfrequenz des Auftrags, Flexibilität des Auftragsfälligkeitsstermins, Art der Langfristaufträge und Auftragslosgröße.

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf Produktions- und Beschaffungsaufträgen, welche durch einen Lagerauffüllauftrag ausgelöst werden. Die Wiederholrfrequenz der

Produktionsaufträge ist hoch. Die Flexibilität des Auftragsfähigkeitstermins ist beschränkt. Langfristaufträge beziehen sich auf Güter, allerdings spielt diese Ausprägung eine untergeordnete Rolle. Die Auftragslosgrösse als wichtige Ausprägung ist diejenige für eine Serienproduktion.

Merkmal	Ausprägungen			
Auslösungsgrund / (Auftragstyp)	Nachfrage / (Kundenproduktions- bzw. -beschaffungsauftrag)	Prognose / (Vorhersageauftrag)	Verbrauch / (Lagernachfüllauftrag)	
Wiederhol- frequenz des Auftrags	Produktion / Beschaffung ohne Auftrags- wiederholung	Produktion / Beschaffung mit seltener Auftrags- wiederholung	Produktion / Beschaffung mit häufiger Auftrags- wiederholung	
Flexibilität des Auftragsfähig- keitstermins	keine Flexibilität (fester Liefertermin)	wenig flexibel	flexibel	
Art der Lang- fristaufträge	keine	Rahmenaufträge Kapazität	Rahmenaufträge Güter	
(Auftrags-) Losgrösse	1 (Einzelstück- produktion / -beschaffung)	Einzelstück- oder Kleinserien- produktion / -beschaffung	Serien- produktion / -beschaffung	Produktion / Beschaffung ohne Lose

Abbildung 1-7: Merkmale und mögliche Ausprägungen einer Produktion bezogen auf Produktions- und Beschaffungsauftrag, basierend auf [30]. Markiert sind die Rahmenbedingungen, in denen sich diese Arbeit bewegt.

1.4.4 Fazit

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und Validierung dreier neuer Methoden zur datengetriebenen Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen.

Basierend auf der zugrundeliegenden Einordnung von Schönsleben [30] lassen sich unterschiedliche produzierende Unternehmen auch nach Branchen einordnen und vergleichen. Folglich zeigt Abbildung 1-8 zusammenfassend, dass die im Zusammenhang dieser Arbeit erarbeiteten und vorgestellten Methoden insbesondere mit einem Fokus für die Automobil-, Flugzeug-, Maschinen-, Zeitungs-, Gummi-, Kunststoff-, Keramik-, und Lebensmittelindustrie erarbeitet wurden. Der in Abbildung 1-8 grau hinterlegte Bereich ist nach Schönsleben [30, 31] genau ein Teilbereich, in dem das Lean resp. Just-in-time Konzept, welches auf dem Toyota Produktionssystem basiert, zielführend zur Anwendung kommt. Entsprechend werden die erarbeiteten Methoden im Kontext dieser Arbeit an Hand von Produktionsabläufen der kunststoffverarbeitenden Industrie und der zugehörigen Lieferkette validiert. Die kunststoffverarbeitende Industrie ist ein typischer

Vertreter derjenigen Industrien, für die die Methoden dieser Arbeit entwickelt werden, vergleiche hierzu den rotmarkierten Bereich in Abbildung 1-8. Folglich sind die entwickelten Methoden anwendbar für alle Produktionsabläufe, in denen das Lean-Konzept zum Einsatz kommt.

		Produktevielfaltskonzept				
		nach (ändernder) Kunden spezifikation	Produktfamilie mit Variantenreichtum	Produktfamilie	Standardprodukt mit Optionen	Einzel- bzw. Standardprodukt
Anlagenlayout	Fixpositionslayout für die Baustellen-, Projekt- oder Inselproduktion	Anlagenbau	Software	Schiffsbau, Grossflugzeugbau		
	Prozesslayout für die Werkstattproduktion	Werkzeuge, Versicherungen, klassische Ausbildung	Krankenhauspflege, Pharmazie, Spezialitätenchemie	Apparatebau, Elektrobau, Elektronik, Möbel		
	Produktlayout für die einzelstückorientierte Linienproduktion	Automobile, Flugzeuge, Boote	Maschinen, Personalcomputer	Moderne Büroadministration, Banken, Tourismus		
	Produktlayout für die hochvolumige Linienproduktion	Allgemeine Chemie, Zeitungen, Gummi, Kunststoff	Lebensmittel, Getränke			
	Produktlayout für die kontinuierliche Produktion	Brauerei, Zucker	Holz, Papier	Öl, Stahl		

Abbildung 1-8: Unterschiedliche Branchen in ihrer Abhängigkeit von den Merkmalen Anlagenlayout und Produktevielfalts, basierend auf [30]. Markiert ist der Bereich, in dem sich diese Arbeit bewegt.

Im Zusammenhang mit Verbesserungsmassnahmen kennt das Lean-Konzept zwei indirekte zeitliche Rahmen: Kaizen und Kaikaku. Bicheno [32] definiert die beiden Begriffe als kontinuierliche, respektive bahnbrechende Verbesserungen. Kontinuierliche Verbesserungen können jeden Tag in einem Produktionsablauf stattfinden. Bahnbrechende Verbesserungen treten nur in einem mittelfristigen Horizont auf und haben einen umwälzenden Charakter. Diese Verbesserungen basieren auf Entscheidungen. Um diese Entscheidungen zielgerichtet zu treffen, muss das Verbesserungspotential lokalisiert werden. Entsprechend fokussieren die hier vorgestellten Methoden auf die Lokalisierung von Verbesserungsmassnahmen für einen kurz- bis mittelfristigen Zeithorizont. Verbesserungen mit mittelfristigem Charakter sind zum Beispiel die Investition in neue oder zusätzliche Anlagen. .

2 Die Steigerung der Produktivität

Im Zuge der Globalisierung und der damit verbundenen weitergehenden weltweiten Öffnung nicht nur von Kunden-, sondern auch von Angebotsmärkten, sind produzierende Unternehmen gerade in Europa einem immer grösseren Produktivitätsdruck ausgesetzt, wie Reichert [16] ausführt. Dieser Druck hat in der Vergangenheit laut [33] häufig die Frage gestellt, ob der Standort aus Westeuropa aufgrund der geringeren Personalherstellkosten (operationaler Kosten) ins Ausland verlagert werden soll. Diese Einstellung hat sich aber in den letzten Jahren gewandelt und es setzte eine Welle von Rückverlagerungen ein, was [34] darstellt. Die häufigsten Gründe hierfür lagen in der gelieferten Qualität, der Flexibilität und Lieferfähigkeit sowie der tatsächlichen Kosten, siehe [34]. Folglich wird die Produktivität nicht nur durch gewisse externe Standortfaktoren in unterschiedlichen Ländern, sondern auch massgeblich durch das *wie* des Produktionsablaufs bestimmt. Goldratt & Cox [24] beschreiben, dass es das zugrundeliegende Ziel eines jeden produzierenden Unternehmens ist Geld zu verdienen. Entsprechend soll jede Entscheidung, die es in einem Unternehmen zu fällen gibt, auf dieses Ziel ausgerichtet sein, gerade in der Produktion. Um dieses übergeordnete Ziel und damit die gesteigerte Produktivität zu erreichen, gilt es, drei sich gegenseitig beeinflussende Parameter zu optimieren, wobei die Verbesserung des einen nicht zu einer Verschlechterung des anderen führen soll. Hierbei soll

1. der Durchsatz möglichst hoch sein,
2. bei gleichzeitig möglichst geringer Menge an Ware in Arbeit,
3. und bei gleichzeitig möglichst tiefen operationalen Kosten.

Um Produktionsabläufe zu optimieren und damit die Produktivität zu steigern, ist es entscheidend, nicht nur die Symptome wie Durchsatz, geringe Menge in Arbeit und tiefe operationale Kosten zu behandeln, sondern die zugrundeliegenden Auslöser zu verstehen, um so das Optimierungspotential innerhalb des Produktionsablaufs lokalisieren zu können.

Das Nutzenversprechen der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien basiert, laut [15], einerseits auf der Digitalisierung, aber vor allem der Vernetzung der relevanten Daten gerade in produzierenden Unternehmen. So werden von Bauernhansl et al. [15] proklamiert, dass mit neuen hoch vernetzenden Technologien in fast allen Bereichen der Wertschöpfungskette eine Steigerung der Gesamtproduktivität von ca. 50 % möglich sein kann. Diese Aussage stützt sich auf vier Kernthesen und damit Säulen des Nutzens aus [15]:

1. Die optimale Verteilung der Wertschöpfung innerhalb des gesamten Wertschöpfungsnetzwerks, führt zu reduzierten Komplexitätskosten.
2. Die optimale Verteilung der Funktionalitäten in der "cyber-physischen Systemarchitektur" ermöglicht die Nutzung von Skaleneffekten.
3. Menschen können verschwendungsfreier ihren Tätigkeiten erfüllen, da sie durch adaptive und selbstlernende Mensch-Maschine-Schnittstellen effizienter (selbstlernend und wertschöpfend) arbeiten können.
4. Der massendatenbasierte digitale Schatten der Realität stellt die Basis für die deutliche Steigerung der Produktivität auch in komplexer Wertschöpfungsketten dar.

Entsprechend dem Ziel der Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen fokussiert sich diese Arbeit auf die vierte genannte These, den digitalen Schatten. Der digitale Schatten legt als Konstrukt zur Strukturierung der relevanten Daten die Grundlage, diese zu vernetzen und so über ganze Produktionsabläufe hinweg nutzbar zu machen. Entscheidend ist, wie von [15] ausgeführt, dass der digitale Schatten nicht im Zusammenhang von Big Data steht, sondern nur die hinreichend genauen und relevanten Daten beinhalten soll und daraus destillierte Informationen, welche wiederum die Grundlage legen, um einen Mehrwert zu generieren.

2.1 Der digitale Schatten

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [21] veröffentlicht.

Das Konzept des digitalen Schattens eines Produkts, welches im Zusammenhang von der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien steht, kann dazu beitragen, aktuelle Einschränkungen bei der Vernetzung von Produktionsdaten zu überwinden: der digitale Schatten kann sich nicht nur auf ein Produkt beziehen, sondern auch auf einen Produktionsablauf. Dieser beinhaltet die relevanten Daten eines individuellen Produktionsablaufs bzw. Wertstroms. Folglich wird der digitale Schatten, von [15] als das hinreichende Abbild der Prozesse, basierend auf den relevanten Daten der Lebenszyklusabschnitt Entwicklung, Produktion und Betrieb bezeichnet, die für eine echtzeitfähige Bewertungsgrundlage benötigt werden. Unabhängig von der Benennung eines Datenvernetzungs-konzepts als digitaler Schatten, Produktwilling, wie von [35] benannt, Produkt Avatar, wie von [36-38] bezeichnet oder digitalem Produktspeicher, wie in [39] angegeben, ist das produktzentrierte Datenmanagementkonzept das Kernstück.

Främling et al. [40] beschreibt dies: Die genannten Konzepte zielen darauf ab, Informationstransparenz durch Datenverfügbarkeit über den gesamten Lebenszyklus hinweg zu implementieren. Durch diese Datenverfügbarkeit soll auch Fertigungstransparenz geschaffen werden. Alle Konzepte beinhalten ein digitales Gegenstück zum realen Produkt, um die relevanten Informationen zentral zu vernetzen, siehe [35]. Adäquat führt [36] aus, dass die Grundidee auf der Tatsache basiert, dass für jedes individuelle Produkt das physische Produkt selbst, den einzigen direkten Verknüpfungspunkt aller relevanten Daten darstellt, zum Beispiel während der unterschiedlichen Schritte eines Produktionsablaufs.

Obige Definitionen verbunden mit den Zielen der Smart Factory, welche [13] definiert, machen deutlich, dass das Konzept gerade für die Vernetzung der relevanten Daten jedes individuell produzierten Produktes in einem Produktionsablauf sinnvoll anwendbar ist. Gemäss Pätter et al. [28] benötigen Experten Informationen, welche sich auf das Produkt fokussieren und damit auf dem digitalen Schatten basieren. Beispielsweise kann der digitale Schatten genutzt werden, um den Produktionsfluss durch das Erkennen von Engpässen zu optimieren, wie in [41] beschrieben. Bei der fokussierten Verwendung des Konzeptes des digitalen Schattens wird deutlich, dass die Daten der Produktionsabläufe genutzt werden sollen, um im Sinne Taylors eine bessere Entscheidungsgrundlage zu schaffen, die auf Daten und Fakten basiert: die Nutzung des digitalen Schattens macht einen Produktionsprozess transparenter und sorgt dafür, dass Ursachen für Abweichungen identifiziert werden können. Hierbei bildet, nach Meinung von [15], der digitale Schatten die Grundlage um Methoden und Algorithmen anzuwenden. Der Mehrwert für produzierende Unternehmen besteht dabei allerdings nicht im Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnik, sondern in der sinnvollen Nutzung zur Mehrwertgenerierung, wie [42] hervorhebt.

Im Zusammenhang dieser Arbeit wird im Sinne der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien der digitale Schatten als massendatenbasiertes Konzept zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials und damit zur Steigerung der Produktivität eingesetzt. Entsprechend ist die Verwendung des digitalen Schattens innerhalb dieser Arbeit in ein Vorgehen eingliedert, vergleiche Abbildung 2-1. Der digitale Schatten bildet, basierend auf den messbaren und vernetzten Daten des Produktionsablaufs, das datenseitige Rückgrat der Datenanalyse, welche wiederum die Grundlage zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials und schlussendlich die Basis zur Anpassung und damit zur Produktivitätssteigerung der Produktion liefert.

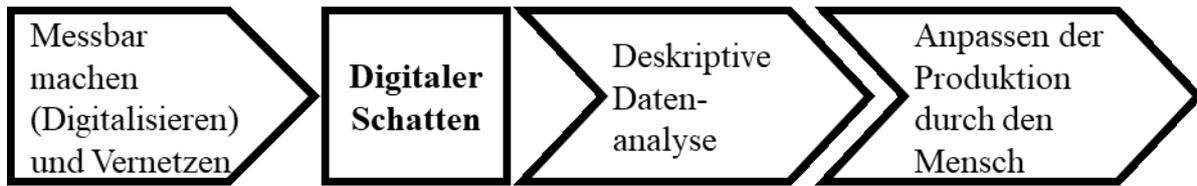


Abbildung 2-1: Nutzung und Eingliederung des digitalen Schattens in den Prozess der Datenauswertung und- Nutzung zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen, in Anlehnung an [15]: Dieser stellt die datenseitige Grundlage dar.

Der grosse Nutzen des digitalen Schattens als Rückgrat einer vernetzten Datenbasis besteht darin, dass nicht mehr nur die Datensilos einzelner Produktionsschritte (z.B. des Urformverfahrens) isoliert analysiert werden können, sondern dass ganze Produktionsabläufe und damit auch die Abhängigkeiten der unterschiedlichen Produktionsschritte zueinander zusammenhängend analysiert werden können. Die einzige technische Voraussetzung, die dabei erfüllt sein muss, ist, dass jedes Produkt individuell identifizierbar ist. Die individuelle Identifikation von Produkten ist jedoch ein Trend, der sich in den letzten Jahren, gerade getrieben durch die Pharma- und Lebensmittelindustrie, immer mehr durchsetzt.

2.2 Grundlegende Mechanismen eines Produktionsablaufs

Es gibt zwei hauptsächliche mathematische Effekte, die, wenn sie zusammen auftreten, die Produktivität von Produktionsabläufen beeinflussen und eng mit der Warteschlagentheorie verknüpft sind, siehe [24, 43]:

1. Die Abhängigkeit von Ereignissen innerhalb eines Produktionsablaufs.

Unter Abhängigkeiten in Produktionsabläufen ist zu verstehen, dass etwas passiert, zum Beispiel produziert wird, weil vorher etwas oder eine ganze Reihe von Ereignissen stattgefunden hat, zum Beispiel Materialbereitstellung, Vormontage. Die Abhängigkeit aufeinanderfolgender Ereignisse bedeutet, dass sich diese bedingen und sich folglich beeinflussen. In Produktionsabläufen ist diese Beeinflussung häufig unidirektional in Richtung des Materialstroms. Die Abhängigkeit von Ereignissen wird auch zur Risikobeurteilung und einer darauf aufbauenden Optimierung von Lieferketten verwendet, wie in [20] aufgezeigt wird.

2. Die statistische Fluktuation bestimmter Produktionsschritte innerhalb eines Produktionsablaufs:

Statistische Fluktuationen bezeichnen in einer Produktion den Umstand, dass zum Beispiel die Durchlaufzeit eines Produktionsschrittes nie konstant ist, sondern um einen Mittelwert streut. Die statistische Fluktuation ist aus diesem Grund

auch ein Parameter, der die Stabilität von Produktionsabschnitten und sogar ganzen Produktionsabläufen beschreibt. Folglich ist die Streuung der Durchlaufzeit auch ein Mass dafür, wie gut eine Firma den Produktionsprozess beherrscht, wie in [16] gegeben.

Entsprechend wird von [24] aufgezeigt, dass wenn die beiden Phänomene zusammen auftreten, sich Fluktuationen nicht mehr durch unterschiedliche Geschwindigkeiten ausmitteln können, sondern sich die Fluktuationen akkumulieren. Dies ist gerade in mehrstufigen Produktionsabläufen der Fall, weil die einzelnen Produktionsschritte verknüpft und somit voneinander abhängig sind. Weitergehend beschreibt [24], dass dann insbesondere eine Akkumulation der Langsamkeit (slowness) mehrerer Produktionsabschnitte auftritt, weil die Abhängigkeiten die Möglichkeiten des Ausgleichs starker Fluktuationen begrenzt sind. Daraus folgt, gerade für mehrstufige Produktionsabläufe, dass stark streuende Einzelprozessschritte die gesamte Durchlaufzeit deutlich negativ beeinflussen. Die gesamte Durchlaufzeit steigt an, weil die Abhängigkeit der aufeinanderfolgenden Einzelprozesse dazu führt, dass sich die langsamsten Einzelzeiten - die Ausreisser der Streuung der Einzelprozessschritte - akkumulieren.

Zusätzlich verstärkt sich dieser Effekt mit der Anzahl der Produktionsschritte innerhalb eines Produktionsablaufs mathematisch gesehen aufgrund der Kovarianz: Unter der Annahme einer linearen Abhängigkeit zwischen zwei oder mehreren abhängiger Variablen fluktuiert die letzte Variable um den Wert der maximalen Abweichung der Fluktuation einer vorhergehenden Variable, wie in [24] gegeben. Dieser Effekt tritt so bei mehrstufigen Produktionsabläufen ein und ist umso stärker, je mehr Stationen aneinandergereiht sind resp. die gesamte Durchlaufzeit ist.

Dieser Effekt wird auch als Bullwhip-Effekt bezeichnet und ist vor allem aus mehrstufigen Lieferketten bekannt, was [44] ausführt: Je länger die Versorgungskette, bzw. die Durchlaufzeit für Güter, desto stärker ist der Ausschlag. Hierzu führt [30] aus, dass der Bullwhip-Effekt ein Phänomen des extremen Schwankens der Lagerbestände am Anfang einer Lieferkette, bei gleichzeitig kleiner oder sogar gar keiner Veränderung des Kundenbedarfs am Ende der Lieferkette, ist. Dieses Konzept lässt direkt auf einen mehrstufigen Produktionsablauf übertragen, wobei der *Kunde* die Endmontage ist und die vorgelagerten Produktionsschritte die Versorgungskette darstellen, siehe Abbildung 2-2.

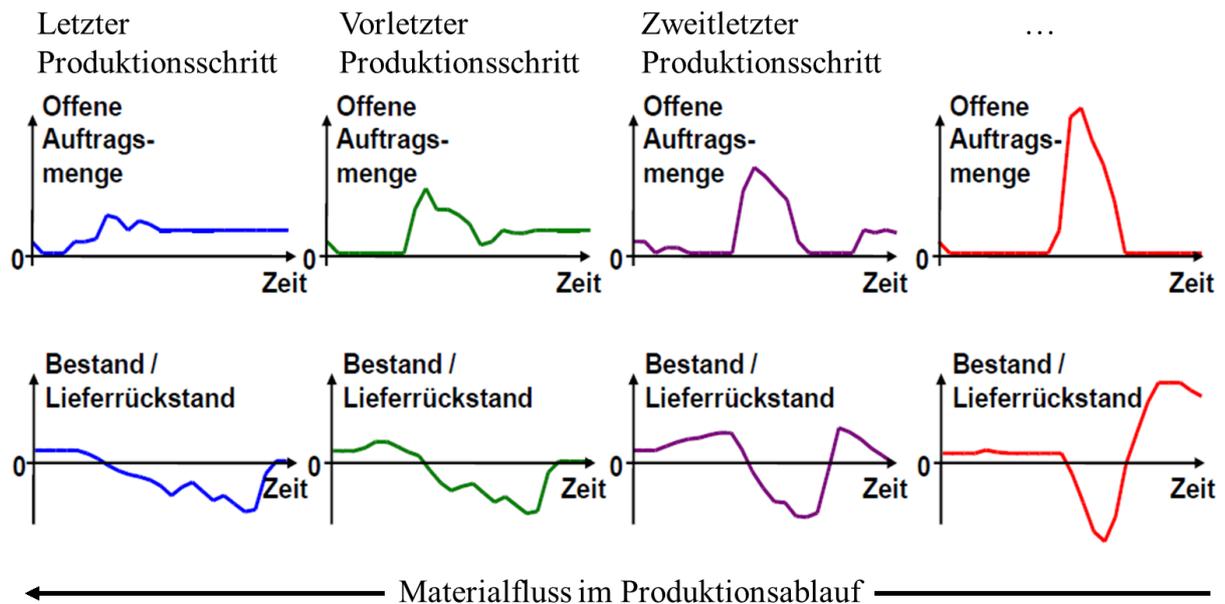


Abbildung 2-2: Der Bullwhip- oder Forrester-Effekt: Offene Auftragsmengen und Bestand innerhalb eines verketteten Produktionsablaufs, angelehnt an [30]: Entlang der Produktionskette findet eine Akkumulation der offenen Aufträge statt.

In Produktionsabläufen können Bedarfsschwankungen zum Teil stark durch das Nachfrageverhalten des Kunden beeinflusst werden. Da diese Arbeit aber im Zusammenhang von make-to-stock Strategien steht, sind die Auswirkungen von Kundennachfrageschwankungen nicht zu missachten aber begrenzt. Dennoch treten innerhalb von Produktionsabläufen die genannten Schwankungen der einzelnen Produktionsschritte auf, ausgedrückt durch eine streuende Durchlaufzeit.

Um den Bullwhip-Effekt zu begrenzen, ist es entscheidend, dass einerseits ein ausreichender Informationsfluss vorhanden ist, im Sinne von *wer benötigt wann was*, siehe [45], andererseits in der Praxis häufig Puffer (Lagerbestände) eingesetzt werden, die den Effekte in begrenztem Masse abfangen können. Gerade letzteres ist allerdings nur eine symptomatische Massnahme und im Sinne einer Lean-Produktion und dem genannten Ziel von Goldratt & Cox [24] nicht zielführend.

Im Sinne einer Lean Produktion wäre der optimale Produktionsablauf, wenn alle einander bedingende Produktionsschritte hundertprozentig aufeinander abgestimmt, also in ihrer Zykluszeit synchronisiert sind und keine Lagerbestände notwendig sind, wie [10] zeigt. Dies ist allerdings nicht der Fall, und teilweise weder technisch noch organisatorisch möglich, da mehrstufige Produktionsabläufe, basierend auf den Ausführungen von [24], nie komplett synchron ablaufen. In [43] wird hierzu detailliert, dass es ausser der kontinuierlichen Produktion keinen Produktionstyp gibt, bei dem die Kapazitäten von aufeinander folgenden Produktionsressourcen voll synchronisiert sein können. Gemäss

[5] wurden deshalb im Zuge des TPS Hilfsmassnahmen wie Kanban eingeführt wurden, die den Informationsfluss optimieren, die Pufferbestände möglichst geringhalten und gleichzeitig asynchrone / schwankende Prozesse miteinander verbinden können. Schönsleben [43] zeigt, dass die Pufferbestände das Ziel haben, kleine und zufällige Schwankungen auszugleichen.

Innerhalb eines Produktionsverlaufs schwankt aber nicht nur der Bedarf resp. der Durchsatz des Kunden resp. der Endmontage, sondern die Schwankungen und Fluktuationen können in allen Produktionsschritten auftreten, sich gegenseitig beeinflussen und verstärken. Diese Schwankungen treten im Zusammenhang von Produktionsabläufen insbesondere aufgrund von fünf unkontrollierbaren Ursachenbündel, wie sie von [16] beschrieben wurden, auf: Mitwelt (Umgebungseinflüsse), Methode, Material, Maschine (Wartungszustand), Mensch, vergleiche Abbildung 2-3.

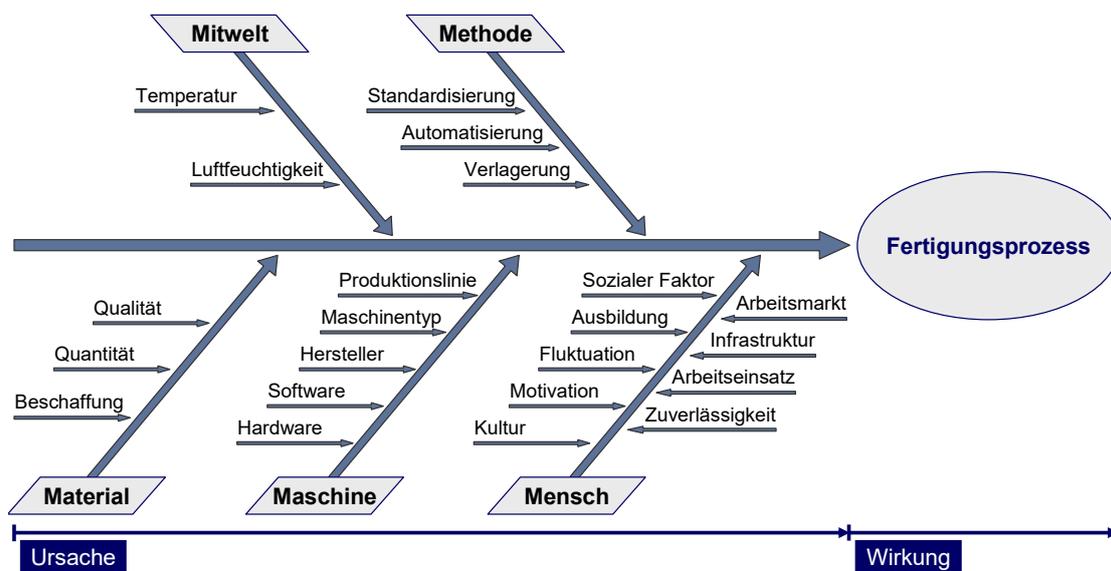


Abbildung 2-3: Ishikawa-Diagramm zur Darstellung der Ursachen und Wirkung von nicht kontrollierbaren Einflussgrößen in industriellen Produktionsabläufen, nach [16], basierend auf [46, 47]

Um diese Schwankungen trotzdem zu beherrschen, werden in der Literatur [9, 16] häufig die beiden Fähigkeitsindizes c_p und c_{pk} für Prozesse und c_m und c_{mk} für Maschinen eingesetzt. Angewendet auf einen Produktionsablauf beschreibt c_p , laut [9], die Breite der Streuung des Prozesses im Verhältnis zur Toleranzbreite:

$$c_p = \frac{T}{6s} \quad (2.1)$$

mit:

c_p	Prozessfähigkeit
T	Oberer Grenzwert – Unterer Grenzwert
s	Schätzwert der Standardabweichung

$c_{p,k}$ berücksichtigt, gemäss [9], zusätzlich die Lage der Verteilung:

$$c_{pk} = \frac{T_k}{3s} \quad (2.2)$$

mit:

c_{pk}	Prozessfähigkeitskennwert
T_k	Minimum (oberer Grenzwert minus Mittelwert oder Mittelwert minus unterer Grenzwert)
s	Schätzwert der Standardabweichung

Gleiches gilt für die Maschinenfähigkeiten c_m und c_{mk} .

Hierbei lassen sich insbesondere vier Fälle unterscheiden, die sich auf die Verteilung der statistischen Messproben beziehen: unbeherrscht und unfähig, beherrscht und unfähig, unbeherrscht und fähig und beherrscht und fähig. Hierbei gilt, laut [9], unter der Annahme der Normalverteilung, ein Prozess als

1. fähig, falls $c_p \geq 1.33$
2. nicht fähig, falls $c_p < 1.33$
3. beherrscht, falls $c_{pk} \geq 1.33$
4. nicht beherrscht, falls $c_{pk} < 1.33$

gilt.

Die dort dargestellten Zusammenhänge beruhen jedoch auf der Annahme, dass sich reale Prozesse normalverteilt verhalten. Diese Annahme ist im Produktionsalltag jedoch

häufig nicht zu treffend und damit die Anforderungen des zentralen Grenzwertsatzes nicht erfüllen. Auf dieses entscheidende Merkmal macht [46] aufmerksam. Es ist aber deutlich, dass eine – wie auch immer geartete – Verteilung vorliegt. Folglich kann Änderung des Prozesszustandes und damit eine Beeinflussung der Fähigkeit des Prozesses durch vier Veränderungen ausgedrückt werden, wie von [16, 46] angegeben wird:

- Eine zeitliche Verschiebung der Verteilung
- Eine sich zeitlich ändernde Streuung der Verteilung
- Eine sich zeitlich veränderte Form der Verteilung oder
- Eine Kombination der genannten Effekte.

Allerdings haben innerhalb eines Produktionsablaufs unterschiedliche Produktionsschritte unterschiedliche Produktionskapazitäten. In diesem Zusammenhang hat sich in den letzten Jahren das von [48] beschriebene Trichtermodell etabliert. Innerhalb diesem werden die einzelnen Schritte eines Produktionsablaufs als Trichter interpretiert, die eine gewisse Lagerung (im Trichter) und einen gewissen Durchsatz (im Trichterhals) an Produktionsaufträgen und damit an Produkten zulassen, vergleiche Abbildung 2-4. Der Trichter stellt einen Puffer und der Trichterhals die Produktionsressource dar. Die Verengung im Trichterhals stellt hier den Unterschied zwischen der zur Verfügung stehenden Kapazität und den effektiv genutzten Kapazitäten dar.

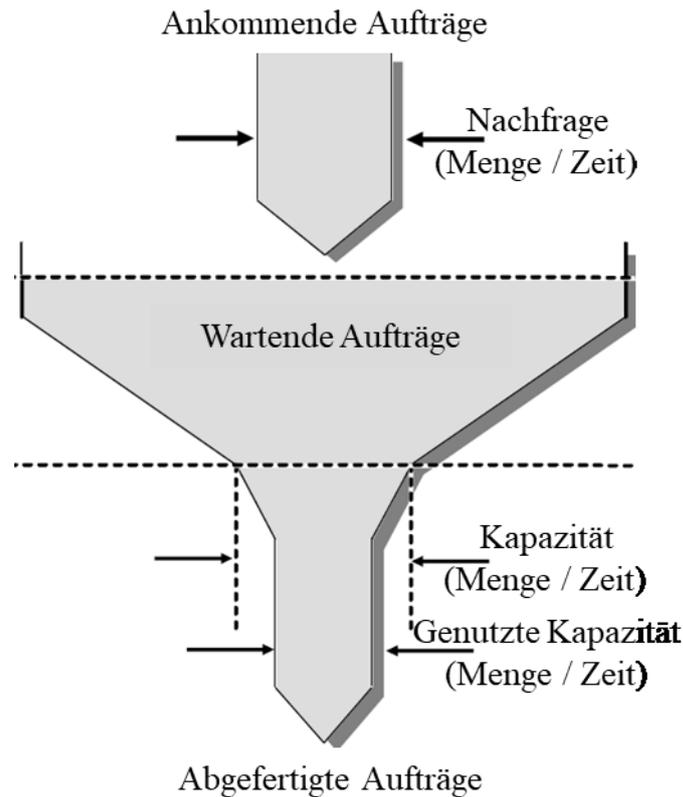


Abbildung 2-4: Das Trichtermodell für einzelne Produktionsschritte, adaptiert von [43]: Das Trichtermodell stellt Produktionsressourcen als Trichter dar in dem sich ankommende Aufträge stauen und abgefertigte Aufträge ablaufen können.

Basierend auf dem Trichtermodell kann auch ein mehrstufiger Produktionsablauf aufgebaut werden: Jeder Produktionsschritt eines Produktionsablaufs ist ein eigener Trichter mit eigenem Hals und eigenem Trichterbecken, mit den jeweils individuellen Eigenschaften "Durchsatz" und "Pufferkapazität". Die Trichter können auch überlaufen und verstopfen, was zu einem Erliegen des Produktionsflusses innerhalb des Produktionsablaufs führt, wie von [43] veranschaulicht. Die einzelnen Trichter sind miteinander verbunden und beeinflussen sich gegenseitig. Dieses Modell der Trichter gewinnt in konvergierenden Produktionsabläufen, wie sie im Zusammenhang dieser Arbeit behandelt werden, vergleiche Abbildung 1-5, zusätzlich an Komplexität, weil es nicht mehr nur lineare Zusammenhänge gibt.

Wenn man nun die Vorstellung eines Produktionsablaufs um Schlaufen und parallele Stationen erweitert, so wird der originär rein sequentielle Produktionsablauf, der auf linearen Zusammenhängen beruht, zu einem gerichteten Netz, ähnlich einem Petrinetz. Entsprechend sind die Beziehungen nicht mehr nur rein linear.

Stellt man sich die Produktion also als ein solches Netz vor, so wird deutlich, dass es immer einen Trichter, insbesondere einen Trichterhals geben wird, der der engste ist und

den Durchsatz des Produktionsablaufs am meisten beeinflussen wird. Weil die Einflussgrößen zahlreich sind, muss dies auf einem zeitlichen Horizont nicht immer der gleiche Trichterhals sein, sondern dieser kann sich zeitlich, verändern zum Beispiel durch die Veränderung des Produktvariantenmix, was [24, 49] verdeutlichen. Entsprechend kann ein Engpass (Bottleneck) der Definition von [24] folgend definiert werden: Ein Engpass ist irgendeine Produktionsressource, deren Kapazität genauso hoch oder geringer ist als die Nachfrage, mit der sie beaufschlagt ist. Wenn also die Nachfrage die Kapazität übersteigt, also durch den Trichterhals nicht genügend Aufträge abfließen können, vergleiche Abbildung 2-4, wird dies von [24], als Engpass bezeichnet. Es ist gemäss [50] unbestritten, dass solche Engpässe existieren. Kein Engpass ist dagegen jede Ressource, deren Kapazität grösser ist als die Nachfrage mit der sie beaufschlagt ist, wie [24] ausführt. Die Erläuterung von [24] verdeutlicht, dass der Effekt von Engpässen auf die Produktivität von Produktionsabläufen einschneidend ist: Der tatsächlichen Stundensatz (Kosten), den der Stillstand eines Engpasses verursacht, beziffert sich auf alle Kosten, die für den Betrieb des gesamten Produktionsablaufs anfallen. Besteht also ein Produktionsablauf aus vier Stationen, eine der Stationen ist der Engpass, und der Betrieb jeder einzelnen Station kostet 100 CHF / Stunde (also in Summe 400 CHF / Stunde), so kostet ein einstündiger Ausfall des Engpasses nicht 100 CHF, sondern 400 CHF. Dies bedeutet, dass die genutzte Kapazität des Engpasses schlussendlich die Produktivität und die Kosten des gesamten Produktionsablaufs massgeblich festlegen.

Die Erkenntnis über den Engpass innerhalb eines Produktionsablaufs ist nicht nur entscheidend für die eigentliche Verbesserung und damit die Steigerung des Durchsatzes des gesamten Ablaufs, sondern verhindert auch, dass falsche Investitionen getätigt werden. Wenn eine Ressource mehr produziert als der Engpass verarbeiten kann, führt das nicht dazu, dass die Produktivität steigt, sondern im Gegenteil zu steigenden Beständen. Diese stauen sich vor dem Trichterhals / dem Engpass und der Produktionsablauf *verstopft*, siehe [24]. Ausserdem haben Engpässe noch einen weiteren entscheidenden Einfluss auf die Produktivität des gesamten Produktionsablaufs: Laut [24] gilt für Produkte, die den Engpass durchlaufen, dass die Warteschlange den dominante Zeitanteil ausmacht, denn das Produkt bleibt lange Zeit vor dem Engpass stecken. Für Teile, die nur Nicht-Engpässe durchlaufen, ist das Warten auf andere Komponenten dominant. Folglich bestimmt der Engpass, nach [24], massgeblich die verstrichene Zeit und damit die Lagermengen (Ware in Arbeit) sowie den Durchsatz des gesamten Produktionsablaufs.

2.3 Engpässe in Produktionsabläufen (Bottleneck)

Heutige Produktionsabläufe sind hochdynamische, komplexe Systeme in einer sich ständig ändernden Umgebung. Auf diesen werden eine Vielzahl unterschiedlicher Produktvarianten gleichzeitig produziert. Hierbei verändern sich sowohl die Strukturen als auch die Belastungen der Produktionsabläufe konstant. Um solche Systeme effektiv zu betreiben, ist es entscheidend zu verstehen, welchen Begrenzungen einzelne Elemente verursachen. Diese begrenzenden Elemente werden Engpässe (Bottlenecks) genannt und sie beschränken den Geschäftserfolg, weil sie Kosten negativ beeinflussen. Dies, weil sie nach [26] zu gesteigertem Lagerbestand, verlängerten Durchlaufzeiten und damit zu verringertem Durchsatz führen. Gerade der Durchsatz ("throughput") ist dabei laut [51] die relevanteste Grösse, um die Effizienz eines Produktionsablaufs zu bewerten.

Li und Meerkov [52] zeigen, dass dementsprechend eine der effektivsten Herangehensweisen zum Management von Produktionssystemen auf dem Wissen basiert, wo sich der Engpass befindet. Irgendeine Veränderung / Verbesserung eines Produktionsablaufs an einer anderen Stelle als am Engpass wird weder die Produktivität noch den Durchsatz erhöhen, siehe [24, 25]. Entsprechend ist die Lokalisierung von Engpässen ein unverzichtbarer Teil der Produktionskontrolle und vor allem die Basis zur Produktivitätssteigerung jedes produzierenden Unternehmens.

Chang und Ni [53] verdeutlichen, dass die Lokalisierung von Engpässen, in der Literatur ausführlich diskutiert wurde. Yu und Matta [51] zeigen, dass aktuell das Interesse an Methoden zur Engpasslokalisierung wieder ansteigt. Dennoch existiert keine Einigkeit darüber, was ein Engpass ist, siehe beispielhaft [25, 51, 54, 55]. Entsprechend gilt dies für die industrielle Anwendung; dies drückt sich beispielsweise in der falschen Annahme aus, dass Engpässe prinzipiell etwas Negatives sind, dass innerhalb eines Produktionsablaufs komplett eliminiert werden kann. Li & Meerkov [52], genauso wie Goldratt & Cox [24] stellen ganz im Gegensatz dazu fest, dass ein Engpass nicht von vornherein negativ ist, sondern dass die Eigenschaften einer Produktionsressource als Engpass unbedingt berücksichtigt werden müssen, wenn man den Produktionsablauf managen oder optimieren will. Wedel et al. [56] zeigen beispielhaft, dass bei der Priorisierung einer Reparatur von Engpassanlagen der Durchsatz um 4.5 % gesteigert werden kann, ohne dass eine technische Optimierung durchgeführt wurde. Daneben unterstreichen Burcher et al. [26], dass für eine Engpassressource die Rüstzeit die kleinste sein soll. Wang et al. [49] schlagen eine Methode vor, die basierend auf der Grundidee

von Goldratt & Cox [24] das Wissen um den lokalisierten Engpass zur Optimierung der Produktionsplanung nutzt, um final den Durchsatz zu steigern.

Aufgrund der Wichtigkeit der korrekten Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen, wurden in den letzten 25 Jahren zahlreiche Methoden entwickelt. Dieser Vielzahl von Methoden fehlt aber eine Struktur, aus diesem Grund wird eine erste Kategorisierung im Zusammenhang dieser Arbeit erarbeitet. Dabei werden die Ergebnisse von Lima et al. [57], Roser & Nakano [58] und Yu & Matta [51] zusammengeführt und erweitert. Bei allen Kategorisierungen wurde nur eine begrenzte Anzahl der existierenden Methoden zur Lokalisierung des Engpasses, basierend auf einer kleinen Anzahl von Charakteristika, miteinander verglichen. Da sich aber die Wahl der Charakteristika bei den genannten Beiträgen jeweils stark auf die Bedürfnisse der jeweiligen Studie beziehen, werden diese Kategorien erweitert. Entsprechend wird im Zusammenhang dieser Arbeit ein neues Framework erarbeitet, welches die existierenden Methoden miteinander vergleicht.

Die bereits beschriebene Komplexität heutiger Produktionsabläufe führt dazu, dass ein Bedarf für eine neue Methode zur Lokalisierung von Engpässen existiert, die in der Lage ist, mit der Komplexität umzugehen. Diese Komplexität ist insbesondere gekennzeichnet durch:

1. eine sich schnell wandelnde Produktionsumgebung (kürzere Produktlebenszyklen),
2. der Kombination von Serien- und nicht-Serienfertigungen auf einer Linie,
3. Produktionsabläufe mit mehreren verketteten Produktionsschritten, die mehrere Produktvarianten gleichzeitig produzieren,
4. Produktionsabläufe mit parallelen Linien, (manuellen) Bypassen und Schleifenstrukturen, siehe hierzu die Ausführungen von [56],
5. eine Ausschussrate, die nie null ist; es gibt immer Ausschuss und teilweise Nacharbeit.

Diese realen Produktionssysteme bestehen aus finiten Pufferkapazitäten, Transportabschnitten (welche selbst eine Pufferwirkung haben) und unzuverlässigen Produktionsressourcen. In der Literatur ist eine steigende Übereinkunft darüber zu sehen, dass alle drei genannten Kategorien von Produktionsressourcen Engpässe sein können, wie beispielhaft von [11] aufgezeigt wird.

Entsprechend der genannten Eigenschaften heutiger, komplexer Produktionsabläufe ist das Management dieser hochdynamischen, abhängigen, fluktuierenden Systeme nicht leicht. Entsprechend ist das Wissen darüber, wo sich die sich zeitlich verändernden Engpässe aktuell befinden, für produzierende Unternehmen von grösstem Interesse.

Diese Komplexität drückt sich in Restriktionen aus und führt zu mathematischen Modellen von Produktionsabläufen, die nicht-linear und stochastisch sind, was Li & Meerkov [59] aufzeigen. Folglich können diese realen Systeme nicht durch geschlossene, mathematische Modelle beschrieben werden. Mathematische Modelle können nur eine mehr oder weniger akkurate Beschreibung der Realität liefern. Die Genauigkeit hängt stark vom Aufwand für das entsprechende Modell ab: Je komplexer das Modell, desto höher der Aufwand. Zusätzlich kann gefolgert werden, dass die Handhabung eines Produktionsablaufs als stationäres System eine falsche und irreführende Annahme ist, weil es sich dabei viel mehr um ein zeitabhängiges, dynamisches System handelt mit unzähligen Einflussgrössen, zum Beispiel der sich zeitlich verändernde Produktvariantenmix. Um sich zeitlich ändernde, produktvarianten-spezifische Engpässe lokalisieren zu können, wird eine statistische Methode benötigt, welche auf realen Daten aus dem Produktionsablauf beruht und ohne Modellannahmen auskommt.

Entsprechend wird eine neue Methode zur datengetriebenen Lokalisierung von Engpässen im Produktionsablauf vorgeschlagen. Dabei werden die Potentiale eines neuen und aufstrebenden Trends, der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien, genutzt: Die individuelle Identifikation von Produkten, basierend auf der Idee des digitalen Schattens. Diese individuelle Identifikation wird dazu eingesetzt, die notwendigen Daten zur Lokalisierung des Engpasses entlang eines Wertstroms miteinander zu verbinden.

Basierend auf dem aktuellen Kenntnisstand existiert keine Methode, die produktvarianten-spezifisch Engpässe in Produktionsabläufen lokalisieren kann, auf denen mehrere Produktvarianten gleichzeitig produziert werden. Dies ist verwunderlich, zumal es der heutigen Produktionsrealität entspricht und die Thematik von Produktionsabläufen, die mehrere Produktionsvarianten produzieren können, bereits seit langem in der Literatur diskutiert wird, wie die Veröffentlichung von [60] verdeutlicht. Auch im Kontext der Literatur zur Lokalisierung von Engpässen ist bekannt, dass der Engpass vom zeitvarianten Produktvariantenmix abhängt, siehe [26, 49]. Alle zurzeit existierenden Methoden lokalisieren Engpässe unabhängig von der Produktvariante (oder verwenden die Annahme, dass nur eine Produktvariante produziert wird).

Dies führt auf einen zweiten entscheidenden Aspekt: Um (sich zeitlich ändernde) Engpässe lokalisieren zu können, ist es entscheidend, nicht nur einen Abschnitt eines Produktionsablaufs zu betrachten, sondern den gesamten Wertstrom. Hierbei ist es insbesondere von Bedeutung, die Abhängigkeiten der einzelnen Abschnitte zueinander zu berücksichtigen, um den Engpass richtig zu lokalisieren.

Weiterhin muss der dynamische Aspekt eines Produktionsablaufs berücksichtigt werden, was [61] zeigt: Engpässe wechseln im zeitlichen Verlauf aufgrund vorhersehbarer und zufälliger Ereignisse innerhalb einer Produktionslinie. Folglich ist eine manuelle Lokalisierung von Engpässen, welche eine häufige Wiederholfrequenz benötigt, nicht zielführend. Genauso wenig ist ein simulationsbasierter Ansatz zielführend, da einerseits ständig Anpassungen durchgeführt werden müssen, damit das Modell immer aktuell ist. Weiterhin kann ein Simulationsmodell nicht alle relevanten Einflussfaktoren abbilden. Entsprechend verhindern, wie von [51] aufgezeigt, beide genannten Lösungswege eine weitführende Anwendung. Was benötigt wird, ist ein Vorgehen zur Lokalisierung von Engpässen, das auf Daten des Produktionsablaufs basiert, die leicht und günstig erfasst werden können; denn Datenerfassung und -speicherung ist nach wie vor nicht kostenlos.

2.4 Engpässe in Informationsströmen

Nach Meinung von [62] sind Produktionsverfahren einer steigenden technischen und organisatorischen Komplexität ausgesetzt. Weil sich Produktionsabläufe zusätzlich in beiden Komplexitätsdimensionen schnell ändern, steigt die Informationsdichte, denen die Mitarbeiter in der Produktionsumgebung ausgesetzt sind, gemäss [21] massiv an. Einerseits tragen technisch komplexere Produktionsverfahren und andererseits eine schwankende Marktnachfrage in Kombination mit einer gesteigerten Anzahl Produktionsvarianten und kürzeren Zykluszeiten zusätzlich dazu bei, dass immer neue unterschiedliche Informationen benötigt werden. Der Produktionsmitarbeiter wird bei vielen Produktionsschritten aber nicht nur dieser hohen Informationsdichte ausgesetzt, sondern muss zusätzlich Schritt halten mit den Prozesszeiten von automatisierten Produktionsanlagen, um die geforderte Zykluszeit zu erreichen.

Die beschriebene Komplexität in hochvolumigen, multivarianten Produktionsabläufen kombiniert mit komplexeren Aufgaben erfordert es, dass die relevanten Informationen für den Mitarbeiter in der Produktion effektiv verarbeitet und zur Verfügung gestellt werden. Dies bedeutet zur richtigen Zeit am richtigen Ort. Roser & Nakano [55] genau wie Rother & Schook [10] zeigen in diesem Zusammenhang, dass nicht nur

Produktionsressourcen, sondern auch fehlende Informationen Engpässe verursachen können. Diese Informationsengpässe haben einen ähnlichen Effekt wie "materielle" Engpässe, zum Beispiel eine gesteigerte Durchlaufzeit und damit einen verringerten Durchsatz, wie in [63] gezeigt. Folglich beeinflusst die Effizienz von Informationsströmen in Produktionsabläufen direkt die Produktivität. Trotzdem werden Informationen in heutigen Produktionsabläufen häufig vernachlässigt: Die Informationen werden gemäss Meudt et al. [64], in verschiedenen IT-Systemen oder nur im Papierformat gespeichert. Dabei führt genau dieser Umgang mit relevanten Informationen basierend auf unterschiedlichen Quellen zu weiteren Problemen und schlussendlich zu Ineffizienz in Informationsströmen.

In der Literatur [65, 66] werden Daten als das Zusammenspiel von Zeichen und Syntax definiert; Informationen werden als die Interpretation von Daten in einem gegebenen Kontext, beziehungsweise die Kontextualisierung von Daten in einer gegebenen Struktur definiert. Diese Informationen wiederum legen die Basis für Wissen und damit für Entscheidungen, siehe [65, 66]. Basis für die klare Trennung von Daten und Informationen ist das Modell von [67]. Rehäuser und Krcmar [67] beschreiben den Veredelungsprozess von Zeichen zu Daten zu Informationen zu Wissen in drei Schritten und grenzen die Begriffe so voneinander ab, vergleiche hierzu Abbildung 2-5.

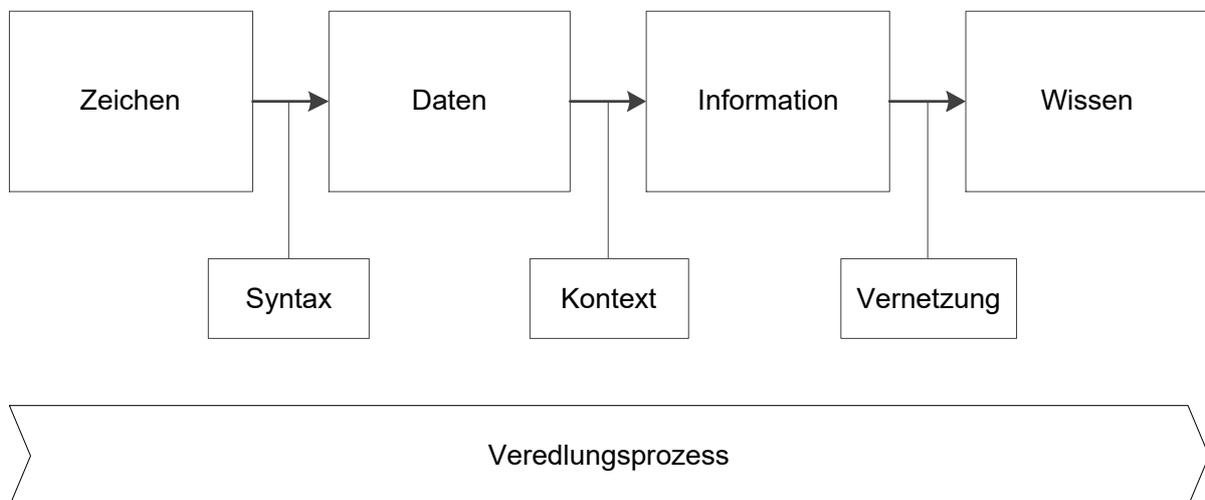


Abbildung 2-5: Veredelungsprozess und Abgrenzung Begriffe "Zeichen", "Daten", "Informationen" und "Wissen" adaptiert von Rehäuser und Krcmar [67], basierend auf [68].

Anhängig davon, in welchem Kontext Informationen genutzt werden, ist es möglich, Informationen im Informationsraum zu evaluieren. Dieser Informationsraum beinhaltet, nach [66], drei Dimensionen: Relevanz, Qualität und Verfügbarkeit. Folglich kann ein Informationsstrom definiert werden als Fluss von kontextualisierten Daten mit dem Ziel, faktenbasierte Entscheidungen zu treffen. Entsprechend führen effizientere

Informationsströme zu besseren Entscheidungen. Daraus folgt, wie von Hicks [69] gezeigt wird, dass die Verbesserung von Informationsströmen die Kernaktivitäten einer jeden Organisation unterstützt und so dazu beiträgt, den Wettbewerbsvorteil einer Organisation aufrechtzuerhalten oder sogar auszubauen.

Ergo ist es gerade für produzierende Unternehmen, die ihre Informationsströme bis anhin vernachlässigt haben, entscheidend, diese umfangreich zu analysieren und die Handhabung der relevanten Informationen innerhalb ihrer Produktionsabläufe zu optimieren, um wettbewerbsfähig zu bleiben.

Besonders für produzierende Unternehmen ist die Verwendung eines *lean* Produktionssystems, nach dem Vorbild des Toyota Produktionssystems, ein Hauptinstrument, um wettbewerbsfähig zu bleiben. Produzierende Unternehmen sind vermehrt dazu übergegangen, nicht mehr nur das Produktionssystem von Toyota zu kopieren, sondern ihr eigenes *lean* Produktionssystem zu entwickeln, siehe [70]. Die ausschlaggebenden Gestaltungsmerkmale bei der Entwicklung solcher eigenen *lean* Produktionssysteme sind vor allem ein kontinuierlicher Verbesserungsprozess und die Vermeidung von Verschwendung, wie [71] zeigt. Unter Berücksichtigung der von Hicks [69] beschriebenen Bedeutung der Effizienz von Informationsströmen im Kontext produzierender Unternehmen ist es entsprechend ausschlaggebend, dass die unternehmensspezifischen Produktionssysteme Methoden zur Analyse und Verbesserung von Informationsströmen beinhalten. Dies ist allerdings nicht der Fall, wie die Analyse von Netland [72] von mehr als 30 unternehmensspezifischen Produktionssystemen aufzeigt. Die Ausführungen von [73] verdeutlichen, dass aktuell eine Methode fehlt, die strukturiert die Informationsströme in Produktionsabläufen analysiert und optimiert. Diese neue Methode soll existierende Vorgehensweisen zur kontinuierlichen Verbesserung unterstützen, in dem das Verbesserungspotential innerhalb von Informationsströmen lokalisiert und so die Produktivität im Produktionsablauf gesteigert werden kann.

2.5 Datengetriebene Optimierung von Produktionsabläufen durch interbetriebliche Zusammenarbeit

Der Einsatz und die Nutzung des digitalen Schattens ist zwar bereits in der Literatur [74], in Form einer Facebook-Seite für ein Segelboot aufgezeigt worden. Dies stellt aber, laut [15] bis jetzt im Zusammenhang von Produktionsabläufen noch eher ein theoretisches Konstrukt dar. In diesem Zusammenhang werden von Bauernhansl et al. [15] vier noch offene Forschungsfelder benannt, die zu entsprechenden Herausforderungen

führen. Zwei dieser vier offenen Fragestellungen sind insbesondere relevant im Zusammenhang dieser Arbeit:

1. Datenstruktur / Datenmodell:

Die ganzheitliche Erfassung der relevanten Daten in Produktionsabläufen findet heute noch nicht statt, was [27] festhält. Gemäss [15] besteht die Herausforderung darin, dass die relevanten Daten und die notwendigen Datenstrukturen definiert werden müssen. Des Weiteren wird von den Autoren darauf hingewiesen, dass sich der finanzielle Aufwand zum Einsatz der vernetzenden Technologie in Form von Produktivitätssteigerungen bezahlt machen muss, was es zu zeigen gilt.

2. Multimodale Datenaufnahme:

Die grösste Aufgabe in diesem Zusammenhang besteht in der optimalen Gestaltung eines Sensornetzwerkes in der Produktion, mit dem Ziel ein verlässliches Abbild des Produktionsablaufs geben zu können, wie es [75] detailliert. Des Weiteren gilt es, Art, Menge und Ort und damit die Nutzungsmöglichkeiten der Sensoren zu definieren, siehe [15], um den angestrebten Mehrwert zu erreichen.

Entsprechend fehlt es aktuell an der Validierung des Konzepts des digitalen Schattens im Zusammenhang von Produktionsabläufen.

Da der umgesetzte digitale Schatten die verknüpfende Dateninstanz darstellt, die die relevanten Daten eines Produktionsablaufs beinhaltet, kann er zur Analyse und damit zur datengetriebenen Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung zielführend eingesetzt werden. Allerdings ist dieses Potential nicht nur auf innerbetriebliche Produktionsabläufe beschränkt, sondern kann auch zur interbetrieblichen datengetriebenen Produktivitätssteigerung eingesetzt werden. Hierbei soll der digitale Schatten als Gefäss dienen, das einen effizienten Austausch der relevanten Daten innerhalb einer Lieferkette ermöglicht.

Innerhalb dieser Arbeit wird fokussiert die Beziehung zwischen Maschinenherstellern und Maschinennutzen betrachtet. Maschinennutzer sind hier die stellvertretende Bezeichnung für produzierende Betriebe, welche (Werkzeug) Maschinen in ihren Produktionsabläufen einsetzen. Zurzeit existiert keine Methode, die produzierende Unternehmen darin unterstützt, ihre Produktivität nicht nur durch die innerbetriebliche Lokalisierung von Verbesserungspotentials zu steigern, sondern auch durch interbetriebliche Partnerschaften in der Lieferkette. Der digitale Schatten bietet somit die Grundlage für einen automatisierten Datenaustausch und eine automatisierte Datenanalyse innerhalb

der Lieferkette und damit die Grundlage zur datengetriebenen Verbesserung der Produktionsabläufe des Maschinennutzers.

Nach [76-78] können Maschinennutzer beträchtliche Produktivitätssteigerungen erreichen, wenn sie es schaffen, die Daten, die digitalisierte Maschinen zur Verfügung stellen, zu analysieren und zu nutzen. Maschinenhersteller können dieselben Daten nutzen, um die Qualität, das Design und die Dienstleistungen, welche im Zusammenhang ihrer Maschinen stehen, zu verbessern. Ein typisches Beispiel in diesem Zusammenhang ist die vorausschauende Wartung von Maschinen: Maschinenhersteller bieten in diesem Zusammenhang ihren Kunden den Service der Wartung der Komponenten an, um so einem Ausfall der Komponenten und damit einem Stillstand der Maschine vorzubeugen. Auf diese Weise können einerseits die Stillstandszeiten für den Maschinennutzer gesenkt werden, andererseits kann der Maschinenhersteller den Vorteil für sich finanziell nutzbar machen, zum Beispiel durch einen Wartungsvertrag. Um jedoch solche gegenseitigen Vorteile nutzen zu können, bedarf es eines automatisierten Datenaustausches zwischen dem Maschinennutzer und dem Maschinenhersteller. Nur so kann der Hersteller einerseits die Komponenten dauerhaft überwachen und andererseits Vorhersagemodelle zum Ausfall unterschiedlicher Komponenten trainieren. Dadurch kann der Hersteller im Sinne Taylors [7] Erfahrungswerte und Daumenregeln über den Ausfall von Komponenten durch wissenschaftliche Methoden und datenbasierte Fakten ersetzen.

Im Zusammenhang des interbetrieblichen Datenaustauschs innerhalb der Lieferkette gilt laut [69] das Gleiche wie für innerbetriebliche Informationsströme: Weil die Verbesserung der Informationsströme die Kernaktivitäten eines Unternehmens unterstützt und so den Wettbewerbsvorteil aufrechterhält, ist es für produzierende Unternehmen ebenfalls entscheidend, ihre Informationsflüsse innerhalb der Lieferkette zu analysieren und zu optimieren. Dies steht im Einklang mit der *open process innovation* Literatur, siehe zum Beispiel [79], welche grundsätzlich aufzeigt, dass Unternehmen, die offen und fähig sind, Innovationen mit anderen zu teilen und von anderen aufzunehmen, ihre Produktivität schneller steigern können.

Die heute häufig ungenutzten Potentiale eines interbetrieblichen Daten- und Informationsaustauschs sollten Maschinennutzern dazu veranlassen ihre Produktionsdaten innerhalb ihrer Lieferkette zu teilen. Wendet man die DIKW- (Data-Information-Knowledge-Wisdom) Pyramide von Rowley [80] auf den Kontext von Produktionsabläufen an, so können Produktionsdaten zu Informationen aggregiert werden, welche final zu Wissen führen. Dieses Wissen kann know-how kritisch sein. Entsprechend kann der Verlust oder die Offenlegung dieses Wissens zu einem Wettbewerbsnachteil werden. Aus diesem

Grund fürchten Maschinennutzer häufig den automatischen Austausch von Produktionsdaten innerhalb der Mikrolieferkette zum Beispiel mit den Maschinenherstellern, da gerade diese häufig auch für Konkurrenten tätig sind.

Diese Angst führt aber dazu, dass die potentiellen Einsparungen und die damit verbundenen Produktivitätssteigerungen, wie sie im Fall der präventiven Wartung aufgezeigt wurden, nicht ausgeschöpft werden. Des Weiteren basiert die Zurückhaltung, Daten innerhalb der Lieferkette zu teilen, häufig nicht auf einer objektiven Risikobewertung. Eine solche Risikobewertung existiert einerseits heute nicht. Darüber hinaus müsste diese Produktionsdaten in Gruppen von know-how kritischen, nicht zu teilenden Daten und Daten, deren Teilen nicht kritisch und damit sogar empfehlenswert ist, eingeteilt werden.

Der Einfachheit halber folgen viele Maschinennutzer einer "better safe than sorry"-Strategie: Diese Strategie besagt, dass produzierende Unternehmen aus Angst vor einem Wissensverlust, dazu tendieren gar keine Daten zu teilen, um das Risiko eines vermeintlichen Schadens völlig zu vermeiden. Dies führt jedoch dazu, dass die genannten Chancen einer datengetriebenen Produktivitätsverbesserung innerhalb der Lieferkette ungenutzt bleiben. Massimo et al. [81] haben diesen Trend erkannt und formulieren, den expliziten Forschungsbedarf danach zu ermitteln, welche "digital assets" innerhalb einer Lieferkette mit wem ausgetauscht werden sollten.

Im Vergleich zu existierender Literatur, wie zum Beispiel in [82] gegeben, fokussiert sich, der in dieser Arbeit verfolgte Ansatz, auf den Blickwinkel des Maschinennutzers anstatt des Maschinenherstellers. Folglich muss die Initiative zum Teilen von Produktionsdaten vom Maschinennutzer ausgehen.

Entsprechend liegt der Fokus im Zusammenhang dieser Arbeit auf dem Maschinennutzer, dennoch ist die Zusammenarbeit und damit die Beachtung der beidseitigen Interessen der entscheidende Erfolgsfaktor. Die Interessen des Maschinennutzers liegen hierbei in einer (zusätzlichen) Steigerung der Produktivität seiner Produktionsabläufe. Der Maschinenhersteller auf der anderen Seite will im Zusammenhang seines Produktes mehr gewinnbringende Wertschöpfung betreiben, zum Beispiel durch zusätzliche Dienstleistungen und verbesserte Maschinenkomponenten, d.h. Produkte.

In Zusammenhang dieser Arbeit wird weiterhin angenommen, dass die Analyse und Auswertung der Produktionsdaten des Maschinennutzers durch den Maschinenhersteller ausgeführt werden. Der Maschinenhersteller bietet dies folglich seinem Kunden als Service an. Diese Annahme liegt darin begründet, dass der Maschinenhersteller

Skaleneffekte nutzen kann, was [83] ausführt: Einerseits im Zusammenhang des Lerneffektes von mehreren seiner Kunden und andererseits durch das Anbieten gleicher Dienstleistungen für mehrere seiner Kunden.

2.6 **Résumé zu Steigerung der Produktivität von Produktionsabläufen**

Produzierende Unternehmen versuchen seit jeher ihre Produktivität zu steigern. Aus diesem Grund arbeiten sie stetig daran, sich kontinuierlich zu verbessern. Im Zusammenhang des sehr erfolgreichen Toyota Produktionssystems wurde dieses Vorgehen institutionalisiert und zum Leitbild erhoben – Kaizen.

Durch die Zunahme der Komplexität der Produktionsabläufe, welche sich zum Beispiel durch eine gesteigerte Anzahl auf einer Linie produzierter Produktvarianten, ausdrückt werden produzierende Unternehmen vor neue Herausforderungen gestellt: Die Produktivitätssteigerung wird in gleichem Masse komplexer.

Seit einigen Jahren zeichnet sich in diesem Zusammenhang ein Trend ab der Abhilfe verspricht: die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien. Durch eine zielgerichtete Digitalisierung und Vernetzung der relevanten Produktionsdaten sollen diese in Echtzeit für eine Datenanalyse zur Verfügung stehen.

Die Funktionsweise der Produktionsabläufe und die Auswirkungen des Engpasses auf die Produktivität haben sich nicht grundsätzlich verändert, die beeinflussenden Rahmenbedingungen sind aber komplexer und schwerer zu greifen geworden. Entsprechend aufwendiger ist es heute Engpässe zu lokalisieren. Hier sollen die verfügbaren Industrie 4.0-Technologien genutzt, um Engpässe datengetrieben zu lokalisieren.

Die Digitalisierung führt aber auch zu einer Flut an Informationen, diese zu beherrschen ist eine Herausforderung, da sie die Produktivität eines Produktionsablaufs einschränken. Die Analyse und Verbesserung von Informationsströmen in Produktionsabläufen stellen existierende Methoden vor neue, bis anhin unlösbare, Aufgaben.

Die, durch den Trend verfügbaren, Produktionsdaten können auch automatisiert, interbetrieblich geteilt werden. Dies führt einer grossen Chance für beide Seiten: Da, zum Beispiel, ein Maschinenhersteller, die Daten des Maschinennutzers verwenden kann, um sein Produkt zu verbessern, stellen die Nutzungsdaten einen Mehrwert für ihn da. Entsprechend ist dieser bereit dem Maschinennutzer auf der anderen Seite einen geldwerten Vorteil zu bieten. Allerdings fürchten heute viele produzierende Unternehmen den Austausch von Produktionsdaten aufgrund eines Know-how Verlustes. Dieser interbetriebliche Datenaustausch soll forciert werden, um die Produktivität ebenfalls interbetrieblich zu steigern.

3 Stand der Technik

Dieses Kapitel untersucht, welche Methoden derzeit existieren, das Verbesserungspotential in Produktionsabläufen zu lokalisieren. Im ersten Teil für "klassische" materielle Produktionsabläufe und deren Engpässe; im zweiten Teil für "virtuelle" Engpässe, also für Engpässe, die durch Informationen verursacht werden. Die Analyse der Literatur bezieht sich in diesen beiden ersten Abschnitten jeweils auf Methoden zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in internen Produktionsabläufen, durch interne Massnahmen. Im dritten Teil des Kapitels wird diejenige Literatur analysiert, welche sich damit beschäftigt, wie durch interbetriebliche Zusammenarbeit in der Lieferkette, das Verbesserungspotential, aus dem Standpunkt eines Produktionsbetriebs, lokalisiert werden kann. Die Analyse der Literatur bezieht sich in diesem dritten Abschnitt folglich auf Methoden zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in internen Produktionsabläufen, durch externe Partner. Aus diesen Analysen wird die Forschungslücke abgeleitet.

Das vorausgehende Kapitel zeigt, dass die datengetriebene Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen immer stärker an Bedeutung gewinnt. Dies insbesondere deshalb, weil die gesteigerte Komplexität heutiger, verketteter Produktionsabläufe die Auffassungsgabe und die Fähigkeiten zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials des einzelnen Menschen übersteigt. Die erfahrungsbasierte Lokalisierung des Verbesserungspotentials wird durch Prinzipien des Lean Manufacturing wie den "Gemba-walk" und den "Kaizen-Prozess" institutionalisiert.

Darauf aufbauende Methoden wie die Wertstromanalyse oder Methoden zur Lokalisierung des Engpasses zeigen erste Schritte in Richtung der datenbasierten Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen auf. Dennoch stellen diese häufig nur einen zeitlich sehr begrenzten Ausschnitt eines Zustands der Produktion dar (nämlich den zum Zeitpunkt der Analyse), wie beispielhaft die Methoden von [23, 58]. Entsprechend scheitern diese häufig daran, die Komplexität in Kombination mit der zeitlichen Varianz heutiger Produktionsabläufe ausreichend abzubilden und so die Grundlage für eine Analyse zu schaffen, wie von [23, 41] dargestellt wird.

Entsprechend wird eine Methode benötigt, welche die Komplexität heutiger Produktionsabläufe und deren zeitliche Varianz abbilden kann, um so eine umfassende Analyse und damit eine Lokalisierung des Verbesserungspotentials zu ermöglichen. Basierend auf dieser Methode können Engpässe in Produktionsabläufen lokalisiert werden, was wiederum die Grundlage für faktenbasierte Entscheidungen legt. In [51] wird hervorgehoben, dass sich bereits heute Trends erkennen lassen, dass Methoden zur Lokalisierung

von Engpässen, die auf Daten basieren, nicht nur in der Anzahl zunehmen, sondern auch die Effizienz des Verbesserns steigern. Entsprechend entwickeln sich Methoden für digitale kontinuierliche Verbesserungsprozesse, was [84] beschreibt. Dieses "digitale Kaizen" kann als weitere Entwicklung des ursprünglichen Lean Manufacturing interpretiert werden.

Gleichzeitig nehmen die Informationen, die zur Durchführung des Produktionsablaufs notwendig sind, stetig zu, siehe [21]. Trotzdem beschränken sich heutige Analysemethoden für Produktionsabläufe fast ausschliesslich auf materielle Ströme, nicht aber auf die Informationsströme. Dies, obwohl lange bekannt ist, dass auch fehlende oder falsche Information die Produktivität eines Produktionsablaufs einschränken kann, was bereits [10] festgestellt hat. Folglich wird eine Methode benötigt, die in der Lage ist, die Informationsströme in heutigen komplexen Produktionsabläufen darzustellen und so eine Analyse erlaubt.

Nachdem sich die Analyse der Literatur in den ersten beiden Kapiteln auf die interne Lokalisierung des Verbesserungspotentials konzentriert, fokussiert das dritte Kapitel auf die Lokalisierung durch Partner, ausserhalb der Unternehmensgrenzen. Diese Arbeit folgt also dem Ansatz, das datengetriebene Verbesserungspotential der Produktionsabläufe zuerst intern zu lokalisieren und erst danach extern, also durch Partner ausserhalb der Unternehmensgrenze.

Die konsequente Umsetzung von Industrie 4.0-Technologien führt dazu, dass mehr vernetzte Daten der Produktionsabläufe zur Verfügung stehen, wie [15] ausführt. Somit wirkt die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien als Enabler für neue datengetriebene Geschäftsmodelle, da sie die Erhebung und den Austausch von Daten, gerade über Unternehmensgrenzen hinweg erleichtert. Dies eröffnet neue Möglichkeiten im Bereich interbetrieblichen Zusammenarbeit. Hierbei soll das Ziel verfolgt werden das Verbesserungspotentials in internen Produktionsabläufen durch externe Partner zu lokalisieren. Allerdings fehlt in der wissenschaftlichen Forschung hierzu bis jetzt eine Methodik, die die Bedürfnisse des produzierenden Betriebs ausreichend berücksichtigt.

3.1 Definition des Produktionsablaufs

In dieser Arbeit orientiert sich der Begriff des Produktionsablaufs an der von Reichert [16] verwendeten Definition der Produktionslinie. Entsprechend ist im Zusammenhang dieser Arbeit ein Produktionsablauf eine physische Verbindung von Betriebsmitteln zur Herstellung eines Gutes. Auf einem solchen Produktionsablauf können auch mehrere

Produktvarianten oder Produktfamilien produziert werden. Innerhalb eines Produktionsablauf wird häufig nicht nur eine Produktvariante, sondern es werden [16] entsprechend mehrere, unterschiedliche Varianten gefertigt. Ein Produktionsablauf kann folglich mehrere Produktionslinien, die konvergieren und divergieren können, beinhalten. In der Realität handelt es sich gemäss [29, 31] hierbei um eine Aneinanderreihung von Produktionsequipment, welche durch Transportsysteme bzw. Fördertechnik miteinander verbunden sind. Warnecke et al. [85] zeigen, dass durch die Kopplung Material, Energie und Informationen fliessen. In linearen Produktionsabläufen folgt der Materialfluss laut [86] einer festen und eindimensionalen Abfolge von Teilschritten. Zusätzlich existieren nach aber auch [52] Produktionsabläufe mit Schlaufen, Teilungen, usw.. Die relevante Grösse zur Beschreibung der zeitlichen Komponente eines Produktionsablaufs, respektive eines Abschnittes, ist die Zykluszeit. Diese gibt laut den Definitionen von [16, 87] an, nach welchem Zeitintervall ein Produkt in einem Abschnitt fertiggestellt wurde.

3.2 Engpasserkennung in Produktionsabläufen

Das folgende Kapitel arbeitet die aktuell existierende Literatur zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen, insbesondere von Engpässen ("Bottleneck Detection") auf. Hierbei wird zunächst der Zusammenhang zwischen Lean Manufacturing und der Lokalisierung von Engpässen aufgezeigt. Darauf aufbauend werden die unterschiedlichen existierenden Definitionen von Engpässen gefiltert und die für diese Arbeit relevante beschrieben. Folgend werden die auf den Definitionen entstandenen zahlreichen Methoden der Engpasserkennung kurz dargestellt. Diese werden wiederum im nächsten Abschnitt neu kategorisiert, woraus sich schlussendlich die Forschungslücke für die Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen ableiten lässt.

3.2.1 Lean manufacturing und die Lokalisierung des Engpasses

Um eine effiziente Fliessfertigung zu erreichen, zum Beispiel durch eine Reduktion der Losgrösse oder kontinuierliche Verbesserungsprozesse (Kaizen-Programme), ist es entscheidend, Engpässe innerhalb eines Produktionsablaufs lokalisieren zu können. Dadurch ist man in der Lage, auf den Abschnitt oder Bereich zu fokussieren, bei dem Veränderungen am Produktionsequipment zum grössten Nutzen für den Produktionsablauf führen, wie von [26] hervorgehoben wird. Hierdurch können Verbesserungen zielgerichtet durchgeführt werden.

Für die Fälle, in denen der Engpass allerdings innerhalb des Produktionsablaufs wechselt, stellt die Umsetzung eines "lean" Produktionssystems, gemäss [24, 88], eine

bedeutende Herausforderung dar. Aus diesem Grund arbeiten "Lean" Betriebe – allen voran Toyota – aktiv an der Entwicklung neuer Methoden, um Engpässe zu erkennen und zu kontrollieren. Die von [89] entwickelte Methode stammt aus dem Toyota Umfeld und dient der Lokalisierung von Engpässen. Dabei ist es gerade für "Lean" Betriebe gemäss [22, 55] entscheidend, sich nicht nur auf wertschöpfende Prozesse zu fokussieren, sondern auch nicht-wertschöpfende Produktionsabschnitte innerhalb eines Produktionsablaufs miteinzubeziehen. Nicht-wertschöpfende Abschnitte sind beispielsweise Transport und (Zwischen-) Lagerung. Entsprechend muss bei der Lokalisierung von Engpässen innerhalb von Produktionsabläufen der gesamte Wertstrom betrachtet werden.

Im Zusammenhang von Lean Manufacturing ist die Wertstromanalyse (Value Stream Mapping, VSM), welche von [22, 90] detailliert beschrieben wird, eine häufig verwendete Herangehensweise den Ist-Zustand eines Wertstroms zu beschreiben und damit Engpässe zu lokalisieren. In diesem Zusammenhang wird VSM, zum Beispiel von [91], häufig als klassische "pen-and-paper" Methode beschrieben. Hierzu detailliert [22], dass die wertschöpfenden, nicht-wertschöpfenden und nicht werterhaltenden Aktivitäten, die notwendig sind um ein Produkt zu produzieren, dargestellt werden müssen. Unabhängig von der Anzahl der hergestellten Produktvarianten auf einem mehrstufigen Produktionsablauf ist die klare Fokussierung auf den Kundentakt ("Customer takt time") eine Kernkenngrösse der Wertstromanalyse. Der Kundentakt spiegelt die Fokussierung des TPS auf die Wünsche des Kunden wieder: Es soll nur das produziert werden, was der Kunde fordert. Entsprechend ist der Kundentakt in einem "lean" Produktionsablauf definiert als die für die Produktion zur Verfügung stehende Zeit in einem bestimmten Abschnitt, dividiert durch die Anzahl zu produzierender Produkte einer bestimmten Produktvariante, welche vom Kunden in der gleichen Zeitspanne nachgefragt wird, siehe [10]. Dann und nur dann, wenn die Zykluszeiten aller Prozessschritte eines Produktionsablaufs synchronisiert sind und diese Zeiten sich nahe beim Kundentakt bewegen, ist eine wirkliche Fließproduktion ohne Puffer und Lagerbestände möglich. Ein weniger bekanntes Werkzeug, welches in diesem Zusammenhang zur Wertstromanalyse gehört und Engpässe lokalisieren kann, ist das Taktdiagramm, wie es von [10, 92] beschrieben wird. Im Taktdiagramm werden die manuell gemessenen Zykluszeiten der unterschiedlichen Abschnitte eines Produktionsablaufs dargestellt und nicht nur miteinander, sondern vor allem mit dem Kundentakt verglichen. Diejenige Einzelprozesszykluszeit, die den Kundentakt am meisten überschreitet, ist der (aktuelle) Engpass.

Zusammenfassend ist die akkurate Lokalisierung von Engpässen, vor allem zeitlich varianter, ein entscheidender Teil jedes "lean"-Programmes zur Steigerung der

Produktivität in Produktionsabläufen. Hierbei ermöglicht die Lokalisierung der Engpässe erst die klare Fokussierung auf den Bereich, in dem die Verbesserungsmaßnahmen am wirkungsvollsten sind. Folglich gibt es die unverzichtbare Basis für "constrained and unconstrained improvement", wie von [52] definiert. Die Begriffe "constrained" und "unconstrained improvement" sind in der Lean-Terminologie, basierend auf der Definition von Bicheno [32], vergleichbar mit den Begriffen "Kaizen", also kontinuierlicher und damit beschränkter (im Sinne des gegebenen Produktionsequipments) Verbesserung und "Kaikaku", also bahnbrechend und damit nicht-beschränkter Verbesserung. Darüber hinaus ist es bei der Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen entscheidend, nicht nur einen einzelnen Abschnitt, also zum Beispiel eine einzelne Maschine zu untersuchen, sondern den gesamten Wertstrom zu berücksichtigen, also die wertschöpfenden und die nicht-wertschöpfenden Abschnitte eines Produktionsablaufs. Folglich müssen Messgrößen zur Lokalisierung von Engpässen genutzt werden, welche die Abhängigkeit der unterschiedlichen Produktionsabschnitte innerhalb eines Produktionsablaufs berücksichtigen und diesen somit als Ganzes charakterisieren können. Typische in der Literatur verwendete Messgrößen sind Warte- und Blockier-Zeiten, wie dies beispielhaft in der Methode von [93] der Fall ist.

3.2.2 Engpässe in Produktionsabläufen

Um Engpässe in Produktionsabläufen verlässlich zu lokalisieren, müssen Engpässe zunächst eindeutig definiert werden. In der Literatur existiert eine Vielzahl von unterschiedlichsten Definitionen von Engpässen, und viele Lokalisierungsmethoden verwenden unterschiedliche Definitionen. Häufig hängen hierbei die verwendeten Definitionen von der Verwendung der Methode und den daraus abgeleiteten Kriterien selbst ab. Es existiert in der Forschung also keine klare Übereinkunft, welche Definition die passendste oder die richtige ist, siehe [25, 54, 58]. Aufgrund der Vielzahl vorgeschlagener Definitionen von Engpässen haben Betterton und Silver [25] sowie Roser et al. [11] Definitionen zusammengetragen. Im Folgenden, siehe Tabelle 3-1, ist deren Analyse der existierenden Definitionen zusammengeführt worden. Um die Originalität der Definitionen beizubehalten, sind diese nicht übersetzt.

Tabelle 3-1: Übersicht über existierende Definitionen von Engpässen der Literatur, basierend auf [94].

Definition des Engpasses ("Bottleneck")	Literaturquelle
A bottleneck is any resource whose capacity is equal or less than the demand placed upon it.	[24]
A resource for which demand temporarily exceeds capacity.	[54]
A resource at which work-in-process (WIP) inventory waiting in queue is maximum.	[54]
A resource at which the long-run utilization is maximum.	[54]
The resource that, within the system, has the smallest production rate when isolated.	[95]
The resource for which a change in isolated production rate has the greatest impact on system performance, that is, the resource to which the system performance sensitivity is greatest.	[95]
The resource with the longest average uninterrupted active period.	[89]
The resource which impedes the performance of a system in the strongest manner, that is, the resource that has the largest impact on reducing the throughput of a system.	[96]
A stage in a system that has the largest effect on slowing down or stopping the entire system.	[97, 98]
The resource with minimum combined total time spent in inactive (blocked and starved) states.	[99]
A resource whose capacity is less than the demand placed upon it.	[99]
The resource that runs out of capacity first, and thereby limits system throughput.	[100]
The resource with the strongest effect on the system's throughput.	[101]
The bottleneck is the resource that affects the performance of a system in the strongest manner.	[25]
Bottlenecks are processes that influence the throughput of the entire system. The larger the influence, the more significant the bottleneck.	[55]
A machine is the bottleneck if the sensitivity of the system throughput to its throughput in isolation is higher than all other machines in the system	[51]

Anstelle deutlich mathematischerer Definitionen, wie sie von Betterton und Silver [25] gewählt wurden, wird im Zusammenhang dieser Arbeit die klassische Definition von Goldratt und Cox [24], die sich im industriellen Alltag als anwendbar gezeigt hat, verwendet:

”A bottleneck is any resource [...] whose capacity is equal to or less than the demand placed upon it.”

Generell können nach Lima et al. [57] drei Arten von Engpässen in Produktionslinien, in der Literatur identifiziert werden: Einfache Engpässe, die [102] erstmals definiert, mehrfache Engpässe, die [103] definiert und sich zeitlich-ändernde Engpässe, die [61] erstmals beschreibt. Aufgrund des Fokus der industriellen Anwendbarkeit dieser Methode und basierend auf der Literatur wird im Zusammenhang dieser Arbeit angenommen, dass es zu einem Zeitpunkt immer nur einen dominanten Engpass pro Wertstrom, also pro Produktvariante, gibt. Dies bedeutet, dass auf einem Produktionsablauf, auf dem mehrere Produktvarianten produziert werden, mehrere Engpässe existieren können, die zeitlich variant sind, also ihren Ort mit der Zeit verändern (können). Nichtsdestotrotz geht diese Dissertation davon aus, dass in einem realen Produktionsablauf keine theoretischen "Engpassverteilungen" zum Beispiel in A- oder V-Form existieren, wie dies von Betterton und Silver [25] und Li und Meerkov [52] diskutiert wird. Hierbei bedeutet eine V-Verteilung, dass der erste und der letzte Produktionsschritt die beiden Engpässe sind und eine inkrementelle Verbesserung beider zu einer gleichwertigen Verbesserung des Durchsatzes führt. Die hier vertretene Annahme stützt sich insbesondere auf die Aussage in Abbildung 2-3, wonach die Einflussgrößen auf die Produktionsabschnitte nie vollständig beschrieben werden können und somit die Aussage eines exakt gleichen Einflusses in der Realität höchstens Zufall ist. Die Annahme einer Engpassverteilung wird von den genannten Autoren entsprechend auch nur in einer Simulationsumgebung angewendet, in der *konstante und gleiche* Einflussgrößen auf den Produktionsablauf simuliert werden können. Diese Abstraktion entspricht jedoch nicht der Realität.

Li und Meerkov [52] diskutieren die theoretische Modellierung von Produktionssystemen, um basierend auf mathematischen geschlossenen Modellen Engpässe automatisiert detektieren zu können. Hierbei wird die Komplexität der Modelle der Produktionsabläufe schrittweise angepasst, um sie der heutigen, komplexen Realität anzugleichen. Li und Meerkov beginnen mit 2 – M Bernoulli-Produktionsabläufen, welche aus zwei Maschinen und einem Puffer bestehen. Die Zeitmodelle der Blockierung und des Leerlaufs (weil keine Arbeit vorhanden ist) werden als unabhängig und identisch verteilt (i.i.d. – independently, identically distributed) angenommen. Darauf aufbauend wird das Model in mehreren Schritten erweitert: a) $M > 2$, b) nicht-i.i.d. Zeitmodelle, c)

geschlossene Linien (Kreis), d) Maschinen, die nicht perfekte Qualität produzieren, e) Qualität / Quantität Zusammenhänge, f) Nacharbeit und g) kontinuierliche Zeitmodelle für die Verlässlichkeit der Maschinen und (exponentielle, nicht-exponentielle, asynchrone Verteilungen und empirische Formeln). Das zugrundeliegende Bernoulli-Modell für mehr als zwei Maschinen $M > 2$ ist dabei immer das gleiche, vergleiche Abbildung 3-1. Basierend hierauf leiten sie die unterschiedlichen mathematischen Modelle her, um unterschiedliche Arten von Engpässen zu lokalisieren. Interessanterweise geben Li und Meerkov [104] trotz der umfangreichen Analysen zu unterschiedlichen Arten von Engpässen an, dass die praktikabelste Art der Engpasserkennung "c-bottlenecks" sind, wobei c hier für Zykluszeit ("cycle time") steht. Die Autoren begründen dies auf ihrer "industriellen Erfahrung" und der begrenzt vorhandenen Anwendbarkeit der anderen Arten der von Ihnen definierten Engpässen wie zum Beispiel Stillstands-Zeiten-, Qualitäts-, ... Engpass. Sie [104] definieren einen c-Engpass als diejenige Ressource (Produktionsabschnitt innerhalb eines Produktionsablaufs), deren Änderung der Zykluszeit den grössten Einfluss auf die übergeordnete Systemperformance hat. Diese Definition ist damit sehr ähnlich zu der ursprünglichen und hier verwendeten Definition von Goldratt und Cox.

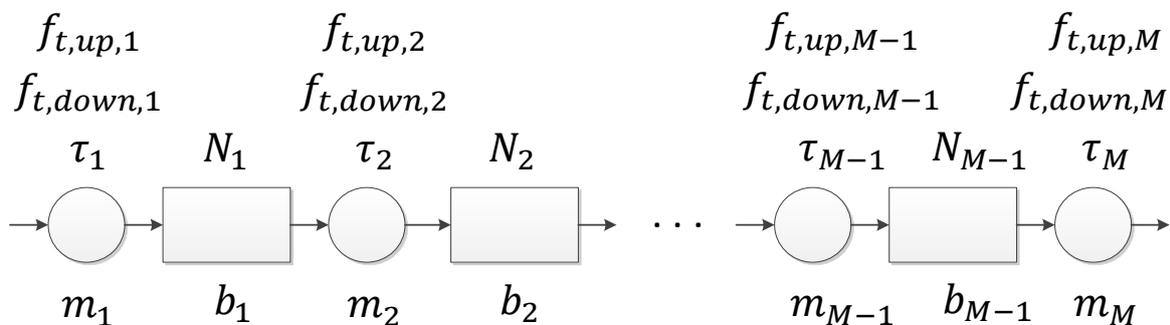


Abbildung 3-1: Bernoulli-Linie für $M > 2$, adaptiert von Li und Meerkov [105], mit m_i als Maschine, und $i=1, \dots, M$, $f_{t,up,i}$, $f_{t,down,i}$, stellen die Wahrscheinlichkeitsdichteverteilungen der zugrundeliegenden Betriebs- und Stillstandszeiten dar; τ_i ist die Zykluszeit; b_j ist der Puffer mit $j=1, \dots, M-1$ als zugehörige Kapazität N_j

3.2.3 Methoden zur Erkennung von Engpässen in Produktionsabläufen

In den vergangenen Jahren wurde eine Vielzahl von Methoden zur Lokalisierung von Engpässen entwickelt. Jede Methode hat dabei ihre Stärken und Schwächen. Betterton & Silver [25] haben eine Liste der vorherrschenden Methoden zusammengestellt, diese wurde von Huff und AlMansouri [106] erweitert. Im Zusammenhang dieser Arbeit wird diese Auflistung als Basis verwendet und um die relevanten Methoden, die bis jetzt noch nicht enthalten waren, erweitert. Das Ziel der gegebenen Liste, siehe Tabelle 3-2,

ist es, einen vollständigen Überblick über die existierenden Methoden zur Lokalisierung von Engpässen zu geben. Des Weiteren kann eine klare Tendenz erkannt werden: Basierend auf dem enormen Aufwand für eine manuelle oder simulationsbasierte Lokalisierung von Engpässen entstehen immer mehr Methoden, die auf Echtzeit-Daten direkt aus dem Produktionsablauf basieren, wie [51] beschreibt und beispielhaft durch die Methoden von [25, 107, 108] verdeutlicht wird. Yu und Matta [51] kategorisieren diese Methoden als "data-driven" also daten-getriebene Methoden. Die einzelnen Methoden werden im Zusammenhang dieser Arbeit nicht detailliert, es sei aber insbesondere auf die Arbeit von Betterton & Silver [25] verwiesen. Des Weiteren werden im Zusammenhang dieser Arbeit die existierenden Methoden im nächsten Kapitel erstmalig kategorisiert. Dies trägt zur Verständlichkeit bei.

Tabelle 3-2: Existierende Methoden zur Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen und die zugehörigen Literaturstellen, basierend auf [94]

Methode	Literaturquelle
Longest Queue	[54]
Arrow	[95]
Longest Waiting Time	[109]
Utilisation	[110]
Active Period	[89]
Average Waiting Time	[111]
Overall Throughput Effectiveness	[112]
Value Stream Mapping	[10]
Inactive Period	[99]
Turning Point	[107]
Interdeparture Time Variance	[25]
Bottleneck Walk	[55]
Real Time Near Future	[56]
MABI	[49]
Data-driven detection of moving bottlenecks	[108]

3.2.4 Neue Kategorisierung von Methoden zur Erkennung von Engpässen in Produktionsabläufen

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [94] veröffentlicht.

Die neu erarbeitete Kategorisierung von Methoden zur Lokalisierung von Engpässen ermöglicht nicht nur eine Übersicht über die aktuell existierenden Methoden, sondern vereinfacht auch die Klassifizierung neuer. Es existieren bereits Kategorisierungen von Methoden zur Lokalisierung von Engpässen, siehe hierzu [51, 57, 58]. Diese sind jedoch stark auf die jeweilige Anwendung fokussiert. Entsprechend wird es im Zusammenhang dieser Arbeit als zielführend erachtet, eine neue, umfassende Kategorisierung zu erstellen. Um dies zu tun, werden die Kategorien basierend auf den Bewertungskriterien nach Hansman & Hunt [113] definiert. Diese sind insbesondere die Vollständigkeit, Verständlichkeit, Wiederholbarkeit, Klarheit der definierten Begriffe und die Eindeutigkeit der Kategorien. Basierend auf der Literatur und der Analyse der existierenden Methoden werden sechs Dimensionen zur Kategorisierung vorgeschlagen, vergleiche Tabelle 3-3.

Tabelle 3-3: Dimensionen zur Kategorisierung von Methoden zur Lokalisierung von Engpässen, deren Beschreibung, sowie die Literaturquellen, falls vorhanden; basierend auf [94].

Dimension	Beschreibung	Literaturquelle
Methode der Datenerfassung	In der Literatur werden zwei hauptsächliche Typen zur Datenerfassung verwendet: Manuell ("pen-and-paper") und automatisch ("data-driven")	[51, 108]
Anwendbarkeit für ein die Art des Produktionssystems	Physische Anordnung des Produktionsablaufs, vergleiche Abbildung 1-8.	[30]
Anwendung in der Industrie	Wurde die Methode in der Industrie validiert oder handelt es sich nur um ein theoretisches Konstrukt?	
Messgrösse	Messgrösse, die benötigt wird, um den Engpass zu lokalisieren: <ul style="list-style-type: none"> • Zykluszeit • Warteschlangenlänge • Maschinenstatus • Zwischenankunftszeit 	[51]
Lokalisierungsmethode	Vorgehen zur Lokalisierung: Relativer Vergleich von Kenngrößen oder Suche nach Extremwerten.	
Lokalisierbare Engpassarten	<ul style="list-style-type: none"> • Einfacher Engpass • Mehrfacher Engpass • Zeitlich ändernder Engpass 	[57]

Entsprechend den gegebenen Dimensionen in Tabelle 3-3 wird die Klassifizierung vorgeschlagen, vergleiche Tabelle 3-4. Diese beinhaltet auch das Jahr der Veröffentlichung, um einen evolutionären Aspekt darstellen zu können.

Tabelle 3-4 Kategorisierung von existierenden Methoden zur Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen basierend auf Tabelle 3-3, in sechs Kategorien, mit Angabe des Jahres der Veröffentlichung, basierend auf [94].

Methodenname	Datenerfassung	Lokalisierungsmethode	Messgrösse	Engpassart	Anwendung in der Industrie	Produktionslayout	Jahr
Longest Queue [54]	datengetrieben	Extremwert	Warteschlangenlänge	Einfach	Nein	Ausreichende Pufferkapazität, Serienfertigung	1994
Arrow [95]	manuell	Relativvergleich	Maschinenstatus	Mehrfach	Nein	Serienfertigung	1996
Longest Waiting Time [109]	datengetrieben	Extremwert	Warteschlangenlänge	Einfach	Nein	Ausreichende Pufferkapazität, Serienfertigung	2000
Utilisation [114]	datengetrieben	Extremwert	Zykluszeit	Einfach	Nein	Serienfertigung	2001
Active Period [89]	datengetrieben	Extremwert	Maschinenstatus	Einfach	Nein	Alle	2001
Average Waiting Time [111]	datengetrieben	Extremwert	Warteschlangenlänge	Einfach	Nein	Ausreichende Pufferkapazität, Serienfertigung	2005

Overall throughput Effectiveness [112]	datengetrieben	Extremwert	Warteschlangenlänge / Maschinenstatus / Zykluszeit	Mehrfach	Nein	Alle	2007
Value Stream Mapping [10]	manuell	Relativvergleich	Zykluszeit	Einfach	Ja	Alle	2007
Inactive Period [99]	datengetrieben	Extremwert	Maschinenstatus / Zwischenankunftszeit	Mehrfach	Nein	Alle	2008
Turning Point [107]	datengetrieben	Relativvergleich	Maschinenstatus	Zeitlich ändernd	Ja	Serienfertigung	2009
Interdeparture time variance [25]	datengetrieben	Extremwert	Zwischenankunftszeit	Einfach	Nein	Serienfertigung	2012
Real time near future [56]	datengetrieben	Extremwert	Zykluszeit / Warteschlangenlänge	Mehrfach	Nein	Serienfertigung	2015
Bottleneck Walk [55]	manuell	Relativvergleich	Maschinenstatus / Warteschlangenlänge	Einfach/ zeitlich ändernd	Ja	Serienfertigung	2015

MABI [49]	datenge- trieben	Relativver- gleich	Warteschlangenlänge / Ma- schinenstatus / Zykluszeit	Einfach/ zeit- lich ändernd	Nein	Werkstattproduktion	2016
--------------	---------------------	-----------------------	---	--------------------------------	------	---------------------	------

3.2.5 Résumé zu existierenden Methoden zur Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen

Die verschiedenen Methoden, welche in diesem Kapitel präsentiert, kategorisiert und zusammengefasst wurden, zeigen unterschiedliche Herausforderungen für eine tägliche industrielle Anwendung zur Lokalisierung von Engpässen auf:

1. Datenerfassung: Für einige Methoden, wie den bottleneck walk von [55] oder die Wertstromanalyse mit dem dazugehörigen Takt-Diagramm von [10], ist eine manuelle Datenerfassung notwendig. Die manuelle Datenerfassung hat aber mehrere Nachteile: Erstens, die "map obsolescence", wie [23] beschreibt. Dieser Begriff bezieht sich auf den Umstand, dass eine manuelle Lokalisierung des Engpasses, immer nur die Bedingungen eines bestimmten Momentes darstellt. Zweitens, der Aufwand für die manuelle Erfassung der Daten bindet teure menschliche Kapazitäten. Des Weiteren hängt die Qualität einer manuellen Datenerfassung von der Person selbst ab und ist damit schwer verallgemeinerbar, was [29] aufzeigt.

Entsprechend fehlt aktuell eine Methode, die sich klar in das Schema nach [115], vergleiche Abbildung 3-2, im Bereich der direkten automatischen Maschinendatenerfassung einordnen lässt. Die direkte automatische Datenerfassung erfolgt im laufenden Betrieb und die zu erfassenden Daten sind nicht in der Menge, sondern nur in Frequenz der technischen Erfassungsgeschwindigkeit begrenzt, wie von [16] detailliert. Die nicht vorhandene Mengenbeschränkung erlaubt die umfassende Erfassung auch zeitlich invarianter Bedingungen innerhalb von Produktionsabläufen und ermöglicht so ein umfassendes Bild und eine umfassende Analyse von Produktionsabläufen. Die leichte und damit automatische Erfassung der Datenbasis ist damit entscheidend für den industriellen Einsatz einer Methode. Dies deckt sich mit den praxisorientierten Anforderungen einer VDI Studie [116] zum Thema Produktionscontrolling mit Kennzahlen.

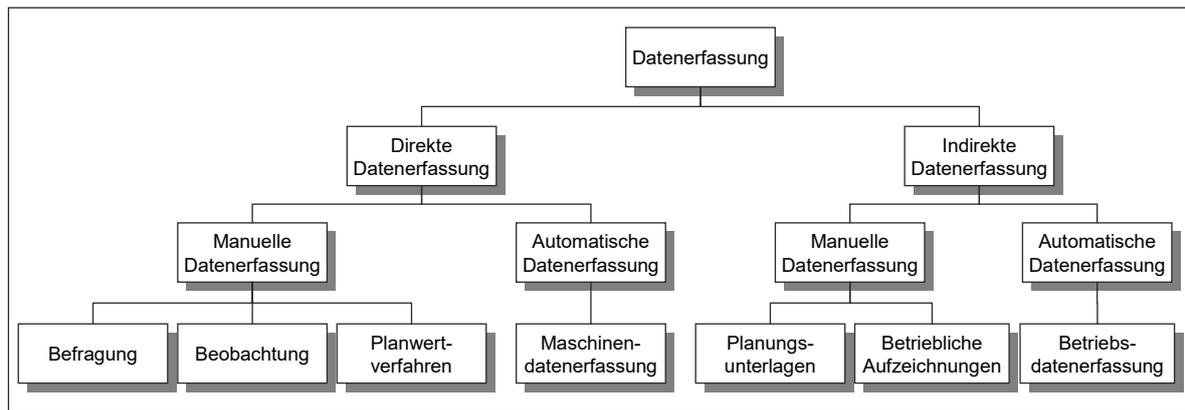


Abbildung 3-2: Einteilung der Datenerfassung in direkte und indirekte Datenerfassung, nach [115].

2. Anwendbarkeit auf dynamische Produktionsabläufe: Die manuelle Datenerfassung führt dazu und damit zu einem zweiten Nachteil, dass zeitlich ändernde Engpässe nur mit einer hohen Wiederholfrequenz und den damit verbundenen hohen zeitlichen und personellen Aufwänden erfasst werden können. Entsprechend sind die Methoden nicht in der Lage, mit zeitlich varianten Produktionsabläufen umzugehen, siehe [23, 117]. Dies gilt aber nicht nur für Methoden mit manueller Datenerfassung, sondern auch für einige andere wie z.B. der Arrow-Methode von [95] und der Utilization-Method von [114]. Diese sollten nur in einer statischen Umgebung angewendet werden.
3. Einige Methoden, wie diejenigen von [25, 54, 56], können nur angewendet werden, wenn die Pufferkapazitäten zwischen den Stationen ausreichend gross sind, da ansonsten die Engpässe nicht richtig lokalisiert werden.
4. Wie von Roser et al. [55] dargestellt und im Zusammenhang der Wertstromanalyse generell hervorgehoben wird, siehe [10, 22, 90], ist es entscheidend, den gesamten Wertstrom für die Lokalisierung des Engpasses zu berücksichtigen. Einigen Methoden fehlt die Fähigkeit, alle Abschnitte eines Produktionsablaufs miteinander zu vergleichen, insbesondere die nicht-wertschöpfenden Prozesse, wie zum Beispiel Transportabschnitte. Dabei verbergen sich die Engpässe häufig gerade in solchen Abschnitten, worauf [55] explizit hinweist.
5. Nach dem besten Wissen des Autors ist ausserdem keine der oben aufgeführten Methoden in der Lage, Produktvarianten-spezifische Engpässe in Produktionsabläufen zu lokalisieren, die mehrere Produktvarianten gleichzeitig produzieren. Dies überrascht, weil das Konzept von "multi-product production lines" seit langer Zeit gut bekannt ist, was die frühe Veröffentlichung zu diesem Thema von [60] zeigt. Singh et al. [92] zeigen auf, dass die Wertstromanalyse kaum für

Produktionsabläufe mit einer hohen Anzahl Produktvarianten verwendet werden kann. Gemäss [117] genauso wenig für die Produktion von Produkten mit einer komplexen Stückliste.

3.3 Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Informationsströmen

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [118] publiziert. Der Inhalt basiert teilweise auf den Arbeiten von Ebnöther [119] und Isler [120].

In der Literatur wird Verschwendung innerhalb Geschäftsprozessen umfangreich diskutiert. Sieben Arten der Verschwendung werden diskutiert, genauso wie Wege, diese zu vermeiden und zu reduzieren. Ähnlich intensiv wird das Thema der Effizienzsteigerung von Informationsströmen diskutiert. Madenas et al. [121] haben in diesem Zusammenhang 132 Journalartikel analysiert. Basierend auf ihrer Analyse fassen diese zusammen, dass sich im Umfeld produzierender Betriebe die meisten Publikationen auf die Modellierung und Simulation von Informationsströmen konzentrieren, um das erreichbare Verbesserungspotential aufzuzeigen. Darüber hinaus existieren einige Methoden, um Informationsströme in administrativen Abläufen zu analysieren und zu evaluieren. Allerdings existieren nur sehr wenige Methoden, die sich mit der Analyse von Informationsströmen in Produktionsabläufen beschäftigen und dort auch erprobt wurden, wie z.B. die Wertstromanalyse 4.0 von [64] (siehe Abschnitt 3.3.3).

3.3.1 Die klassischen sieben Arten der Verschwendung nach Ohno

Neben der hervorgehobenen Wichtigkeit von Informationsströmen für den Gesamterfolg eines Unternehmens beschreibt Hicks [69] Verschwendung im Zusammenhang von Informationsmanagement als Basis zur Evaluation: Verschwendungen können einerseits als alle Maßnahmen andererseits auch als alle Inaktivitäten angesehen werden, die dazu führen, dass dem Informationsverbraucher kein sofortiger Zugang zu der angemessenen Menge an geeigneten, genauen und aktuellen Informationen gewährt wird. Diese Aussage gleicht der grundlegenden Aussage des Lean-Gedankens in einem produzierenden Umfeld: Jede Aktion oder Aktivität in einem Produktionsumfeld, die nicht vom Kunden nachgefragt wird, ist Verschwendung und somit nicht-wertschöpfend. Ohno [122] detailliert den klassischen Gedanken der Verschwendung des Toyota-Produktionssystems und damit den Lean-Gedanken von Verschwendung in einer Produktionsumgebung in sieben Subkategorien. Seine Definitionen wurden von Hicks [69] und Meudt [123] im Kontext des Informationsmanagements adaptiert, siehe Tabelle 3-5.

Neben den klassischen sieben Arten der Verschwendung nach Ohno, wurden diese Verschwendungsarten zum Beispiel von [124] und [125], um zwei weitere ergänzt: Erstens die ungenutzte Fähigkeiten oder das nicht Nutzen der Kreativität des Mitarbeiters stellt die achte Verschwendungsart dar. Zweitens Ökologie, sprich Umweltverschmutzung, zum Beispiel durch Energieverschwendung, die Neunte. Diese werde aber im Verlauf dieser Arbeit nicht weiterverwendet, da sich die Methode ausschliesslich auf Informationsströme fokussiert. Die Einbeziehung des Mitarbeiters innerhalb des täglichen Produktionsgeschehens und während der Optimierung ist zwar von höchster Wichtigkeit, aber nicht Ziel dieser Methode. Auch, weil es bereits durch existierende Methoden abgedeckt wird. Gleiches gilt für die ökologischen Auswirkungen von Informationsströmen, diese werden innerhalb der Arbeit nicht behandelt.

Meudt et al. [126] hat die Literatur bzgl. der Adaption der Definitionen von Verschwendung im Kontext von "information-logistics waste" (Informationsmanagement in Produktionsabläufen) aufgearbeitet. Hierbei wurden elf Literaturquellen berücksichtigt: Etwa die Hälfte dieser Veröffentlichungen verwendet direkt die originalen Definitionen von Ohno [122]. Die andere Hälfte hingegen berücksichtigt die Eigenschaften von Informationen, dass diese ein immaterielles Produkt sind und adaptiert die originären Definitionen von Verschwendung entsprechend. Im Kontext dieser Arbeit werden die adaptierten Definitionen verwendet (siehe Tabelle 3-5).

Tabelle 3-5: Definitionen von Verschwendung in Produktionsabläufen basierend auf der Lean-Definition von Ohno, adaptiert für Informationsströme und die zugrundeliegenden Literaturquellen, basierend auf Meudt et al. [126]

Verschwendungsdefinition basierend auf Ohno [122]	Interpretation im Zusammenhang von Informationsströmen, basierend auf [69, 123]	Literaturquelle
Überproduktion	<i>Überproduktion</i> beschreibt die Generierung und zur Verfügungstellung von zu vielen und damit irrelevanten Informationen und Daten.	[73, 126, 127]
(Unnötige) Bewegung	<i>Unnötige Bewegung</i> beschreibt den Vorgang, der von Mitarbeitern oder IT-Systemen durchgeführt wird, um Informationen zu suchen oder von unterschiedlichen Systemen bzw. Quellen zu kombinieren.	[128-130]
Transport	<i>Transport</i> ist die Übertragung von Informationen zwischen verschiedenen Medien, welcher verschwenderisch sein kann, wenn dies nicht auf einem direkten Weg passiert.	[73, 126, 127]
Warten	<i>Warten</i> ist die Zeit, die verschwendet wird, um die relevanten Informationen zu erhalten, zum Beispiel Download-Zeiten vom Server.	[73, 126, 127, 131]
Zusätzliche Verarbeitung	<i>Zusätzliche Verarbeitung</i> ist die nutzlose (häufig manuelle) Weiterverarbeitung von Informationen.	[129-131]
(Unnötiges) Lagerhaltung	<i>Unnötige Lagerhaltung</i> bezeichnet die Speicherung von nicht genutzten und folglich nicht benötigten Daten, sowie die Speicherung von Daten und Informationen in unterschiedlichen Formen bzw. Medien, wie zum Beispiel auf Paper oder auf Servern, zum Beispiel für eine verschwenderische Redundanz (doppelte Speicherung).	[73, 126, 127]
Ausschuss	<i>Ausschuss</i> bezeichnet im Zusammenhang von Informationsströmen inkorrekte, unverständliche oder unvollständige Informationen oder deren Übertragung.	[73, 126, 127]

Alle Methoden, die im Zusammenhang dieser Arbeit in der Literaturrecherche durchgeführt wurden, nutzen die gegebene Definition von Verschwendung als Basis zur Analyse von Informationsströmen. Entsprechend werden in dieser Arbeit die angepassten Definitionen von Verschwendung, welche in Tabelle 3-5 dargestellt sind, als Basis zur Bewertung von Informationsströmen in Produktionsabläufen verwendet. Folglich werden im Weiteren die Definitionen als Grundlage für fünf Performanz-Indikatoren verwendet, um mit deren Hilfe den aktuellen Status von Informationsströmen in Produktionsabläufen umfassend zu bewerten. Dadurch die von Hicks [69] genannte

Beschreibung für Verschwendung im Informationsmanagement auf Produktionsabläufe angewendet.

3.3.2 Methoden zur Lokalisierung von Verschwendung in Informationsströmen in administrativen Geschäftsprozessen

Die Vermeidung von Verschwendung im Zusammenhang von Informationsmanagement ist nicht nur für produzierende Unternehmen, sondern laut [69] generell für jedes Unternehmen wichtig. Wiegand & Franck [132] zeigen, dass dies gerade deren für administrative Vorgänge gilt.

In Geschäftsprozessen fließen Informationen von einem Teilnehmer des Vorgangs zum nächsten, um den Gesamtprozess zu erledigen. Die Forschung in diesem Bereich hat unterschiedliche Methoden vorgeschlagen, um Informationsströme in Geschäftsprozessen zu analysieren und deren Effizienz zu steigern. Die entwickelten Methoden adaptieren alle die klassischen sieben Arten der Verschwendung für das Informationsmanagement in Geschäftsprozessen, wie von [126] ausgeführt wird. In diesen Strömen stellen die Informationen die Produkte dar. Diese angepassten Definitionen aus Tabelle 3-5 dienen dann als Grundlage der Bewertungskriterien. Des Weiteren verwenden die meisten der existierenden Methoden bekannte Ansätze und Wirkungsmechanismen aus anderen Lean-Methoden, wie zum Beispiel der Wertstromanalyse, um Geschäftsprozesse zu analysieren und zu verbessern, siehe die Ausführungen von Wiegand & Franck [132]. Die existierenden Methoden haben also einen "Lean"-Hintergrund, nutzen manuelle "Papier- und Stiftansätze", sind entsprechend einfach auszuführen und liefern als Ergebnis bzw. Analysegrundlage ein Flussdiagramm.

Vier dominante Methoden wurden aus der Literatur herausgearbeitet, die sich auf Vermeidung von Verschwendung in Geschäftsprozessen fokussieren: (i) Lean Administration, (ii) Value Stream Design für administrative Prozesse, (iii) Makigami-Methode, und (iv) Waste Walk. Diese Methoden schlagen unterschiedliche Werkzeuge vor, um Informationsströme zu analysieren und zu verbessern.

1. Lean Administration stellt ein umfassendes Konzept zur Steigerung der Effizienz in Geschäftsprozessen dar. Eine dreistufige Vorgehensweise wird vorgeschlagen: (i) Verbesserung der Selbstorganisation, (ii) Verbesserung der Zusammenarbeit und (iii) Optimierung der Prozesse. Im Zusammenhang der vorgelegten Arbeit sind die zweite und die dritte Stufe relevant. Einerseits zielt eine Verbesserung der Zusammenarbeit auf eine Reduktion der

- Suchaufwände durch Standardisierung ab; andererseits startet die Prozessoptimierung mit einer Analyse des aktuellen Zustandes, ähnlich der Wertstromanalyse, wie beispielhaft von Wiegand & Franck [132] illustriert wird. Diese strukturieren ihre Karte basierend auf den unterschiedlichen Teilnehmern innerhalb der Geschäftsprozesse wie zum Beispiel Buchungsabteilung, Gruppenleiter, Reinigungsfachkraft (im Zusammenhang einer Reinigungsfirma). Basierend auf der Visualisierung des aktuellen Zustandes wird ein Soll-Zustand entwickelt. Hierbei wird insbesondere der Grundsatz befolgt, dass ein Service nur dann erbracht werden soll, wenn es vom Kunden nachgefragt wird. Drei Parameter werden vorgeschlagen, um die Wirksamkeit der Verbesserungsmaßnahmen zu evaluieren: (i) Durchlaufzeit, (ii) Rückfragequote und (iii) Nachbearbeitungszeit.
2. Wertstromdesign für Geschäftsprozesse, basierend auf den Ausführungen von [133]: Der hauptsächliche Unterschied zwischen dem klassischen Wertstromdesign für Produktionsabläufe und demjenigen für administrative Geschäftsprozesse ist, dass Informationen die immateriellen Produkte von Geschäftsprozessen sind. Folglich werden in der Literatur [132] die Ansätze des klassischen Wertstromdesigns für Produktionsabläufe angepasst, um Geschäftsprozesse zu analysieren und zu verbessern. Entsprechend ähnlich zum Wertstromdesign sind auch die Wirkungsmechanismen im Zusammenhang von Informationsströmen, wie beispielhaft von Rother & Schook [10] aufgezeigt wird.
 3. Die Makigami Methode (japan. Papier-Rolle) identifiziert das Verbesserungspotential unter Berücksichtigung der eingesetzten Ressourcen, Schnittstellen und IT-Prozesse. Der Fokus der Verbesserung liegt hierbei jeweils auf dem Mehrwert, der durch den Geschäftsprozess geschaffen wird, wie [134] beschreibt. Die Methode ermöglicht ebenfalls eine Darstellung der Prozesse und deren Verbesserung. Die Ziele der Makigami Methode sind dabei von [135] beschrieben:
 - Steigerung des Prozessverständnisses von Informationsströmen.
 - Vereinfachung der zugrundeliegenden (Basis-) Prozesse, welche für den Gesamtprozess benötigt werden.
 - Aufzeigen des Verbesserungspotentials dieser zugrundeliegenden Basisprozesse.

- Schaffung von Transparenz, um Verschwendung zu verringern, zum Beispiel in Geschäftsprozessen, deren Struktur historisch gewachsen ist.
4. Der Waste-Walk und das damit verbundene Waste-Walk Diagramm ist eine Prozedur, die der japanischen "gemba" - in situ-Logik folgt, vergleichbar mit dem Bottleneck-Walk, welcher von Roser et al. [55] vorgeschlagen wird. Die verantwortliche Person läuft physisch durch den Geschäftsprozess und stellt Fragen, um Verschwendung direkt vor Ort zu identifizieren. Während des Rundgangs wird eine Verschwendungskarte erstellt, die die unterschiedlichen Prozesse darstellt. Alternativ wird eine Tabelle erstellt, die die unterschiedlichen Prozesse und deren Basisprozesse auflistet, um diese dann mit den sieben Arten von Verschwendung zu vergleichen und zu evaluieren, siehe hierzu [134].

3.3.3 Die Fähigkeit der Wertstromanalyse, Informationsströme in Produktionsabläufen darzustellen und zu analysieren

Der folgende Absatz zeigt auf, ob die etablierte Wertstromanalyse bereits ausreichend ist, um Informationsströme in Produktionsabläufen umfassend zu analysieren. Zusätzlich werden zwei kürzlich veröffentlichte Erweiterungen der Wertstromanalyse besprochen. Die Veröffentlichungen unterstreichen das steigende Interesse und das damit verbundene Bedürfnis für eine Methode, die sich mit der Analyse und Verbesserung von Informationsströmen in Produktionsabläufen auseinandersetzt. Des Weiteren wird gezeigt, dass weder die Wertstromanalyse noch die beiden Weiterentwicklungen der Methode die Bedürfnisse zur Evaluation von Informationsströmen in Produktionsabläufen erfüllen können.

Wertstromanalyse

Wertströme in Produktionsabläufen bestehen aus Material- und Informationsströmen, siehe [10, 63]. Durch die Wertstromanalyse wird die Ist-Situation des Produktionsablaufs in einer leicht verständlichen Weise und transparent dargestellt. Ausgangspunkt ist eine manuell erstellte Karte, anhand derer eine Soll-Situation erarbeitet und vorgeschlagen wird; ähnlich wie dies in [10, 22] umgesetzt ist. Die Wertstromanalyse wird häufig, zum Beispiel von [91], als klassische "pen-and-paper" Methode beschrieben, welche die wertschöpfenden, die nicht wertschöpfenden und die wert-erhaltenden Aktivitäten darstellt. Diese werden nach [22] benötigt, um ein Produkt herzustellen. Die

Wertstromanalyse ist nach Meinung von [22] aktuell allerdings einem "diminishing gradient" der Effektivität ausgesetzt.

Die umfangreiche Literaturrecherche von Dal Forno et al. [23] beinhaltet 57 Publikationen aus den Jahren 1999 bis 2013 zum Thema Wertstromanalyse. Die Veröffentlichungen wurden durch die Autoren in elf Problem Kategorien unterteilt, welche die Beschränkungen der Wertstromanalyse aufzeigen. Wie von Dal Forno et al. dargestellt, sind vier dieser elf Kategorien auf ein geringes Integrationsniveau bzw. eine geringe Zusammenarbeit zwischen den unterschiedlichen Teilnehmern des Wertstroms zurückzuführen. Diese Aussage entspricht hierbei dem Ziel, die Effizienz der Informationsströme zwischen den unterschiedlichen Teilnehmern innerhalb des Wertstroms zu verbessern. In 22 der 57 analysierten Literaturbeiträge tritt die Problemkategorie der "low/no [informational] integration between processes" auf. Folglich ist die Analyse von Informationsströmen in Produktionsabläufen ein wohl bekanntes Problem in der Literatur der Wertstromanalyse. Die Methode selbst scheint aber nicht in der Lage zu sein, dieses Problem zufriedenstellend zu lösen.

Wertströme in Produktionsabläufen setzen sich immer aus Material- und Informationsströmen zusammen und beide müssen verbessert werden, um die Effektivität des gesamten Wertstroms zu steigern, siehe [10]. Rother und Schook [10] bewerten Informationsströme mit der gleichen Wichtigkeit wie Materialströme und präsentieren innerhalb der Wertstromanalyse auch eine Vorgehensweise, um diese darzustellen. Die Autoren empfehlen die Darstellung von Informationsströmen durch das Zeichnen von geraden und blitzförmigen Pfeilen von einem übergeordneten System (production planning and control) zum Produktionsablauf. Diese zwei Arten von Pfeilen geben manuelle bzw. elektronische Informationsströme an. Diese sind beispielhaft in der Wertstromkarte in Abbildung 3-3 dargestellt. Die elektronischen Pfeile (blitzförmig) zeigen hierbei von der Box "PPC" (Produktionsplanung und -steuerung) zur Box der "Supplier", minimal detailliert mit der Beschreibung "request / weekly forecast". Weitere Pfeile zeigen von der wöchentlichen MRP-Planung ("MRP - Weekly schedule", mit MRP für Material Resource Planning) zum "Prozess 1". Dieses Vorgehen stellt nach [63] den generellen Standard dar, um Informationsströme in Wertströmen darzustellen.

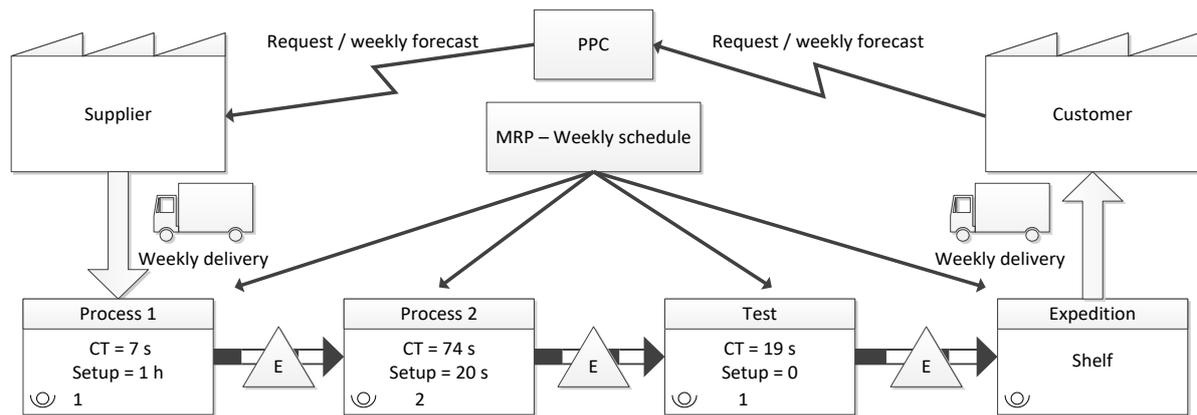


Abbildung 3-3: Beispiel einer klassischen Wertstromkarte, basierend auf [10]: Die Boxen visualisieren den Wertstrom entlang der unterschiedlichen Prozesse innerhalb des Produktionsablaufs; die Pfeile stellen die Übermittlung von Informationen zur Produktionsplanung und -steuerung dar.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die bekannte Methode der Wertstromanalyse entwickelt wurde, um Wertströme und damit die Kombination aus Material- und Informationsströmen in Produktionsabläufen zu analysieren. Ungeachtet der Wichtigkeit von Informationsströmen, bieten die Pfeile, vergleiche Abbildung 3-3, keine ausreichende Grundlage, um die komplexen Informationsströme in Produktionsabläufen zu analysieren. Folglich sind Informationsströme diejenige Komponente von Wertströmen, die bei der Durchführung der Wertstromanalyse häufig nicht analysiert und entsprechend noch seltener optimiert werden. Die Wertstromanalyse stellt also nur eine unzureichende Herangehensweise zur Darstellung von Informationsströmen dar. Entsprechend werden durch die Methode, gemäss [136] auch weder zufriedenstellende Werkzeuge zur Analyse von Informationsströmen, noch Werkzeuge zur zielorientierten Verbesserung dieser zur Verfügung gestellt. Folglich deckt die Wertstromanalyse die Anforderungen heutiger Produktionsabläufe nicht ausreichend ab. Reinhart et al. [137] heben hervor, dass innerhalb der Methode Informationsströme nicht detailliert genug dargestellt werden, was eine umfassende Analyse und darauf aufbauende Verbesserung dieser verhindert. Obwohl die Herausforderung der Informationsströme aus der Literatur bekannt ist, wurde in der Literatur nur eine Methode gefunden (Wertstromanalyse 4.0, von [64]), welche versucht, das Problem zu lösen.

Wertstromanalyse 4.0

Meudt et al. [64] präsentieren, im Kontext von Industrie 4.0, eine neue Methode, die sie Wertstromanalyse 4.0 nennen, welche auf der klassischen Wertstromanalyse von Rother und Schook aufbaut. Die Logik und visuelle Darstellung sind vergleichbar mit der Methode, welche von Wiegand und Franck [132] für Lean Administration präsentiert wurde. Meudt et al. [64] fokussieren sich in ihrer vorgestellten Methode auf die Analyse von Informationslogistik in Produktionsabläufen. Die Autoren definieren

Informationslogistik als die Planung, das Management, die Umsetzung und die Kontrolle aller Informationsströme, sowie deren Lagerung und Verarbeitung von Informationen. Entsprechend des Kontextes von Industrie 4.0 ist die Methode so ausgelegt, die existierende Wertstromanalyse zu erweitern, um informations-logistische Verschwendung in den Bereichen Datenauswahl, Datenqualität, Datenerfassung, Datenübertragung, Datenlagerung, Datenanalyse sowie das Warten, die Übertragung und das Suchen von Daten und die darauf basierende Entscheidungsfindung zu erfassen und das daraus abzuleitende digitale Verbesserungspotential zu extrahieren. Die Wertstromanalyse 4.0 ist in sechs aufeinanderfolgende Schritte aufgeteilt: 1) Eine klassische Wertstromanalyse wird durchgeführt, vergleiche Abbildung 3-3. 2) Die Speichermedien wie Papier, Mitarbeiter, ERP-Systeme, ... werden aufgelistet. 3) Die Verwendung der benötigten Informationen wird aufgelistet, ähnlich dem vorgestellten Lean-Administration Ansatz. 4) Die Richtung der Informationen wird mit verbindenden Pfeilen dargestellt. 5) Die informations-logistische Verschwendung wird aufgenommen. Die Ergebnisse der Schritte 1) - 5) sind in Abbildung 3-4, dem visuellen Ergebnis der Wertstromanalyse 4.0 von Meudt et al. [64] dargestellt. Im sechsten und letzten Schritt werden die dargestellten Potentiale mit Hilfe einer Nutzen-Kosten-Analyse verglichen, um daraus einen konkreten Handlungsplan abzuleiten, die Informationsströme und damit den Produktionsablauf selbst zu optimieren.

In Abbildung 3-4 ist im oberen Bereich das Ergebnis der klassischen Wertstromanalyse dargestellt. Auf der linken Seite sind die Speichermedien der Informationsströme dargestellt, sowie in Gelb die Abteilungen, in der sie verwendet werden. Die Teilprozesse, welche in der Wertstromanalyse dargestellt sind und die Speichermedien werden durch gerichtete Pfeile miteinander verbunden. Dies ist die vorgeschlagene Darstellung der Informationsströme, welche als Grundlage zur Analyse dient.

Resultat einer klassischen Wertstromanalyse

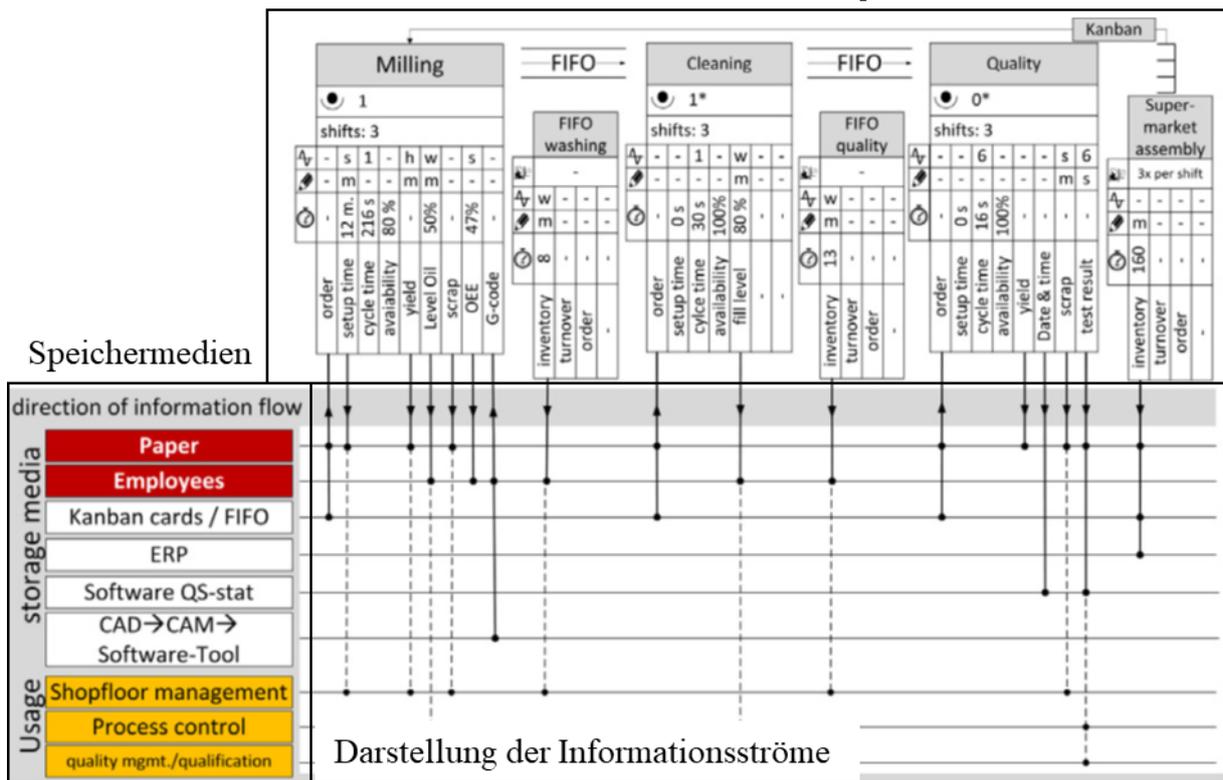


Abbildung 3-4: Wertstromanalyse 4.0 bestehend aus den Darstellungen der klassischen Wertstromanalyse, den verwendeten Speichermedien, sowie der Informationsströme zur Erarbeitung der informationslogistische Verschwendung, basierend auf [64].

Die von Meudt et al. [64] präsentierte Methode versucht, die Nachteile der klassischen Wertstromanalyse zu überwinden, indem Informationsströme in der Analyse von Produktionsabläufen stärker detailliert werden, vergleiche Abbildung 3-4. Dennoch wird keine spezifische Vorgehensweise gegeben, wie die Informationsströme erfasst werden sollen; um es mit anderen Worten auszudrücken, wie entstehen die vertikalen Pfeile? Zusätzlich ist die Darstellung von Informationsströmen durch Pfeile, die die Ressourcen mit den datenspeichernden Teilnehmern verbinden, nicht ausreichend, um individuelle Informationen zu unterscheiden und den Grund ihrer Übertragung zu analysieren. Folglich können Informationsströme in Produktionsabläufen nicht basierend auf der von Meudt et al. [64] vorgestellten Methode analysiert werden. Benötigt wird eine Methode, die Informationsströme detaillierter darstellt, um sie wirklich verbessern zu können. Zusätzlich nennt die präsentierte Methode zwar informationslogistische Verschwendung als Kriterium, um Informationsströme zu evaluieren, allerdings wird dies weder detailliert noch in der Form eines messbaren Indikators gegeben. Zusammenfassend ist die vorgestellte Methode von Meudt et al. [64] eine erste Weiterentwicklung der klassischen Wertstromanalyse in Produktionsabläufen und damit eine erste Basis zur Analyse von

Informationsströmen. Nichtsdestotrotz wird keine ausreichend detaillierte Wertstromkarte vorgestellt, um Informationsströme umfänglich zu analysieren, wie dies von der Makigami-Methode gefordert wird. Folglich ist eine Verbesserung der Informationsströme in Produktionsabläufen nach wie vor kaum möglich. Sogar Hartmann et al. [73] drücken entsprechend als zukünftiges Forschungsfeld die explizite Notwendigkeit aus, ihre eigene Methode der Wertstromanalyse 4.0 zu detaillieren, um Informationsströme analysieren zu können.

Wertstromdesign 4.0

Als logische Konsequenz der vorgestellten Methode der Wertstromanalyse 4.0 stellen die selben Autoren in [73] das Wertstromdesign 4.0 vor. In diesem Zusammenhang präsentieren sie acht Gestaltungsrichtlinien, mit denen Wertströme digital verbessert werden sollen. Die ersten drei fokussieren auf der Verbesserung des Materialflusses durch die digitale Verbesserung der Produktionsprozesse: Zuerst werden Gründe gesucht, die den Produktfluss behindern und durch "Digitalisierungsmassnahmen" verbessert werden können. Dies basiert massgeblich auf dem VDMA-Leitfaden [138] "Industrie 4.0 trifft Lean". Im zweiten Schritt untersuchen sie ebenfalls den materiellen Wertstrom nach Verbesserungspotential. Im dritten Schritt schlagen die Autoren ein Pull-System vor als letzte Option der Verbesserung. Aufbauend auf der Verbesserung des materiellen Wertstroms empfehlen die Autoren die Integration aller Informationsströme, um 'leane und horizontale' Informationsströme zu erreichen. Diese horizontale Integration der Informationsströme wird von den Autoren in fünf Gestaltungsrichtlinien detailliert (zusätzlich zu den ersten drei genannten): Zuerst sollen die benötigten Informationen pro Prozess definiert werden. Zweitens sollen darauf basierend die benötigten Informationen für die Subprozesse (Instandhaltung, Logistik) definiert werden. Drittens werden die zu übermittelnden Informationen definiert. Viertens soll ein zukünftiges zentrales Speichermedium definiert werden; und fünftens sollen alle (neuen) Informationsströme mit der alten Wertstromkarte durch vertikale Linien verbunden werden, vergleiche Abbildung 3-4. Zusätzlich wird von den Autoren ein industrieller Anwendungsfall vorgestellt, der das Potential der Methode aufzeigen soll: Bei der Anwendung ihrer Gestaltungsrichtlinien konnte nicht nur die Durchlaufzeit von 6.5 Stunden auf 15 Minuten, sondern auch die Anzahl der Speichermedien von zwölf auf sieben reduziert werden. Typische Beispiele für Speichermedien im Kontext der vorgestellten Gestaltungsrichtlinien, welche auf die Wertstromanalyse 4.0 aufbauen, sind, wie aus Abbildung 3-3 ersichtlich wird, "Mitarbeiter", "Telefone", "ERP-System", "Numerical machine control", usw.

Die vorgestellten Gestaltungsrichtlinien von Hartmann et al. [73] versuchen, das Problem des Wertstromdesigns für Informationsströme im Zeitalter von Industrie 4.0 zu lösen. Trotzdem geben die Autoren damit nur Gestaltungsrichtlinien und somit weder eine Grundlage für die Beurteilung, zum Beispiel in Form einer visuellen Darstellung, noch Ansätze zur Analyse existierender Informationsströme.

3.3.4 Résumé zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Informationsströmen

Die existierenden Methoden zur Analyse und Verbesserung von existierender Informationsströmen können in zwei Anwendungskategorien unterteilt werden. Der grösste Anteil der vorgestellten Methoden fokussiert auf Geschäftsprozesse und reflektiert dabei einen bekannten Trend, wie [127] ausführt: "Lean Manufacturing" Ansätze werden auf Dienstleistungsbereiche angewendet. Daneben existieren wenige Methoden zur Verbesserung von Informationsströmen in Produktionsabläufen. Neben der klassischen Wertstromanalyse, welche nicht über ausreichende methodische Werkzeuge verfügt, um Informationsströme zu analysieren und zu verbessern, wurde nur eine Methode in der Literatur gefunden – Wertstromanalyse 4.0 von [64, 123] – welche sich spezifisch mit der Analyse von informationslogistischer Verschwendung in Produktionsabläufen auseinandersetzt. Die Wertstromanalyse 4.0 wurde kürzlich aktualisiert und von [73] um das Wertstromdesign 4.0 erweitert. Beide Veröffentlichungen, die Wertstromanalyse 4.0 und das Wertstromdesign 4.0, heben zusammen mit der Literaturanalyse von Dal Forno [23] zwei entscheidende Aspekte hervor: Erstens, dass die aktuell existierenden Methoden der Wertstromanalyse nicht länger den Bedürfnissen heutiger Produktionsabläufe gerecht werden und zweitens, dass eine Notwendigkeit nach einer neuen "pen-and-paper"-Methode besteht, welche sich auf die Analyse und die Verbesserung von Informationsströmen und Produktionsabläufen fokussiert.

Im gleichen Zusammenhang sind auch die Ergebnisse von Netland [70] zu sehen: In seiner Untersuchung analysiert und vergleicht er 30 unternehmensspezifische Produktionssysteme verschiedener produzierender Unternehmen, welche vergleichbar sind mit dem erfolgreichen Toyota-Produktionssystem bzw. daran angelehnt sind. Diese Produktionssysteme können als Werkzeugkästen interpretiert werden, um die Effizienz der Produktionsabläufe zu verbessern. Seine Untersuchungsergebnisse bestätigen die Annahme, dass keine geeignete Vorgehensweise existiert, um Informationsströme in Produktionsabläufen zu untersuchen: Keine der 30 analysierten Produktionssysteme beinhaltet eine dedizierte Methode zur Analyse von Informationsströmen in Produktionsabläufen.

Dementsprechend wird in dieser Arbeit die Forschungslücke adressiert, dass aktuell keine Methode existiert, die eine umfassende Analyse von Informationsströmen in Produktionsabläufen ermöglicht. Die zu entwickelnde Methode soll auf dem erprobten "pen-and-paper"-Ansatz basieren, der leicht im industriellen Alltag anzuwenden ist. Entsprechend dieser Massgabe müssen Fakten und Umstände in einer vereinfachten Art und Weise erfasst werden, um das Verständnis zu vereinfachen. Die neue Methode sollte es basierend auf der entstehenden Visualisierung erlauben, Bewertungskriterien abzuleiten, die das Verbesserungspotential direkt aufzeigen können. Im Zusammenhang administrativer Geschäftsprozesse ist die Thematik der Informationsstromanalyse und -verbesserung umfangreich diskutiert, entsprechend soll die neue Methode auf diesen bekannten und erprobten Methoden aufbauen. Da das Ziel der neuen Methode die Verbesserung der Informationsströme in Produktionsabläufen ist, sollte diese ebenfalls auf der anerkannten Methode der Wertstromanalyse aufbauen. Zusammenfassend soll die neue Methode darauf abzielen, eine verständliche Diskussionsbasis und dadurch Transparenz zu schaffen. Grundlage hierfür soll eine visuelle Darstellung der Informationsströme sein, entsprechend kann die aktuelle Forschungslücke als Methode der Informationsstromanalyse bezeichnet werden.

3.4 Datengetriebene Optimierung von Produktionsabläufen durch externe Partner

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden bereits unter [139] und [68] publiziert.

Produktionsabläufe werden traditionell durch interne Aktivitäten analysiert und auch optimiert. Selbst der Schritt ausserhalb der eigenen Werkshallen, wenn auch innerhalb des Konzernverbundes, mit dem Ziel eines best-practice Austausches, wird heute von den wenigsten Firmen gelebt bzw. umgesetzt, siehe [16]. Von Krogh et al. [79] zeigen hier im Zusammenhang von Open Process Innovation einen neuen Weg auf. Die Autoren empfehlen, dass ein offener Austausch von Prozessinnovation gerade über die Unternehmensgrenzen hinweg, also mit externen Partnern, die Geschwindigkeit der Verbesserung deutlich beschleunigen kann. Offenheit bezieht sich dabei, laut [140], auf die wechselseitige Fähigkeit von Unternehmen, nicht nur Wissen weiterzugeben, sondern auch Wissen aufzunehmen und zielführend einzusetzen. Demont & Paulus-Rohmer [141] zeigen in Ihren Forschungsergebnissen, dass Unternehmen, die ihre innovativen Aktivitäten gegenüber anderen Teilnehmern der Lieferkette öffnen, innovativer sind als diejenigen, die dies nicht tun.

Die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien ermöglicht nicht nur die Vernetzung zahlreicher, relevanter Daten von Produktionsabläufen, sondern auch das Teilen dieser mit anderen Teilnehmern der Lieferkette. Dies eröffnet die Möglichkeit, Produktionsdaten zu nutzen, um Produktionsabläufe datengetrieben zu optimieren.

Entsprechend liefern Industrie 4.0-Technologien, durch das Bereitstellen der vernetzten Produktionsdaten die Möglichkeit, den Datenaustausch innerhalb der Lieferkette zu vereinfachen. Basierend auf den Daten der Produktionsabläufe kann eine automatisierte, datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit über Unternehmensgrenzen hinweg im Sinne einer Open Process Innovation umgesetzt werden. Diese Zusammenarbeit kann durch Rahmenbedingungen wie Geschäftsmodellkonzepte institutionalisiert werden. Geschäftsmodelle legen dabei fest, wer was mit wem tauscht: Im klassischen Geschäftsmodell produzierender Unternehmen bedeutet dies Ware gegen Geld. Allerdings ist es im Zusammenhang der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien beispielsweise möglich, Waren durch Daten und Geld durch Dienstleistungen zu ersetzen.

Nichtdestotrotz ist die Wertschöpfung im Bereich der Nutzung der persönlichen Daten und darauf basierender Geschäftsmodelle deutlich weiterentwickelt, als dies bei Produktionsdaten der Fall ist. Entsprechend können Geschäftsmodelle, die auf persönlichen

Daten basieren, als Vorbild dienen für Geschäftsmodelle, welche auf Produktionsdaten basieren. Diese werden deshalb im Folgenden diskutiert.

Es existieren bereits einige wenige Methoden und Vorgehensweisen, die das Ziel einer datengetriebenen interbetrieblichen Zusammenarbeit von produzierenden Unternehmen verfolgen. Da es das weitere Ziel dieser Arbeit ist, eine neue Methode zu entwickeln, welche die datengetriebene Produktionsablaufoptimierung durch eine interbetriebliche Zusammenarbeit, also durch externe Partner, ermöglicht, werden im Folgenden die entsprechenden Methoden diskutiert und bewertet.

Folglich führt dieses Kapitel zunächst in die Vernetzung der Daten von Produktionsabläufen mit Hilfe von der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien ein. Diese Technologien dienen hierbei als Enabler für ein neues datengesteuertes Geschäftsmodell, da es die Erhebung und den Austausch von Daten erleichtert. Im zweiten Kapitel wird der Stand der Technik der Wertschöpfung durch die Veredlung persönlicher Daten dargestellt. Das dritte Kapitel stellt das Geschäftsmodellkonzept generell und spezifiziert für produzierende Betriebe vor.

3.4.1 Auswirkungen von Industrie 4.0-Technologien auf datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit

Industrie 4.0-Technologien – Vernetzung der Daten von Produktionsabläufen

Produzierende Betriebe, die ihr (physisches) Produktionsequipment durch Softwarelösungen und über das Internet miteinander verbinden, sind in der Lage, in Echtzeit per Fernzugriff auf ihre Produktionsdaten zuzugreifen und diese Daten zu speichern. Folglich ermöglicht die industrielle Digitalisierung und Vernetzung der relevanten Produktionsdaten die Analyse und Verbesserung der Maschinenleistung und -nutzung auf einem bis anhin nicht realisierbaren Detaillierungsniveau. Dadurch kann nicht nur die einzelne Maschinenleistung, sondern der ganze Produktionsablauf optimiert werden.

Die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien sagt sowohl die Entstehung aber vor allem auch wachsende Bedeutung cyber-physischer Produktionssysteme voraus, siehe [15, 77, 78]. In diesen cyber-physischen Produktionssystemen können Daten nicht nur, wie oben beschrieben, innerhalb des eigenen Produktionswerkes, sondern auch über dessen Grenzen hinweg ausgetauscht werden. Diese Möglichkeiten werden in der Literatur [77, 142] als das "Internet der Dinge und Dienstleistungen" beschreiben. Wenn es jetzt zum Beispiel dem Maschinenhersteller als ein Teil der vernetzten Lieferkette innerhalb des cyber-physischen Produktionssystems gelingt, nicht nur Zugang zu diesen Daten zu erhalten, sondern diese sinnvoll einzusetzen, kann dadurch

beispielsweise durch neue Dienstleistungsangebote ein Mehrwert geschaffen werden, wie [143] aufzeigt. Das gängigste Beispiel, welches [144] darstellt, ist in diesem Zusammenhang die prädiktive Wartung kritischer Maschinenkomponenten.

Um das bis dato ungenutzte Potential vollumfänglich auszuschöpfen, müssen produzierende Unternehmen und ihre Maschinenhersteller innerhalb der Lieferkette jedoch enger zusammenarbeiten. Lim et al. [144] bezeichnet dies als "data-value chains". In diesen data-value chains stellt der Kunde, in diesem Fall das produzierende Unternehmen, die Daten über die Maschinennutzung zur Verfügung. Der Maschinenhersteller auf der anderen Seite analysiert dann diese Daten und kann das Ergebnis der Analyse als mehrwertgenerierende Dienstleistung dem produzierenden Betrieb anbieten. Entscheidend ist hierbei, dass das Ergebnis der Analyse einen Mehrwert für den produzierenden Betrieb bietet, sonst besteht für diesen keine Motivation, seine Daten zu teilen.

Produkt-Dienstleistungs-Systeme

Produzierende Unternehmen generieren ihre Einkünfte traditionell aus dem Verkauf der Waren, die sie produzieren. Heutzutage erweitern oder ersetzen produzierende Betriebe aber laut [145] ihren Produktverkauf um/durch Dienstleistungen. Diese Produkte werden in der Literatur, basierend auf [65], als Produkt-Dienstleistungs-Systeme bezeichnet. Eines der bekanntesten, aber nach wie vor eines der wenigen Beispiele in diesem Zusammenhang ist das Rolls Royce "Power by the Hour" für Flugzeugturbinen, siehe [146]: Hierbei verkauft Rolls Royce seine Flugzeugturbinen nicht mehr, sondern wird für den Service der Flugstunde bezahlt.

Eine der Herausforderung bei der Umsetzung von Produkt-Dienstleistungs-Systemen besteht darin, dass sie für viele Maschinenhersteller neu sind. Dennoch führt die gesteigerte Verfügbarkeit von Daten innerhalb von Produktionsabläufen dazu, dass gemäss [68] das Bedürfnis und das Bewusstsein nach deren gewinnbringenden Verwendung ansteigt. Dass massive Potential für beide Seiten, den Maschinenhersteller und den Maschinennutzer, also den produzierenden Betrieb, bestehen ist, basierend auf den Ausführungen von [147] unbestritten.

3.4.2 Wertschöpfung durch die Veredlung persönlicher Daten

Durch die Digitalisierung und Vernetzung kommt auf die produzierenden Betriebe eine immer grössere Daten- und Informationsflut zu. So rechnen beispielsweise Reinsel et al. [148] mit einer weltweiten Verzehnfachung der generierten Datenmenge bis 2025 im Vergleich zu 2016, gerade durch die Digitalisierung industrieller Abläufe. Die

generierten Daten liegen allerdings in verschiedenen Formen vor: Daten, Information und Wissen. Der Prozess, aus Daten Wissen zu generieren, stellt hierbei einen Veredelungsprozess dar, wobei Wissen das wertvollste Element darstellt. Dieser Konzept wird in der Literatur von [68, 149] dargestellt.

Die Veredelung von Daten zu Wissen wird insbesondere im Zusammenhang personenbezogener Daten, zum Beispiel dem Nutzerverhalten auf Internetseiten, von grossen Unternehmen wie Google und Facebook durchgeführt. Ihre Geschäftsmodelle basieren fast vollumfänglich hierauf. Ein Beispiel von [150]: Das "liken" auf Facebook wird genutzt, um aktuelle und zukünftige Bedürfnisse zu erkennen. Dieses Wissen um die Bedürfnisse des Nutzers/Kunden wird dann kostenpflichtig zur gezielten Produktplatzierung an Amazon weiterverkauft. Amazon wiederum setzt es zur individualisierten Werbung ein, um gesteigerte Verkaufserlöse zu erwirtschaften. Das Beispiel verdeutlicht, dass der Mehrwert nicht nur durch eine interne Nutzung der relevanten Daten allein bei einem Unternehmen entsteht, sondern durch deren Austausch, gegebenenfalls sogar mit Konkurrenten. Für eine detaillierte Beschreibung der Wertschöpfungsketten im Zusammenhang persönlicher Daten siehe [68, 151]. Abbildung 3-5 stellt die komplexen Wertschöpfungsnetzwerke persönlicher Daten schematisch dar. Die Abbildung zeigt deutlich auf, wie weit datengetriebene Geschäftspraktiken im Bereich der persönlichen Daten bereits entwickelt sind. Es existieren pro Wertschöpfungsschritt unterschiedliche Teilnehmer, die sich auf ihre jeweilige Tätigkeit spezialisiert haben und so an der Wertschöpfung teilnehmen.

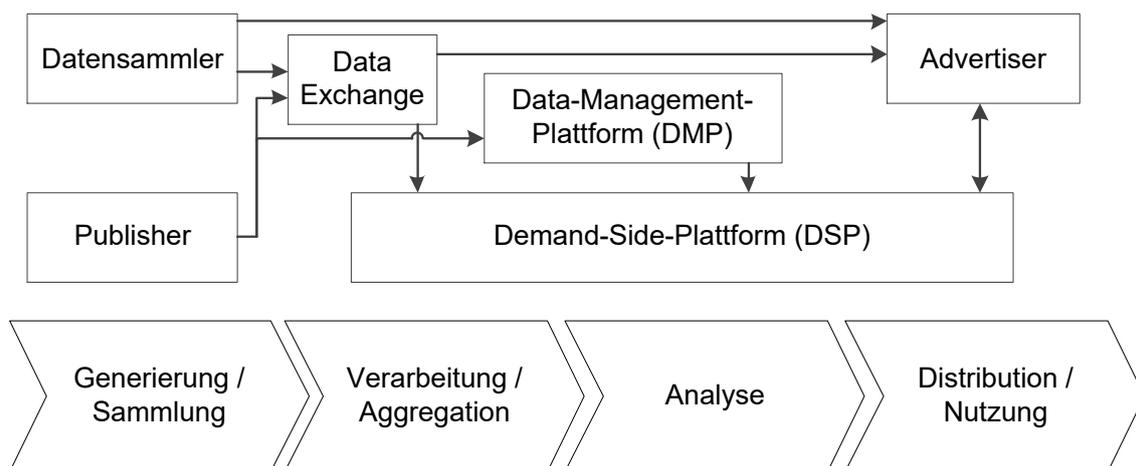


Abbildung 3-5: Das Wertschöpfungsnetzwerk der persönlichen Daten: Darstellung der unterschiedlichen Aufgaben kategorisiert in den Veredelungsschritten der Generieren, Verarbeitung, Analyse und Distribution; basierend von Bründl et al. [151], adaptiert von [68].

Die datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit produzierender Unternehmen befindet sich verglichen mit der bei persönlichen Daten laut [151] noch auf Forschungsniveau. Entsprechend werden in der Literatur, zum Beispiel von [68], als Zweck der

eigenen Betriebsdatenerfassung in Produktionsabläufen ausschliesslich interne Verwendungen angeben.

Dies ändert sich jedoch durch einen Perspektivwechsel hin zum Maschinenhersteller: Nach Schöning [83] muss die Auswertung der Maschinendaten vom Hersteller selbst ausgeführt werden, da nur dieser über die notwendige Expertise verfügt. Sowohl Demont & Paulus-Rohmer [141] als auch Zollenkopp & Lässig [152] beschreiben zudem intelligente produktivitätssteigernde Aktivitäten als mögliche datengetriebene Dienstleistungen der Maschinenhersteller. Der Maschinennutzer, also das produzierende Unternehmen, erhält die gesteigerte Produktivität zum Beispiel im Austausch für eine monetäre Leistung, wie beispielhaft von [141, 153] ausgeführt wird. Dieser Vorteil kommt somit und schlussendlich wieder dem Produktionsablauf, in dem die Daten erfasst werden, selbst zu gute. Folglich wären dies auch Daten, die im Zuge der Betriebsdatenerfassung erfasst werden sollten, auch wenn eine externe Analyse durch den Maschinenhersteller zwischengeschaltet ist. Porter et al. [154] beschreibt genau dieses Modell als Möglichkeit der Wertschöpfung durch Produktionsdaten.

3.4.3 Ansätze zur Entwicklung datengetriebener Geschäftsmodelle

Damit eine datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit innerhalb einer Lieferkette mit dem Ziel der Optimierung von Produktionsabläufen stattfindet, muss der Datenaustausch zu einem beidseitigen (in der Regel finanziellen) Vorteil führen. Dies bedeutet, dass die Vorteile sowohl für den Maschinenhersteller aber vor allem auch für den Maschinennutzer, also dem produzierenden Unternehmen, grösser sein müssen als die Nachteile. Einen Rahmen für den Aufbau, die Durchführung und die Institutionalisierung solcher geschäftlichen Beziehungen stellen Geschäftsmodelle dar.

3.4.3.1 Grundlage: Die Beschreibung des Geschäftsmodells

Die Forschung im Zusammenhang von Geschäftsmodellen, die von [155] zusammengefasst wird, besteht erst seit etwa 20 Jahren. Es existiert keine einheitliche Definition und damit kein Konsens darüber, was ein Geschäftsmodell ist und auch nicht, wie es zu beschreiben ist. Schallmo [156] zählt beispielsweise 13 unterschiedliche, aktuelle Definitionen für das ‘Konzept’ des Geschäftsmodells auf. Trotz dieser Unklarheit stellen sowohl Demont & Paulus-Rohmer [141] als auch Kagermann et al. [157] die Einführung des Geschäftsmodellkonzepts als grundlegende Voraussetzung für die Implementierung neuer Geschäftsbeziehungen auf Basis der Datenverfügbarkeit dar. Insbesondere Kagermann et al. [157] verdeutlichen, dass der interbetriebliche Datenaustausch zu neuen Geschäftsmodellen führen wird.

Die Konzepte zur Beschreibung von Geschäftsmodellen von Gassmann et al. [158] und Osterwalder & Pigneur [159] sind laut [141] in der Industrie akzeptiert. Des Weiteren sind beide für beliebige Industrien anwendbar, was [155] zeigt. Entsprechend dem industriellen Fokus dieser Arbeit werden diese beiden hier kurz als Grundlage zur Beschreibung von Geschäftsmodellen vorgestellt.

Das magische Dreieck steht im Kontext des St. Galler Business Model Navigators von Gassmann et al. [158]. Diese Beschreibung des Konzeptes zeichnet sich, nach [68], insbesondere durch seine Einfachheit und damit seine Anwendbarkeit im Zusammenhang von Workshops aus, siehe. Das magische Dreieck beschreibt das Geschäftsmodell in vier Dimensionen und ist in Abbildung 3-6 dargestellt:

1. Kunde, als Zentrum jedes Geschäftsmodells: "Wer sind unsere Zielkunden?"
2. Leistungsangebot: "Was bieten wir dem Kunden?"
3. Leistungserstellung: "Wie stellen wir die Leistung her?"
4. Generierung der Wertschöpfung: "Wie wird der Wert erzielt?"

Basierend auf diesen Leitfragen kann das Geschäftsmodell einfach und vollständig beschrieben werden, wie in [158] ausgeführt.

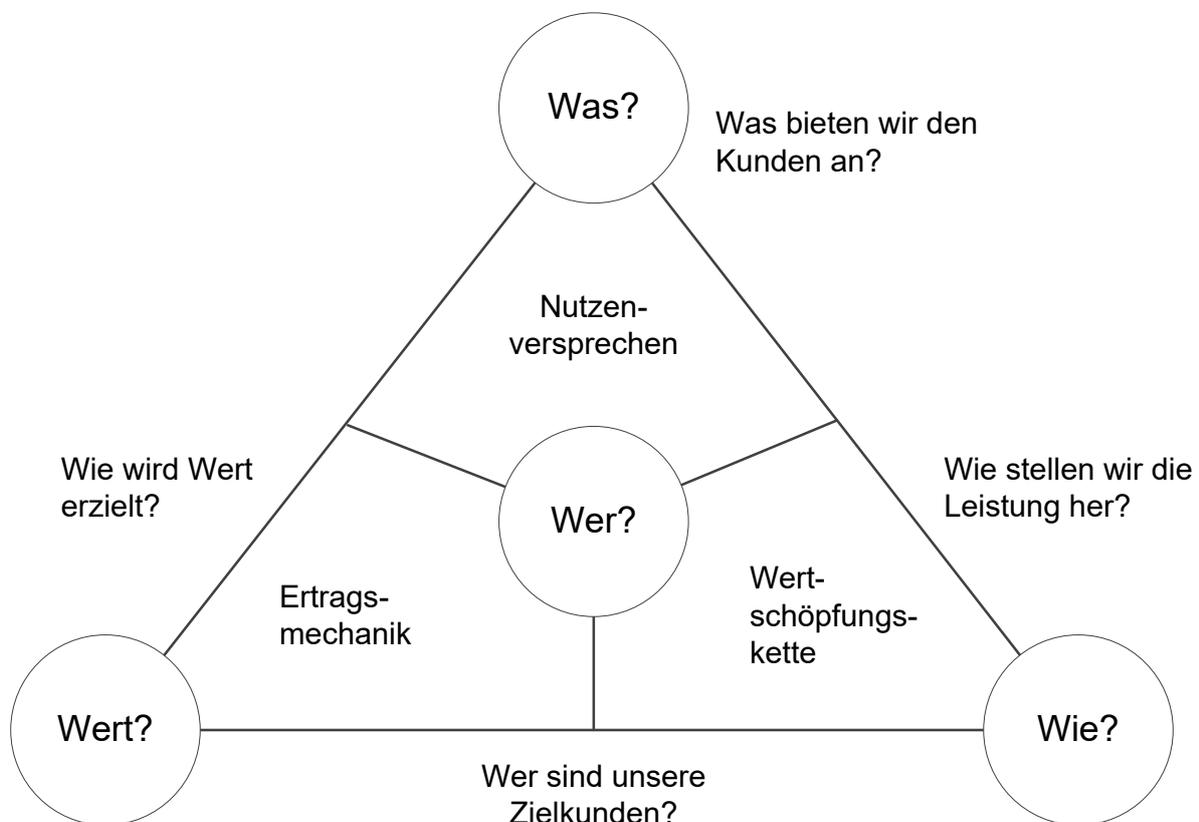


Abbildung 3-6: Das magische Dreieck zur Beschreibung von Geschäftsmodellen für alle Arten von Unternehmen: Fokussiert auf den Kunden (wer) sollen fünf Kernfragen beantwortet werden, um den

Kundenwunsch möglichst umfassend abzudecken und so ein erfolgreiches Produkt zu kreieren [158], adaptiert von [68].

Das Business Model Canvas von Osterwalder & Pigneur [159] unterscheidet sich insbesondere durch seine Detaillierung des Geschäftsmodells vom magischen Dreieck. Das Business Model Canvas beschreibt ein Geschäftsmodell in neun und nicht nur vier Dimensionen, vergleiche Abbildung 3-7, welche jeweils, ähnlich wie in [158] auch noch durch die entsprechenden (selbsterklärenden) Leitfragen detailliert werden:

1. Kundensegment
2. Leistungsversprechen
3. Kanäle zum Einlösen des Leistungsversprechens
4. Kundenbeziehung
5. Einnahmequelle / Art des Ausgleichs (Bezahlung / Handel)
6. Notwendige Schlüsselressourcen zur Erfüllung des Leistungsversprechens
7. (Dazu) Notwendige Schlüsselaktivitäten
8. Schlüsselpartner (Lieferanten der Schlüsselressourcen, Dienstleister der Schlüsselaktivitäten, ...)
9. Kostenstruktur der Schlüsselaktivitäten und Schlüsselressourcen

<i>Schlüsselpartner</i>	<i>Schlüsselaktivitäten</i>	<i>Leistungsversprechen</i>	<i>Kundenbeziehungen</i>	<i>Kundensegmente</i>
	<i>Schlüsselressourcen</i>		<i>Kanäle</i>	
<i>Kostenstruktur</i>		<i>Einnahmequellen</i>		

Abbildung 3-7: Der Business Model Canvas zur Beschreibung von existierenden Geschäftsmodellen in neun auszufüllenden Kategorien für alle Arten von Unternehmen, basierend auf [159], adaptiert von [68].

3.4.3.2 Geschäftsmodelle und die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien

Im Zuge der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien und der damit beschriebenen Vernetzung von Produktionsabläufen und der gesteigerten Menge zur Verfügung stehender Daten stehen in der Literatur fünf Konzepte zur Beschreibung und Entwicklung neuer Geschäftsmodelle zur Verfügung. Diese werden im Folgenden kurz erläutert und in Tabelle 3-6 verglichen.

Die fünf genannten Konzepte basieren fast ausschliesslich auf den industriell anerkannten Konzepten von Gassmann et al. [158] – St. Galler Business Model Navigator - und Osterwalder & Pigneur [159] – Geschäftsmodell Design Prozess - zum Design neuer Geschäftsmodelle. Diese beiden Vorgehensweisen zur Beschreibung von Geschäftsmodellen sind in der Industrie akzeptiert, wie [141] beschreibt, und für beliebige Industrien anwendbar, siehe [155]. Defizite der beiden Basismethoden sind im Zusammenhang der Einordnung der Gefahr des Know-how Verlusts und damit dem Entzug der Grundlage des Geschäftsmodells der auszutauschenden Daten zu verorten.

VDMA Leitfaden Industrie 4.0

VDMA Leitfaden "Industrie 4.0" von Anderl et al. [160] stellt ein Vorgehen in fünf Schritten zur Entwicklung neuer Geschäftsmodelle dar, vergleiche Abbildung 3-8: VDMA Leitfaden Industrie 4.0 zur Entwicklung neuer Geschäftsmodelle für produzierende Betriebe, in fünf Phasen, der Art der Erarbeitung und den erforderlichen Fähigkeiten [155]. Die Schritte "Vorbereitung" und "Analyse" schaffen hierbei die Grundlage, um die unternehmensinternen Kompetenzen bezogen auf die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien zu bewerten. Phase 3 wird als "Kreativitätsphase" bezeichnet. Hierbei generiert ein internes, interdisziplinäres Team basierend auf dem Vorgehen des magischen Dreiecks nach Gassmann et al. [158] Ideen für neue Geschäftsmodelle. Diese werden im Schritt vier "Bewertung" anhand der Ressourcenintensität zur Umsetzung und des Marktpotentials bewertet. Im letzten Schritt soll das vielversprechendste Geschäftsmodellzenario eingeführt werden.

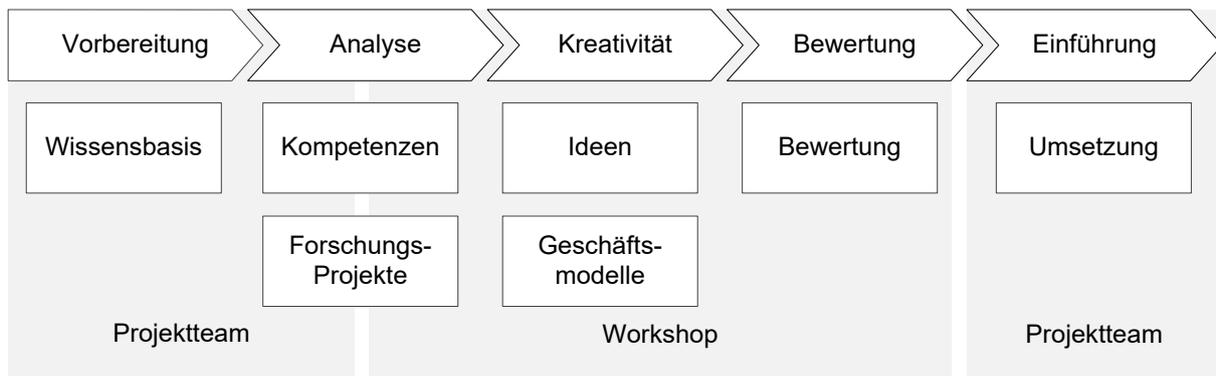


Abbildung 3-8: VDMA Leitfaden Industrie 4.0 zur Entwicklung neuer Geschäftsmodelle für produzierende Betriebe, in fünf Phasen, der Art der Erarbeitung und den erforderlichen Fähigkeiten [155], adaptiert von [68].

Industrie 4.0 Geschäftsmodelle

Demont & Paulus-Rohmer [141] präsentieren ein vierstufiges Vorgehen für die Digitalisierung von Geschäftsmodellen im Maschinen- und Anlagenbau, vergleiche Abbildung 3-9. Stufe 1 evaluiert den Nutzen von Industrie 4.0-Technologien für die unterschiedlichen existierenden Kundensegmente. Basierend auf dem Zielkundenfokus aus Stufe 1 erarbeitet Stufe 2 eine Digitalisierungsstrategie. In Stufe 3 werden wiederum in Workshops Geschäftsmodellzenarien erarbeitet. Die Beschreibung der Szenarien beruht auf dem Raster von Osterwalder & Pigneur [159]. Im Zusammenhang von Stufe 4 werden die Szenarien mit der Unternehmensstrategie abgeglichen.



Abbildung 3-9: Vorgehen zur Digitalisierung von Geschäftsmodellen im Maschinen- und Anlagenbau in vier Schritten, mit deren jeweiligen Detaillierung [137], adaptiert von [68].

VDI-Industrie 4.0 Canvas

Der VDI-Industrie 4.0 Canvas von Barbian et al. [153] bietet eine Kategorisierung zur Beschreibung von Industrie 4.0-Geschäftsmodellen. Diese basiert auf dem Business Model Canvas von Osterwalder & Pigneur [159]. Der Business Model Canvas treibt insbesondere den Vernetzungsgedanken innerhalb der Lieferkette voran: Die ursprünglichen Kategorien von Osterwalder & Pigneur [159] sind auf vier reduziert, nämlich "Verlässlichkeit, Integration, Wertbeitrag und Werttreiber". Ein Vorgehen zur Entwicklung neuer Geschäftsmodelle wird im Rahmen des VDI-Industrie 4.0 Canvas nicht bereitgestellt. Zudem ist eine Beschreibung bestehender, "analoger" Geschäftsmodelle nicht möglich.

Industrie 4.0-Geschäftsmodelle

Ein weiteres fünfstufiges Vorgehen zur Erarbeitung von neuen Industrie 4.0-Geschäftsmodelle wird von Deflorin et al. [161] vorgeschlagen, vergleiche Abbildung 3-10. Zunächst sollen Ideen für neue Industrie 4.0-Geschäftsmodelle generiert werden. Darauf aufbauend wird das neue digitale Geschäftsmodell mithilfe einer auf Gassmann et al. [158] basierenden Kategorisierung evaluiert. Folgend wird ein Soll-Ist-Vergleich der Geschäftsmodelle durchgeführt. Im vierten Schritt werden darauf basierend konkrete Massnahmen abgeleitet, welche zu einer Umsetzungsroadmap verdichtet werden. Im fünften Schritt folgt die Implementierung.

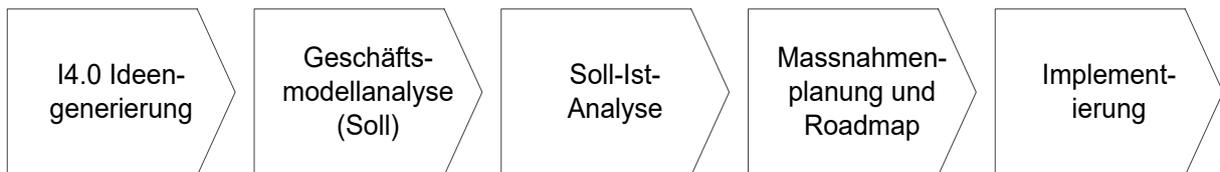


Abbildung 3-10: Vorgehen zur Umsetzung von Industrie 4.0 Ideen in Geschäftsmodellen der produzierenden Industrie in fünf Phasen [156], adaptiert von [68].

Geschäftsmodelle in Industrie 4.0 und dem Internet der Dinge

Kaufmann [162] beschreibt die umfassendste Vorgehensweise zur Identifizierung und Umsetzung von Industrie 4.0-Geschäftsmodellen in acht Schritten, vergleiche Abbildung 3-11.

1. **Strategieanalyse:** Analyse des bestehenden Geschäftsmodelle und des umgebenden Umfeldes, basierend auf dem Business Model Canvas von Osterwalder & Pigneur [159]. Analyse des aktuellen Industrie 4.0-Reifegrades und Beschreibung des Soll-Reifegrades.
2. **Brainstorming:** Ideenfindung für ein neues Geschäftsmodell mit einem Umsetzungshorizont von 3-5 Jahren. Der Soll-Reifegrad dient als Ausgangspunkt. Keine Beachtung technischer und wirtschaftlicher Aspekte.
3. **Entwicklung und grafische Darstellung eines Industrie 4.0 Ziel-Geschäftsmodells:** Berücksichtigung von Datenflüssen, Wertbeiträgen, Marktteilnehmern sowie der notwendigen Infrastruktur (z. B. Cloud-Speicher).
4. **Geschäftsmodell:** Basierend auf Schritt drei Entwurf eines konkreten Geschäftsmodells.
5. **IT-Architektur:** Skizzieren der notwendigen IT-Infrastruktur.
6. **Wirtschaftlichkeitsrechnung und damit Bewertung des neuen Geschäftsmodells.**

7. Entwurf einer Roadmap zur Implementierung des Geschäftsmodells.
8. Umsetzung gemäss Roadmap.

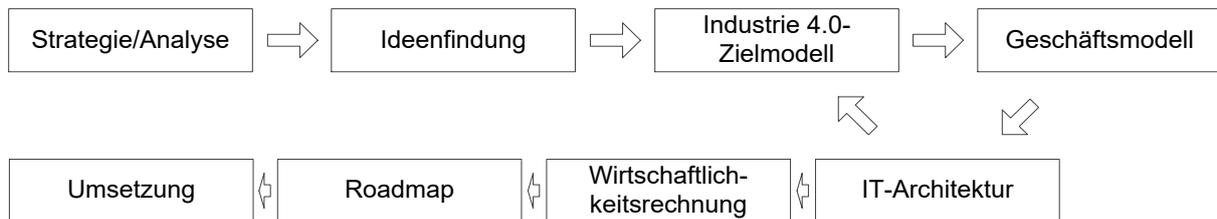


Abbildung 3-11: Vorgehen zur Identifizierung und Umsetzung von Industrie 4.0 Geschäftsmodellen in produzierenden Betrieben in acht Schritten [162] adaptiert von [68]

Eine vergleichende Übersicht der oben beschriebenen Ansätze wird in Tabelle 3-6 gegeben. Insbesondere wird betrachtet, ob Herausforderungen adressiert werden, welche in Bezug auf die externe Nutzung von Produktionsdaten bestehen, also der Umgang mit Know-how kritischen Daten. Ausserdem wird bewertet, ob existierende Geschäftsmodelle berücksichtigt werden und ob die Ansätze bereits industriell validiert wurden.

Tabelle 3-6: Vergleich der diskutierten Ansätze zur Entwicklung datenbasierter Geschäftsmodelle in vier Kategorien, Anmerkungen und der entsprechenden Literaturstelle, basierend auf [144] und [68].

	Ansatz	Vorgehensmodell	Berücksichtigung der Know-how Gefahr	Bestehendes Geschäftsmodell	Anwendung	Anmerkungen	Referenz
B1	Magisches Dreieck	●	○	●	Etabliert [141]		[158]
B2	Business Model Canvas	●	○	●	Etabliert [141]	(□) ≙ optional	[159]
1	VDMA Leitfaden	●	○	○	Erfolgreich bei drei Partner-unternehmen	Basiert auf [158]	[160]
2	Demont & Paulus-Rohmer	●	○	○	Mit unbekannter Zahl Partner-un-	Basiert auf [159]	[141]
3	VDI-Industrie 4.0 Canvas	○	○	○	Keine Angabe	Basiert auf [159]	[153]
4	Deflorin et al.	●	○	●	Erfolgreich bei drei Partner-unternehmen	Basiert auf [158]	[161]
5	Kaufmann	●	○	●	Keine Angabe		[162]

Die Kreise beschreiben den Erfüllungsgrad (○ = Nicht erfüllt, ● = erfüllt)

Basierend auf Tabelle 3-6 werden die existierenden Methoden der noch verhältnismäßig jungen Forschungsdisziplin der Geschäftsmodelle bewertend eingeordnet.

- Es existieren keine Methoden, die Produktionsdaten als explizite Wertschöpfungsgrundlage verwenden. Dies ist insbesondere bemerkenswert hinsichtlich der Forderung von Kagermann et al. [157] nach Geschäftsmodellen, die auf Produktionsdaten basieren.
- Die Know-how Kritikalität, das zentrale Thema, welches die Umsetzung von Produktionsdaten-basierten Geschäftsmodellen in der Praxis behindert, wird in der Literatur nicht berücksichtigt.
- Nur die Modelle von [158, 159, 161, 162] berücksichtigen die bestehenden Geschäftsmodelle.
- Keines der fünf Konzepte zur Kreierung datenbasierter Geschäftsmodelle hat sich durch in seiner industriellen Anwendung durchgesetzt, sofern diese überhaupt stattgefunden hat.

Zusammenfassend fehlt somit in der Literatur eine dedizierte Methode, die sich mit der Erarbeitung Produktionsdaten-getriebener Geschäftsmodelle beschäftigt und dabei insbesondere die Bedürfnisse, wie den Schutz wettbewerbsrelevanten Wissens, also der produzierenden Unternehmen, ausreichend berücksichtigt.

3.4.4 Résumé zur datengetriebenen Produktionsablaufoptimierung durch interbetriebliche Zusammenarbeit

Die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien bietet nicht nur neue Möglichkeiten im Bereich einer datengetriebenen Produktionsablaufoptimierung, sondern auch im Bereich innovativer Geschäftsmodelle gerade in Maschinen- Lieferketten. Es wurden fünf Methoden aufgezeigt und diskutiert, die den Trend, der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien, bei der Entwicklung neuer Geschäftsmodelle für produzierende Unternehmen nutzen möchten. Die beschriebenen Methoden beinhalten dabei jeweils vier bis acht Schritte, beginnen mit einer Evaluationsphase und enden mit einer Implementierungsphase des neuen Geschäftsmodells. Alle Methoden berücksichtigen jedoch nicht die folgenden Herausforderungen, welches sich aus der Einführung einer datengetriebenen interbetriebliche Zusammenarbeit in Maschinen- Lieferketten ergeben:

1. Es wird jeweils nur die Perspektive der Maschinenherstellers eingenommen. Den Interessen des Maschinennutzers, insbesondere dem Schutz seines geistigen

Eigentums, wird wenig Beachtung geschenkt. Dies, obwohl der Maschinennutzer sowohl erst durch seine Produktionsabläufe die Daten produziert, als auch die hauptsächlichen Risiken trägt, da er gegebenenfalls wettbewerbsrelevantes Wissen durch das Teilen der Daten teilt.

2. Der Aspekt einer Partnerschaft spielt in den diskutierten Methoden keine Rolle, obwohl gerade aus dem Kontext des "Lean Manufacturing" die Wichtigkeit und der Nutzen einer partnerschaftlichen Zusammenarbeit innerhalb von Lieferketten bekannt ist.
3. Im Einklang mit dem ersten genannten Punkt berücksichtigt keine der genannten Methoden die Angst der Datenerzeuger, dass Daten, die die Grundlage des Geschäftsmodell darstellen, an dritte wie zum Beispiel Wettbewerber weitergegeben werden könnten; auch werden keine Methoden gegeben, die diese Ängste und die tatsächlichen Gefahren objektiv bewerten.

3.5 Forschungslücke

Wie in Abschnitt 1.2.3 dargestellt, ist das übergeordnete Ziel dieser Arbeit, die Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen. Dieses wird von zwei Randbedingungen beeinflusst, der gesteigerten Komplexität moderner Produktionsabläufe, sowie der Verfügbarkeit digitalisierter und vernetzter Produktionsdaten. Gerade diese Verfügbarkeit ist hierbei Enabler zur Nutzung der relevanten, vernetzten Daten der Produktionsabläufe. Die gesteigerte Komplexität der Produktionsabläufe stellt Herausforderungen an produzierende Unternehmen, weil die klassischen, bewährten Methoden zum Teil nicht mehr anwendbar sind. Die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien und die damit verbundene Verfügbarkeit vernetzter Daten bietet die Möglichkeit, die Herausforderungen als positive Chance zu interpretieren: Die Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen kann so einen entscheidenden Schritt weitergebracht werden. Das mögliche gesamte Forschungsfeld ist gross, wie [15] verdeutlicht. Entsprechend fokussiert sich diese Arbeit auf drei Teilbereiche, die der Erreichung des übergeordneten Ziels - der Steigerung der Produktivität - dienen:

1. Die Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen ist nach wie vor massgebend für die Effizienz und den Erfolg von produzierenden Betrieben. Die angesprochene gesteigerte Komplexität der Produktion drückt sich durch mehrstufige Abläufe aus, gemäss derer mehrere Produktvarianten gleichzeitig in veränderlichen Stückzahlen auf ein und derselben Produktionsinfrastruktur produziert werden. Es ist eine ungelöste Aufgabe, die sich zeitlich ändernden Engpässe produktvarianten-spezifisch zu lokalisieren, um darauf basierend die richtigen Investitionsentscheidungen zu treffen.
2. Durch die gesteigerte Komplexität und die zunehmende mögliche Digitalisierung von Produktionsabläufen sind Mitarbeiter in produzierenden Unternehmen einer Flut von Informationen ausgesetzt. Es fehlt heute aber eine Methode, die eine Bewertung von Informationsströmen in Produktionsabläufen ermöglicht. Dies, obwohl die methodische Unzulänglichkeit aus der Literatur bekannt ist und darüber hinaus bekannt ist, dass Informationen (fehlende oder fehlerhafte) die Effizienz eines Produktionsablaufs empfindlich beeinflussen können.
3. Durch die Digitalisierung und die Vernetzung der relevanten Daten können nicht nur innerbetriebliche Produktionsabläufe, sondern auch interbetriebliche Vorgänge miteinander vernetzt werden. Dies gilt insbesondere für partnerschaftliche

Maschinenhersteller - Maschinennutzer - Beziehungen innerhalb etablierter Lieferketten. Heutige Methoden, die sich auf diese datengetriebene Zusammenarbeit verwenden wollen, fokussieren sich allerdings häufig auf die Maschinenhersteller und seine wirtschaftlichen Interessen. Dies ist auf zwei Gründe zurückzuführen: zum einen führt eine Verbesserung der Maschinen nicht nur zu einer potentiellen Steigerung der Verkäufe des Maschinenherstellers, sondern auch zu einer Steigerung der Produktivität beim Maschinennutzer. Zum anderen führt das häufig angstgetriebene Verhalten der Maschinennutzer ("better safe than sorry" Strategie) dazu, dass eine solche Zusammenarbeit grundsätzlich abgelehnt wird. Dieser aktuelle Zustand ist verwunderlich, liegen doch in einer datengetriebenen, interbetrieblichen Zusammenarbeit massgeblich Vorteile für beide beteiligte Unternehmen.

3.5.1 Datengetriebene Lokalisierung von Engpässen in Produktionsabläufen (data-driven bottleneck detection)

Die Forschung dieser Arbeit ist motiviert durch die Bedürfnisse der produzierenden Industrie nach einer automatisierten und damit datenbasierten, einfachen und günstigen Methode zur Lokalisierung von Engpässen in modernen Produktionsabläufen. Insgesamt erfüllen die existierenden Methoden nicht die Bedürfnisse heutiger Produktionssysteme, siehe Abschnitt 3.2.5. Entsprechend wird die zugrundeliegende Theorie entwickelt. Diese Vorgestellte dient nicht nur der Lokalisierung von Engpässen für Produktionsabläufe für die Produktion einzelner Produktvarianten, sondern auch mehrerer Produktvarianten (gleichzeitig). Diese gleichzeitige Produktion ist dynamischen und damit zeitlich varianten Bedingungen ausgesetzt sind. Diese entwickelte Theorie und das daraus abgeleitete Vorgehen wird zunächst in einer vergleichbaren Simulationsumgebung erprobt, welche auf der Arbeit von Betterton & Silver [25] basiert. Darauf aufbauend wird die Methode validiert: Während 170 Schichten und damit mehr als 1'000'000 produzierten Produkten werden die notwendigen Daten im produktiven Produktionsalltag erfasst und entsprechend ausgewertet. Die Ergebnisse und vor allem die daraus abgeleiteten Investitionsentscheidungen des Industriepartners werden aufgezeigt. Die präsentierte Methode fokussiert sich auf Massenproduktionsgüter, also auf eine hochvolumige Serienfertigung, wie von [30] definiert, ist aber nicht beschränkt darauf. Die einzige limitierende Vorbedingung ist, dass die produzierten Produkte individuell identifizierbar sein müssen.

3.5.2 Informationsstromanalyse

Die in dieser Arbeit zu adressierende und von Hartmann et al. [73] benannte Forschungslücke besteht darin, dass aktuell keine Methode existiert, die strukturiert eine umfassende Analyse und Bewertung von Informationsströmen in Produktionsabläufen ermöglicht. Die zu entwickelnde Methode soll auf dem erprobten "pen-and-paper"-Ansatz basieren, der leicht im industriellen Alltag anzuwenden ist. Entsprechend dieser Massgabe müssen Fakten und Umstände in einer vereinfachten Art und Weise erfasst werden, um das Verständnis zu vereinfachen. Die neue Methode sollte es basierend auf der entstehenden Visualisierung erlauben, Bewertungskriterien abzuleiten, die das Verbesserungspotential direkt aufzeigen können. Im Zusammenhang administrativer Geschäftsprozesse ist die Thematik der Informationsstromanalyse und -verbesserung umfangreich diskutiert, entsprechend soll die neue Methode auf diesen bekannten und erprobten Methoden aufbauen. Da das Ziel der neuen Methode die Verbesserung der Informationsströme in Produktionsabläufen ist, sollte diese ebenfalls auf der anerkannten Methode der Wertstromanalyse aufbauen. Zusammenfassend soll die neue Methode darauf abzielen, eine verständliche Diskussionsbasis und dadurch Transparenz zu schaffen. Grundlage hierfür soll eine visuelle Darstellung der Informationsströme sein, entsprechend kann die aktuelle Forschungslücke als Methode der Informationsstromanalyse bezeichnet werden. Die Methode muss eine einfache Anwendung in der Produktionsumgebung ermöglichen. Um den Erfolg der Methode zu bewerten, muss diese in realen täglichen Produktionsabläufen validiert werden, um ihre industrielle Anwendbarkeit unter Beweis zu stellen.

3.5.3 Datengetriebene Lokalisierung und Verbesserung von Produktionsabläufen basierend auf interbetrieblicher Zusammenarbeit

Massimo et al. [81] beschreiben generisch die existierende Forschungslücke: Ziel künftiger Forschung müsse es sein zu etablieren, welche digitalen Werte mit wem ausgetauscht werden sollen. Diese allgemeingültige Aussage wird im Zusammenhang dieser Arbeit auf das Gebiet des Datenaustausches begrenzt mit dem Ziel der interbetrieblichen Produktionsablaufoptimierung innerhalb von Maschinen-Lieferketten. Entsprechend kann die hier zu schliessende dritte Forschungslücke wie folgt beschrieben werden: Es fehlt in der aktuellen Literatur ein generisches Vorgehen zur datengetriebenen Produktionsablaufoptimierung in Maschinen-Lieferketten. Dieses Vorgehen muss im Gegensatz zur existierenden Literatur [82, 141, 163] die Perspektive des Maschinennutzers, also des produzierenden Betriebs einnehmen. Das Vorgehen muss folglich dem Maschinennutzer das nötige Verständnis an die Hand geben und den Mehrwert verdeutlichen,

sodass dieser die Initiative zum interbetrieblichen Datenaustausch ergreifen kann und will.

Der aufgezeigten Forschungslücke folgend wird eine neu fünfstufige Methode vorgeschlagen, die produzierenden Unternehmen bei den ersten Schritten einer datengetriebenen, interbetrieblichen Produktivitätsverbesserung innerhalb ihrer Maschinen Lieferkette unterstützt. Im Gegensatz zu existierenden Methoden fokussiert sich die hier Vorge stellte auf den Maschinennutzer, also das produzierende Unternehmen, und damit auf seine Ängste und Herausforderungen. Das klare Ziel ist hierbei, die Vorteile von der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien gemeinsam mit dem Maschinenhersteller zu nutzen und die Produktivität zu steigern. Die Methode erlaubt folglich auch die Identifikation kritischer und nicht-kritischer Produktionsdaten und gibt damit Aufschluss über Gefahren und Risiken, aber auch den Nutzen und die ungenutzten Potentiale des Teilens von Produktionsdaten innerhalb der Lieferkette.

3.6 Aufbau der Arbeit

Der Aufbau der Arbeit orientiert sich an der dargestellten Forschungslücke in den drei Teilbereichen Engpasslokalisierung, Informationsstromanalyse und Lieferketten-Zusammenarbeit, siehe dazu Abbildung 3-12. In Kapitel 2 wird der Einfluss des aktuellen Trends, der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien beschrieben. Damit wird die Arbeit im Kontext von Industrie 4.0 eingeordnet. Die beschriebenen, technologischen Trends werden im Kontext der gesteigerten Komplexität von Produktionsabläufen evaluiert und so gefiltert.

Darauf aufbauend stellt Kapitel 3 den Stand der Forschung in den Bereichen Methoden zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials, des digitalen Schattens und der Steigerung der Produktivität in Lieferketten dar. Gerade im Bereich der Methoden zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials werden die Schwachstellen aktueller Methoden auf dem Hintergrund, der in Kapitel 2 beschriebenen Trends analysiert und bewertet. Des Weiteren wird aufgezeigt, wie das Konzept des digitalen Schattens aktuell verwendet wird und mit den Potentialen der Anwendung auf den Produktionsablauf verglichen. Ausserdem wird aufgezeigt, wie die verfügbaren Industrie 4.0-Technologien die Zusammenarbeit zwischen unterschiedlichen Firmen, zum Beispiel innerhalb von Lieferketten, vereinfachen und so verbessern kann. Darauf aufbauend wird das Fazit gezogen und die Forschungslücke dieser Arbeit formuliert.

In Kapitel 4 wird dann eine neue Methode zur datenbasierten Erkennung sich zeitlich ändernder Engpässe entwickelt. Diese Methode baut massgeblich auf existierenden

Methoden zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials auf; einerseits auf jenen zur Engpasserkennung, andererseits auf denen zur Wertstromanalyse. Ausserdem basiert die Methode auf der individuellen Identifikation von Produkten und einem Teil ihres digitalen Schattens. Basierend auf einer digitalisierten Materialflusskarte eines Produktionsablaufs werden Aussagen zu sich zeitlich verändernden, produktvarianten-spezifischen Engpässen möglich. Die Methode wird in einem realen Produktionsablauf angewendet und so verifiziert.

In Kapitel 5 wird die eigene Methode zur Informationsstromanalyse entwickelt. Diese Methode baut massgeblich auf der anerkannten Methode der Wertstromanalyse zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen auf. Allerdings fokussiert die neue Methode auf Informationen und nicht Wertströmen. Die Methode wird in einem realen Produktionsablauf angewendet und so validiert.

Kapitel 6 stellt einerseits die Anwendung des Konzepts des digitalen Schattens auf Produktionsabläufe dar und baut damit direkt auf der Literatur des digitalen Schattens auf. Andererseits wird eine neue, darauf aufbauende Methode zur Nutzung des digitalen Schattens eines Produktionsablaufs zur Produktivitätssteigerung in Lieferketten, entwickelt. Die Methode wird in einem realen Produktionsablauf angewendet und so validiert.

Kapitel 7 schliesst ab, indem es die Arbeit einerseits wissenschaftlich zusammenfasst, aber auch die industrielle Anwendbarkeit und so den industriellen Nutzen aufzeigt. Der Ausblick stellt den weiteren Forschungsbedarf dar.

Kap. 1	Einleitung												
Kap. 2	Steigerung der Produktivität												
Kap. 3	<table border="1" style="width: 100%; text-align: center;"> <tr> <td colspan="3">Stand der Technik</td> </tr> <tr> <td>Engpasserkennung in Produktions- abläufen</td> <td>Lokalisierung der Verbesserungspotentials in Informationsströmen</td> <td>Optimierung von Produktionsabläufen durch externe Partner</td> </tr> <tr> <td>Résumé</td> <td>Résumé</td> <td>Résumé</td> </tr> <tr> <td colspan="3">Forschungslücke</td> </tr> </table>	Stand der Technik			Engpasserkennung in Produktions- abläufen	Lokalisierung der Verbesserungspotentials in Informationsströmen	Optimierung von Produktionsabläufen durch externe Partner	Résumé	Résumé	Résumé	Forschungslücke		
Stand der Technik													
Engpasserkennung in Produktions- abläufen	Lokalisierung der Verbesserungspotentials in Informationsströmen	Optimierung von Produktionsabläufen durch externe Partner											
Résumé	Résumé	Résumé											
Forschungslücke													
Kap. 4	<p>Methode zur Lokalisierung von Engpässen in „multivarianten“ Produktionsabläufen</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Voraussetzungen & Mathematische Grundlagen 2. Logik zur Lokalisierung von Engpässen 3. Validierung: Simulation & industrielle Anwendung 4. Ergebnisse & Handlungsempfehlungen 5. Zusammenfassung und Ausblick 												
Kap. 5	<p>Informationsstromanalyse</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Darstellung & Bewertung von Informationsströmen 2. Validierung: Industrielle Anwendung 3. Ergebnisse & Handlungsempfehlungen 4. Zusammenfassung und Ausblick 												
Kap. 6	<p>Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene Zusammenarbeit in Supply Chains</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Technische Umsetzung des digitalen Schattens 2. Datengetriebene Optimierung von Produktionsabläufen durch externe Partner der Supply Chains <ol style="list-style-type: none"> 1. Methode 2. Validierung: Industrielle Anwendung 3. Ergebnisse & Handlungsempfehlungen 4. Zusammenfassung und Ausblick 												
Kap. 7	Zusammenfassung und Ausblick												

Abbildung 3-12: Aufbau dieser Arbeit in sieben Kapiteln.

4 Methode zur Lokalisierung von Engpässen in "multivarianten" Produktionsabläufen

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [41] und [164] publiziert.

Keine der identifizierten bestehenden Methoden in der Literatur kann produktvariantenspezifische Engpässe in einem multivarianten Produktionsablauf erkennen. Multivariante Produktionsabläufe bezeichnen im Zusammenhang dieser Arbeit Produktionslinien, die in der Lage sind, mehrere Produktvarianten - auch gleichzeitig auf einer Fertigungslinie- zu produzieren. Es wird folglich eine Methode entwickelt, um in solchen Produktionsabläufen Engpässe zu lokalisieren, um so das Verbesserungspotential zu spezifizieren. Die zu analysierenden Produktionsabläufe sind des Weiteren nicht-seriell, offen und asynchron. Diese neue Methode kann die dynamischen Engpässe für jede Produktvariante individuell in Fertigungsprozessen, Puffern und Transportprozessen erkennen. Die vorgeschlagene Methode gibt Alternativen zur er allgemeinen Annahme, dass eine Parallelstation durch eine äquivalente serielle Einzelstation, wie von [107] angedacht, modelliert werden kann, wodurch die Genauigkeit der Engpasserkennung steigt. Die neue Methode kann Engpässe auch in variantenreichen Produktionsabläufen mit parallelen Maschinen oder Segmenten präzise detektieren. Die Methode verwendet hierzu die Prozessdurchlaufzeit jedes einzelnen produzierten Produkts in jedem Segment eines Produktionsablaufs. Grundlegende Voraussetzung für die Anwendung der vorgestellten Methode ist jedoch, dass jedes einzelne Produkt in jedem Segment individuell identifizierbar ist.

Die grundsätzliche Idee, dass der Engpass durch die Untersuchung der Zykluszeit identifiziert werden kann, wird bereits von [25, 56, 165] gegeben und wird in den Grundzügen adaptiert. Allerdings in einer präzisierten Form: die Analyse der Prozessdurchlaufzeit und deren zeitliche Verteilung innerhalb eines einzelnen Produktionssegmentes dient der vorgestellten Methode zur Grundlage der Lokalisierung von Engpässen. Die Prozessdurchlaufzeit entspricht dem Zeitraum, den ein einzelnes Produkt vom Zeitpunkt des Eintritts bis zum Austritt in einem Segment eines Produktionsablaufs verbringt. Durch diesen Parameter wird die sich zeitlich ändernde Kapazität jedes einzelnen Segments eines Produktionsablaufs beschreibbar.

Um auf der anderen Seite die sich zeitlich ändernde Kundennachfrage, der ein einzelnes Produktionssegment ausgesetzt ist, zu beschreiben, wird das bekannte Taktzeit ("tact

time")- Konzept, welches aus der Wertstromanalyse bekannt ist, verwendet, welche auf Rother & Schook [10] zurückgeht.

Li & Meerkov [59] folgend werden Verfahren der statistischen Analyse eingesetzt, um die bekannten Nichtlinearitäten realer Produktionsabläufe zu beherrschen. Zudem wird im Zusammenhang der vorgestellten Methode gänzlich auf Annahmen, zum Beispiel für die Modellierung zeitlicher Verteilungen, wie dies beispielsweise von [25, 104] vorgenommen wird, verzichtet. Entsprechend werden in der Methode nur reale Daten des Produktionsablaufs verwendet, um die sich zeitlich ändernde Nachfrage mit der sich zeitlich ändernden Kapazität jedes einzelnen Produktionssegmentes zu vergleichen und so die Engpässe zu detektieren.

Die Herausforderung, die die vorgestellte Methode löst, kann wie folgt festgehalten werden: In mehrstufigen, variantenreichen ("multivarianten") Produktionsabläufen können Engpässe derzeit nur erfahrungsbasiert oder auf Basis aufwändiger manueller und häufiger Untersuchungen spezifiziert werden.

Die vorgeschlagene Methode konzentriert sich also auf die Analyse des dynamischen Routings der unterschiedlichen produzierten Produktvarianten innerhalb eines Produktionsablaufs. Basierend auf der automatisch erfassten Prozessdurchlaufzeit können Engpässe mittels statistischer Analyseverfahren präzise lokalisiert und so das Verbesserungspotenzial aufgezeigt werden.

4.1 Voraussetzungen und Vorbereitungen

Zur erfolgreichen Anwendung der Methode müssen drei Bedingungen erfüllt sein:

1. Individuelle Produktidentifikation

Jedes produzierte Produkt muss individuell identifiziert und diese Identifikation muss an jedem Start und Ende eines Produktionssegmentes lesbar sein. Dies kann durch Produkt-ID-Technologien umgesetzt werden. Die bekanntesten Beispiele hierzu sind Barcodes, DataMatrixCodes oder RFID-Chips. Wenn das Produkt nicht individuell identifiziert werden kann, können auch nicht-invasive Techniken wie Kameras zum Einsatz kommen. Die Identifikation muss nicht nur individuell sein, sondern muss auch die Informationen der Produktvariante und - falls es pro Produktvariante innerhalb des Untersuchungszeitraums mehrere Produktionsaufträge gibt - auf die Information des Produktionsauftrags enthalten. Entsprechend können mehrere Produktionsaufträge zu einer Produktvariante gehören, aber nie ein

Produktionsauftrag zu mehreren Produktvarianten. Diese Unterscheidung ist massgebend, da mehrere Produktionssegmente in der Lage sein können, das gleiche Produkt zu fertigen, wodurch für die gleiche Produktvariante unterschiedliche Routen im Produktionsablauf entstehen können.

2. Produktionssegmente

Als grundlegender Schritt müssen innerhalb des Produktionsablaufs Segmente definiert werden. Diese Segmente folgen nahtlos aufeinander und definieren jeweils den Start und das Ende zur Messung der Prozessdurchlaufzeit, also der Zeit, in der sich ein Produkt innerhalb eines solchen Segmentes befindet. Die einzige Randbedingung besteht darin, dass die individuelle Identifikation am Anfang und am Ende jedes Segmentes eingelesen werden kann. Die Segmente sollten so gewählt werden, dass sie dem physischen Layout des gesamten Produktionsablaufs entsprechen. Solche Segmente sind beispielsweise Werkzeugmaschinen, Transportstrecken, Montageanlagen, Pufferplätze, Verpackungsstationen, usw. Abbildung 4-1 zeigt ein einfaches Beispiel der Segmentierung eines Produktionsablaufs: Die definierten Segmente sind durch Boxen symbolisiert und ihre logische (nicht physische!) Verbindung durch Pfeile. Reiht man diese Segmente, in derjenigen Reihenfolge aneinander, in der sie von einem Produkten durchlaufen werden, so entstehen "Routen". Diese Routen beschreiben den Pfad eines Produktes durch den Produktionsablauf.

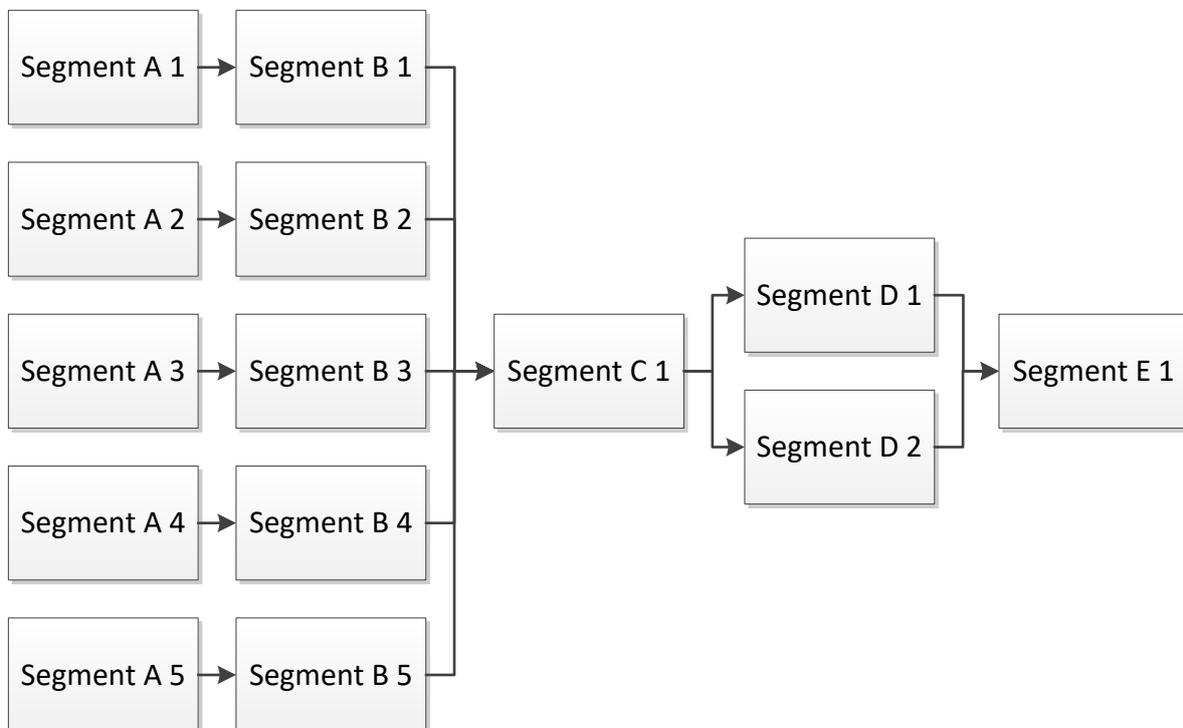


Abbildung 4-1: Segmentierung eines Produktionsablaufs in logische Produktionssegmente, sowie deren logische Verbindung durch Pfeile, basierend auf [164].

3. Installation der Lesegeräte

Die notwendigen Lesegeräte müssen am Start und am Ende jedes Produktionssegmentes installiert werden, siehe Abbildung 4-2. Für jedes Produkt, das ein Lesegerät passiert, wird die eindeutige Produktidentifikation und der Zeitstempel aufgezeichnet. Aus diesem Grund müssen alle installierten Lesegeräte synchronisiert sein, damit diese den gleichen absoluten Zeitstempel besitzen. Basierend auf diesen Daten kann dann die Prozessdurchlaufzeit $\Delta t_{i,j}$ für jedes individuelle Produkt j , für ein Segment i , berechnet werden durch Subtraktion der Ankunftszeit von der Austrittszeit:

$$\Delta t_{i,j} = t_{i+1,j} - t_{i,j} \quad (4.1)$$

mit:

$\Delta t_{i,j}$ Prozessdurchlaufzeit eines individuellen Produktes j , in einem Segment i .

$t_{i,j}$ absoluter Zeitstempel eines individuellen Produktes j beim Eintritt in das Segment i

$t_{i+1,j}$ absoluter Zeitstempel eines individuellen Produktes j beim Austritt in das Segment i

Beachte $i, j > 0$ und, dass der absolute Zeitstempel des Austritts aus einem Segment dem Eintrittszeitpunkt des darauffolgenden Segmentes entspricht.

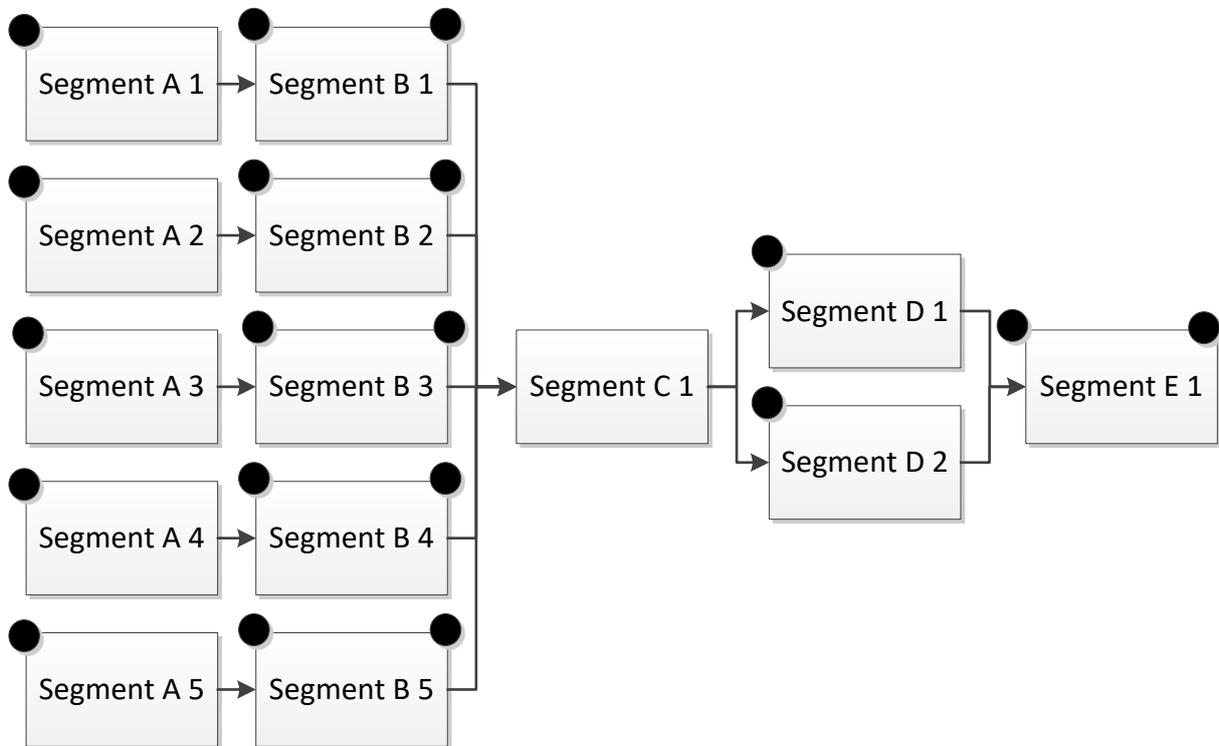


Abbildung 4-2: Segmentierung eines Produktionsablaufs mit den notwendigen Sensoren resp. der Messpunkte, schwarze Kreise, zur Erfassung der Prozessdurchlaufzeit, basierend auf [164].

4.2 Mathematische Grundlagen

Die durch die Lesegeräte erfassten Daten können jetzt verwendet werden, um den Engpass für jeden Produktionsauftrag und damit jede Produktvariante zu lokalisieren. Für jedes Segment i steht nun ein Vektor \underline{T}_i zur Verfügung, der die Prozessdurchlaufzeit $\Delta t_{i,j}$, für jedes individuelle Produkt j , für ein Segment i , beschreibt. Basierend hierauf lässt sich umgehend ableiten, welches individuelle Produkt in welchem Segment zu welcher Zeit produziert wurde. Das heisst, es ist bekannt, auf welcher Route jedes individuelle Produkt den Produktionsablauf durchlaufen hat, ohne dass dieser im Vorhinein bekannt sein muss. Der Vektor der Prozessdurchlaufzeiten wird als stochastische Variable verwendet, um die Wahrscheinlichkeitsfunktion der Prozessdurchlaufzeit eines Produktionsauftrags zu berechnen. Diese Funktion bietet die mathematische Grundlage für das fünfstufige Vorgehen zur Lokalisierung von Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen.

Schritt 1

Im ersten Schritt werden die Einträge des Vektors \underline{T}_i basierend auf den im Segment i produzierten Produktionsaufträgen sortiert. Folglich entstehen pro Segment i mehrere Vektoren $\underline{T}_{i,p}$, nämlich jeweils einer pro Produktionsauftrag p . Pro Produktionsauftrag werden 2'000 bis 30'000 individuelle Produkte der gleichen Produktvariante hergestellt.

Schritt 2

Im zweiten Schritt werden die Einträge des Vektors $\underline{T}_{i,p}$ aufsteigend sortiert: Dieser Vektor enthält also die Prozessdurchlaufzeiten für jeden Produktionsauftrag p sortiert, aufsteigend von der kürzesten bis zur längsten Zeit.

Schritt 3

Im dritten Schritt wird ein neuer Vektor $\underline{P}_{i,p}$ erzeugt. Dieser Vektor hat die gleiche relative Länge und somit die gleiche Anzahl Einträge wie der Vektor $\underline{T}_{i,p}$. Er beinhaltet ausschliesslich gleichmäßig verteilte Werte von Null und Eins. Die individuellen Einträge der beiden Vektoren werden jetzt als zuweisende Funktion interpretiert: Der erste Eintrag von $\underline{T}_{i,p}$ bezieht sich auf den ersten Eintrag von $\underline{P}_{i,p}$, der zweite auf den zweiten und so weiter. Dieser Zusammenhang kann als Funktionszuweisung interpretiert werden, siehe Gleichung (4.2). Entsprechend wird jeder individuellen Prozessdurchlaufzeit ein Wert zwischen Null und Eins und damit ein Eintrag $p_{i,p}$ zugewiesen.

$$\underline{T}_{i,p} \xrightarrow{f} \underline{P}_{i,p} \quad (4.2)$$

mit:

$\underline{T}_{i,p}$ ist ein Vektor, der die individuellen Prozessdurchlaufzeiten eines Segmentes i und eines Produktionsauftrags p beinhaltet

$\underline{P}_{i,p}$ ist ein Vektor der gleichmäßig verteilte Werte von Null bis Eins ($p_{i,p}$) beinhaltet und die gleiche relative Länge (Anzahl Einträge), wie $\underline{T}_{i,p}$ hat

Schritt 4

In vierten Schritt wird die Funktion, die das Vektorpaar $T_{i,p}$ und $P_{i,p}$ verbindet, als kumulative Verteilfunktion ("cumulative distribution function") für jedes individuelle Produkt j eines Produktionsauftrags p interpretiert. In der Wahrscheinlichkeitstheorie beschreibt die kumulative Verteilfunktion einer realen Zufallsvariable X , ausgewertet an der Stelle x , die Wahrscheinlichkeit, dass X einen Wert kleiner oder gleich x annimmt.

Die kumulative Verteilfunktion $f(\Delta t_{i,j}) = p_{i,p}$ ordnet somit jeder Prozessdurchlaufzeit eine Wahrscheinlichkeit zu. Diese Wahrscheinlichkeit enthält Informationen darüber, ob ein individuelles Produkt j , produziert auf einem Segment i , eine Prozessdurchlaufzeit benötigt hat, die kürzer oder genauso lange wie der entsprechende Wert von $\Delta t_{i,j}$ ist.

$$f(\Delta t_{i,j}) = p_{i,p} \quad (4.3)$$

mit:

$\Delta t_{i,j}$ Prozessdurchlaufzeit eines individuellen Produktes j , in einem Segment i .

$p_{i,p}$ Wahrscheinlichkeit, dass ein individuelles Produkt j innerhalb eines Produktionsauftrags p , produziert im Segment i eine Prozessdurchlaufzeit kleiner gleich $\Delta t_{i,j}$ hat.

Abbildung 4-3 visualisiert den Zusammenhang von Gleichung (4.2) und (4.3): Die Abszisse zeigt die Einträge des Vektors $\underline{T}_{i,p}$, also $\Delta t_{i,j}$, die Ordinate zeigt die Einträge $\underline{P}_{i,p}$, also $p_{i,p}$. Der gestrichelte Graph illustriert hierbei die Funktion f . In Abbildung 4-3 ist zur Verdeutlichung ein Punkt der Funktion bei $\Delta t_{i,j} = 12$ Sekunden markiert. Die empirische, kumulative Verteilung gibt nun darüber Auskunft, dass die Wahrscheinlichkeit, dass ein individuelles Produkt j innerhalb des simulierten Produktionsauftrags p mit einer Prozessdurchlaufzeit kleiner oder gleich 12 Sekunden das Segment i durchlaufen hat, bei 69 % (siehe Ordinate) liegt.

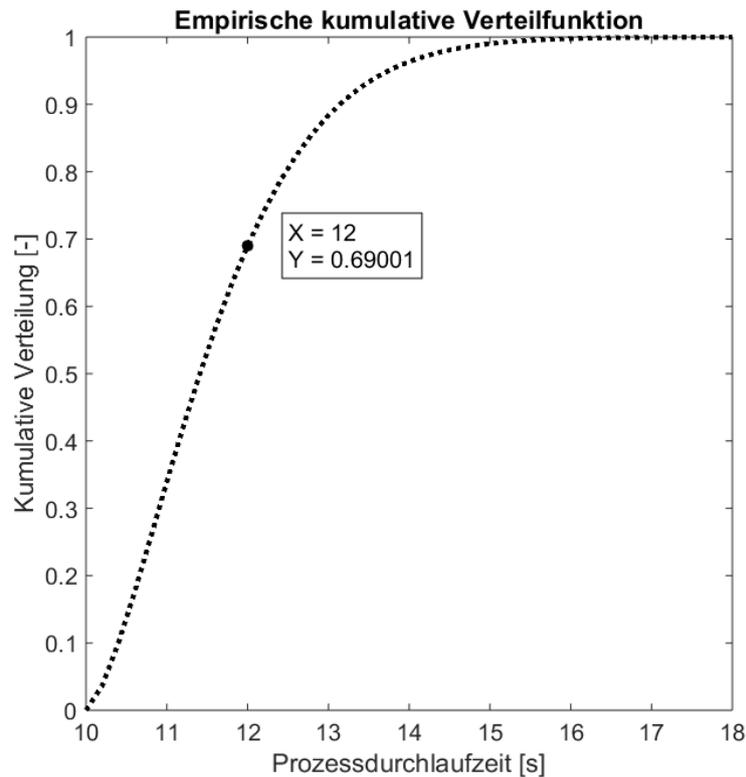


Abbildung 4-3: Empirische, kumulative Verteilfunktion der Prozessdurchlaufzeit für einen Produktionsauftrag p und ein Segment i (basierend auf simulierten Daten), ausgewertet an einer beliebigen Stelle, adaptiert von [164].

Schritt 5

Der fünfte und letzte Schritt dient der Automatisierung der statistischen Analyse. Die oben beschriebene Funktion ist in Realität weder kontinuierlich noch stetig, sie besteht aus einzelnen stochastischen Abtastpunkten (den Einträgen der beiden Vektoren). Um eine automatisierte Analyse zu ermöglichen, müssen die Wahrscheinlichkeitspunkte in Form einer mathematisch geschlossenen Funktion beschrieben werden. Aufgrund der Sortierung der Einträge der beiden Vektoren, vergleiche Schritt 2 und 3, steigen die Werte kontinuierlich an. Die zugrundeliegenden Datenpunkte sind also streng monoton wachsend.

Dies ermöglicht es, zur Beschreibung der gesamten Funktion ein stückweise definiertes, kubisches (Hermite) interpolierendes Polynom zu verwenden, welches formerhaltend ist, wie in [166] als notwendig beschrieben. Im Speziellen wird das Fritsch-Carlson Verfahren von Fritsch & Carlson [167] verwendet. Dies führt dazu, dass bei einer Messreihe, die aus Daten mit monoton ansteigenden Messwerten besteht, auch die entstehende Funktion streng monoton ist. Hierbei wird die Monotonie durch die

entsprechende Anpassung der Tangenten vorgenommen. Die Wahl dieses Interpolationsverfahrens beschränkt das Überspringen ausreichend und die resultierende Kurve verläuft immer durch die Abtastpunkte. Folglich beschreibt die Interpolationsfunktion nicht nur Realität, also die Abtastpunkte, sondern definiert auch die relevanten Abschnitte der Funktion zwischen diesen.

Das Resultat dieses fünfstufigen Vorgehens ist eine empirische Wahrscheinlichkeitsfunktion f , die die Wahrscheinlichkeit der Prozessdurchlaufzeit eines individuellen Produktes innerhalb eines Produktionsauftrags p , für ein bestimmtes ein Produktionssegment i beschreibt. Da jeder Produktionsauftrag direkt einer Produktvariante zugeordnet werden kann, kann durch das beschriebene Vorgehen die Prozessdurchlaufzeit-Wahrscheinlichkeitsfunktion für jede Produktvariante und jedes Segment des gesamten Produktionsablaufs beschrieben werden. Bezugnehmend auf Abbildung 4-3 bedeutet dies, dass die Wahrscheinlichkeit, dass ein individuelles Produkt einer bestimmten Produktvariante mit 69 % Wahrscheinlichkeit eine Prozessdurchlaufzeit ≤ 12 Sekunden hatte.

Die beschriebene Wahrscheinlichkeitsfunktion der Prozessdurchlaufzeit-Verteilung eines individuellen Produktes j innerhalb eines Produktionsauftrags p für ein Produktionssegment i ist eine mathematische geschlossene Beschreibung für die sich zeitlich verändernde Kapazität jedes einzelnen Segmentes, auf dem gerade produziert wird, und damit für den gesamten Produktionsablauf. Diese Kapazitätsbetrachtung ermöglicht somit auch eine Berücksichtigung des produzierten Produktvariantenmixes zum Zeitpunkt der Messung.

4.3 Logik zur Lokalisierung von Engpässen

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [41, 164].

Die beschriebene Wahrscheinlichkeitsfunktion kann jetzt benutzt werden, um sich dynamisch verschiebende Engpässe für jede Produktvariante zu lokalisieren. Hierzu wird die so beschriebene Kapazität jedes Segments eines Produktionsablaufs mit der Nachfrage verglichen. Damit ein Produktionsablauf überhaupt einen Engpass haben kann, muss es mindestens ein Segment geben, dessen Prozessdurchlaufzeit für eine Produktvariante grösser als der geforderte Kundentakt ist. Der Kundentakt ist der maximale Zeitraum, der zwischen zwei aufeinanderfolgenden Produkten verstreichen darf, um die Kundennachfrage noch befriedigen zu können. Die hier vorgestellte Methode vergleicht

den Kundentakt einer Produktvariante als Messgrösse für eine sich zeitlich verändernde Kundennachfrage mit der Wahrscheinlichkeitsfunktion eines Produktionsauftrags für diese Produktvariante als Messgrösse für die sich zeitlich verändernde Kapazität.

Dieser Vergleich ist in Abbildung 4-4 dargestellt. Der Schnittpunkt des Kundentaktes, dargestellt als vertikale Linie, und der Wahrscheinlichkeitsfunktion geben Aufschluss darüber, zu welchem Prozentsatz ein bestimmtes Produktionssegment i in der Lage ist, die Nachfrage des Marktes nach einer bestimmten Produktvariante zu erfüllen. Es ist quasi die graphische Darstellung des Quotienten aus Kapazität und Nachfrage.

Im Beispiel von Abbildung 4-4 beträgt der Kundentakt 12 Sekunden. Das heisst, dass alle Segmente eines Produktionsablaufs in der Lage sein müssen, ein Produkt innerhalb dieser Zeit zu produzieren. Interpretiert man folglich Abbildung 4-4, so bedeutet dies, dass 69 % der produzierten Produkte innerhalb eines spezifischen Produktionsauftrags innerhalb des geforderten Kundentaktes produziert wurden. Es bedeutet aber auch, dass 31 % der Produkte zu langsam produziert werden. Folglich ist die Nachfrage hier höher als die zur Verfügung stehende Kapazität. Der zeitlich-variante "Quotient" aus Kapazität und Nachfrage liegt folglich bei 31 %. Folglich kann das betrachtete Segment des Produktionsablaufs potentiell ein Engpass sein.

Um aber herauszufinden, wo im Produktionsablauf die Nachfrage die zur Verfügung stehende Kapazität am meisten überschreitet (dies ist laut Definition der Engpass), müssen die unterschiedlichen Segmente miteinander verglichen werden. Hierzu wird ein zweistufiges Vorgehen zur Lokalisierung des Engpasses präsentiert. Dieses Vorgehen ermöglicht es, das Segment / die Segmente und die zugehörige Produktvariante zu lokalisieren, die den Durchsatz des gesamten Produktionsablaufs am meisten beschränken und damit der globale Engpass sind. Basierend auf dieser Information können schlussendlich gezielte Investmententscheidungen getroffen werden, die variantenspezifisch sind und nicht dem Giesskannenprinzip entsprechen.

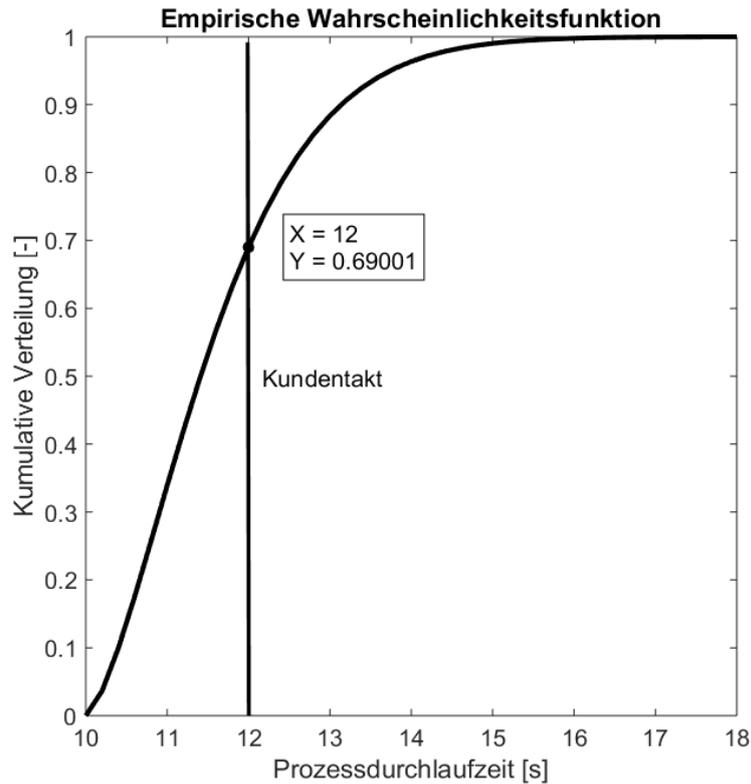


Abbildung 4-4: Empirische Wahrscheinlichkeitsfunktion der Prozessdurchlaufzeit für einen Produktionsauftrag p und ein Segment i (basierend auf simulierten Daten), ausgewertet an der Schnittstelle mit dem Kundentakt (simuliert), adaptiert von [164].

4.3.1 Schritt 1: Lokale Engpasslokalisierung:

Um die unterschiedlichen Segmente, auf denen die gleiche Produktvariante produziert wird, miteinander vergleichen zu können, wird der gesamte Produktionsablauf in die erfassten Routen der individuellen Produkte zerlegt. Diese Routen sind die Aneinanderreihung derjenigen Segmente, die ein Produkt innerhalb des Produktionsablaufs durchläuft. Pro Produktionsauftrag existiert eine individuelle Route, die sich wiederum aus den unterschiedlichen, durchlaufenen Segmenten zusammensetzt. Diese Idee orientiert sich an dem Zerlegungsansatz für serielle Linien von Li & Meerkov [168]. Im Zusammenhang dieser Methode wird der Produktionsablauf in Produktvarianten-spezifische Wertströme, also die Routen der Produktionsaufträge, zerlegt, siehe Abbildung 4-5, welche aus auf Abbildung 4-2 basiert: Die unterschiedlichen Produktvarianten des gesamten Produktionsablaufs in Abbildung 4-2 können diesen auf unterschiedlichen Routings durchlaufen. Diese individuellen Routings, die nur noch die Segmente enthalten, die die Produktvariante wirklich durchlaufen hat, sind in Abbildung 4-5 dargestellt.

Die Zerlegung ist notwendig, um den lokalen Engpass innerhalb jeder Route zu finden. Jede Route und damit jeder einzelne Produktionsauftrag hat seinen eigenen Engpass. Das heisst, es können mehrere (unterschiedliche) Engpässe (gleichzeitig) auftreten.

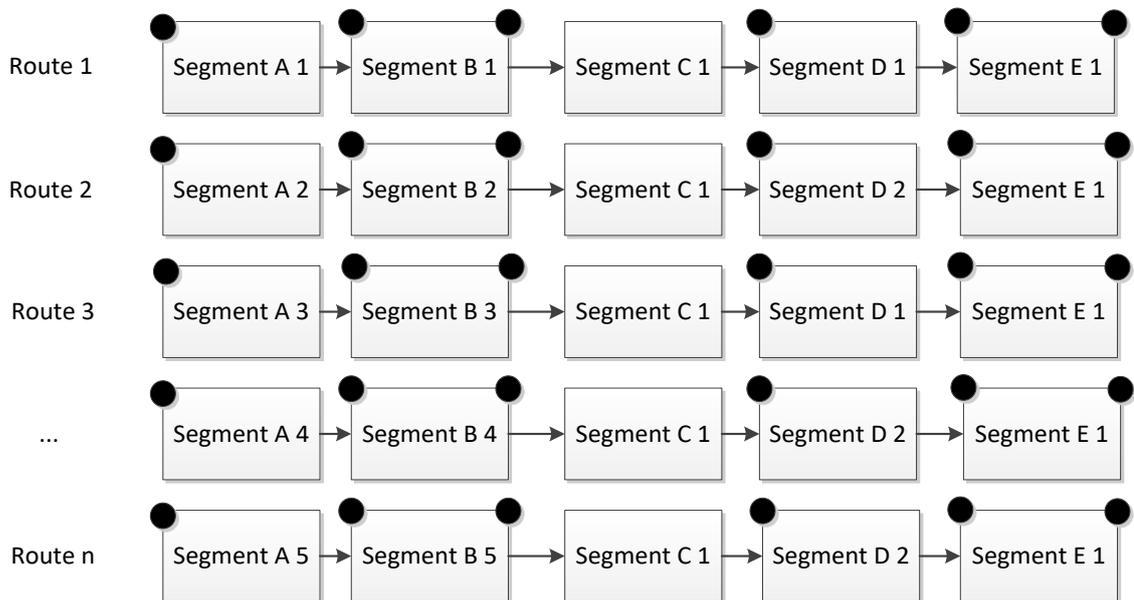


Abbildung 4-5: Zerlegung des Produktionsablaufs in die einzelnen erfassten Routen, welche unterschiedliche logische Produktionssegmente mit den Messpunkten zur Erfassung der Prozessdurchlaufzeit und deren Verbindung, also den Materialfluss, beinhalten, adaptiert von [164].

Vergleicht man jetzt die Wahrscheinlichkeitsfunktionen des Produktionsauftrags p aller Segmente i , durch die die Route der Produkte des Produktionsauftrags verläuft, so kann man den Engpass dieses Produktionsauftrags bestimmen. Der Engpass ist dasjenige Segment i mit dem tiefsten Schnittpunkt der Wahrscheinlichkeitsfunktion und dem Kundentakt der spezifischen Produktvariante des Produktionsauftrags. Mit anderen Worten, das Engpasssegment ist das Segment, bei dem die Nachfrage die Kapazität am meisten übersteigt. Abbildung 4-6 illustriert das genannte Vorgehen: Gegeben sind die Schnittpunkte des Kundentaktes, jeweils mit den drei Wahrscheinlichkeitsfunktionen des gleichen Produktionsauftrags an drei verschiedenen Segmenten. Basierend auf der Evaluierung ist klar ersichtlich, dass Segment D1 als Engpass identifiziert werden kann, denn hier kann die Kapazität nur 43.6 % der Nachfrage abdecken; dies bei Segment A1 zu 99.2 %, bei Segment B1 zu 88.4 %, %, bei Segment C1 zu 69 %, % und bei Segment E1 zu 51.1 %.

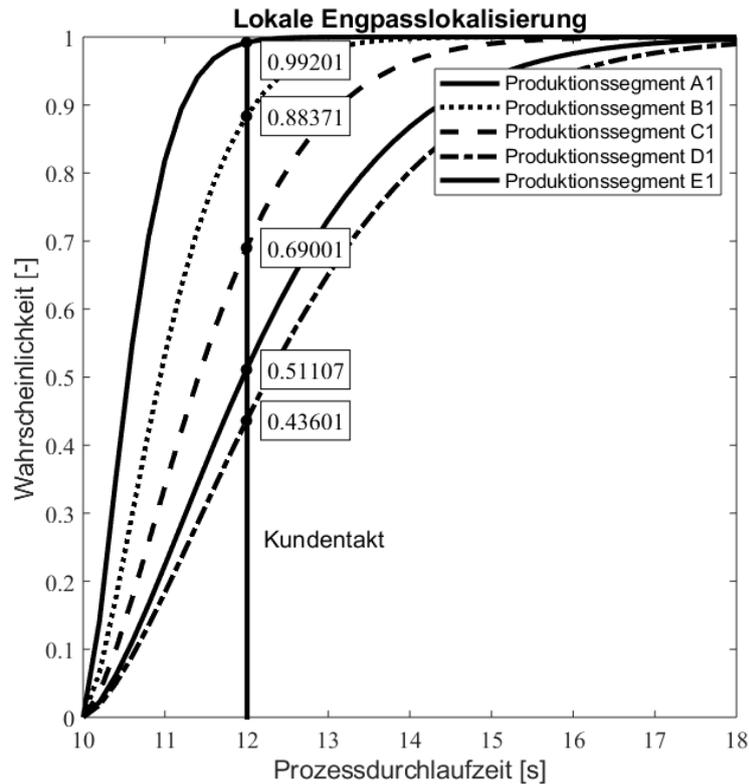


Abbildung 4-6: Darstellung der Wahrscheinlichkeitsfunktionen zur lokalen Engpasslokalisierung für einen simulierten Produktionsauftrag auf fünf logischen, aufeinanderfolgenden Produktionssegmenten, sowie deren Schnittpunkt mit dem Kundentakt, basierend auf simulierten Daten, adaptiert von [164].

4.3.2 Schritt 2: Erkennung zeitlich ändernder Engpässe

Das Prinzip des Vergleichs kann aber nicht nur für den gleichen Produktionsauftrag auf unterschiedlichen Segmenten angewendet werden, sondern auch auf der zeitlichen Achse: Der Vergleich der Wahrscheinlichkeitsfunktion unterschiedlicher Produktionsaufträge, der gleichen Produktvariante, die aber zu unterschiedlichen Zeitpunkten, zum Beispiel Tag 1, 2, 3, auf dem gleichen Segment produziert wurden, ermöglicht es, zeitlich ändernde Engpässe zu lokalisieren. Entsprechend sind in Abbildung 4-7 die Wahrscheinlichkeitsfunktionen von drei unterschiedlichen (zu jeweils einem anderen Zeitpunkt produzierten) Produktionsaufträgen, die zur gleichen Produktvariante 1 gehören, dargestellt. Wiederum werden die drei Wahrscheinlichkeitsfunktionen an der Stelle des Kundentaktes miteinander verglichen. Diesmal wird die Frage gestellt, zu welchem Zeitpunkt und damit zu welchen (veränderten) Produktionsbedingungen, die Nachfrage höher als die Kapazität war. Hieraus lassen sich zeitliche Trends erkennen. So ist im Fall von Abbildung 4-7 zu sehen, dass sich die Produktion der Produktvariante 1 während der Messungen t_1 , t_2 , t_3 verschlechtert hat.

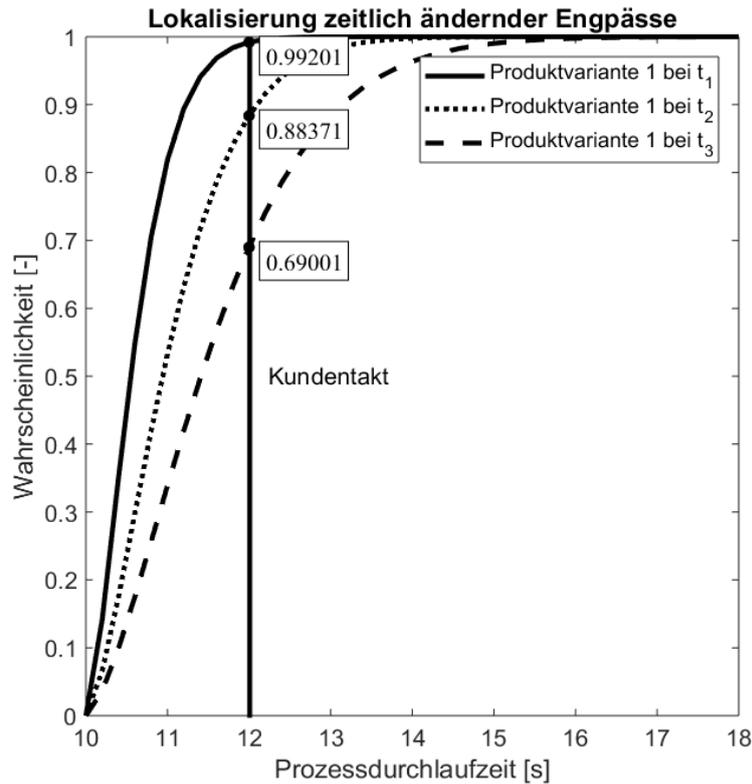


Abbildung 4-7: Darstellung der Wahrscheinlichkeitsfunktionen zur Lokalisierung zeitlich ändernder Engpass für eine Produktvarianten auf einem Produktionssegmenten, zu unterschiedlichen Zeiten t sowie deren Schnittpunkt mit dem Kundentakt, basierend auf simulierten Daten, adaptiert von [164].

4.3.3 Schritt 3: Globale Engpasslokalisierung

Die angesprochene Zerlegung ist nicht nur notwendig, um den lokalen Engpass innerhalb jeder Route zu finden, sondern auch, um basierend auf dem Vergleich dieser lokalen Engpässe schlussendlich den globalen Engpass lokalisieren zu können: Jede Route und damit jeder einzelne Produktionsauftrag hat ihren bzw. seinen eigenen Engpass. Da, wie oben erwähnt, eine Produktvariante im Zuge mehrere Produktionsaufträge (auch gleichzeitig) produziert werden kann, kann eine Produktvariante auch mehrere (unterschiedliche) Engpässe innerhalb eines Produktionsablaufs (zeitgleich) auf unterschiedlichen Routen haben. Entsprechenden werden im Folgenden die beiden oben genannten Schritte eins und zwei zur lokalen und dynamischen Engpasslokalisierung verbunden.

Der Begriff des globalen Engpasses bezieht sich hierbei also auf den Umstand, dass ein Segment auch für mehrere Produktionsaufträge einer oder mehrere Produktvarianten der Engpass sein könnte. Abbildung 4-8 verdeutlicht dies: Hier sind beispielhaft mehrere Routen mit ihren lokalen Engpässen dargestellt. Die Frage, die es jetzt zu beantworten gilt, ist, welche Produktvariante hat auf welchem Segment den grössten Einfluss auf die

Performance des gesamten Produktionsablaufs? Dies ist wiederum diejenige Wahrscheinlichkeitsfunktion, bei der die Nachfrage die Kapazität am meisten übersteigt.

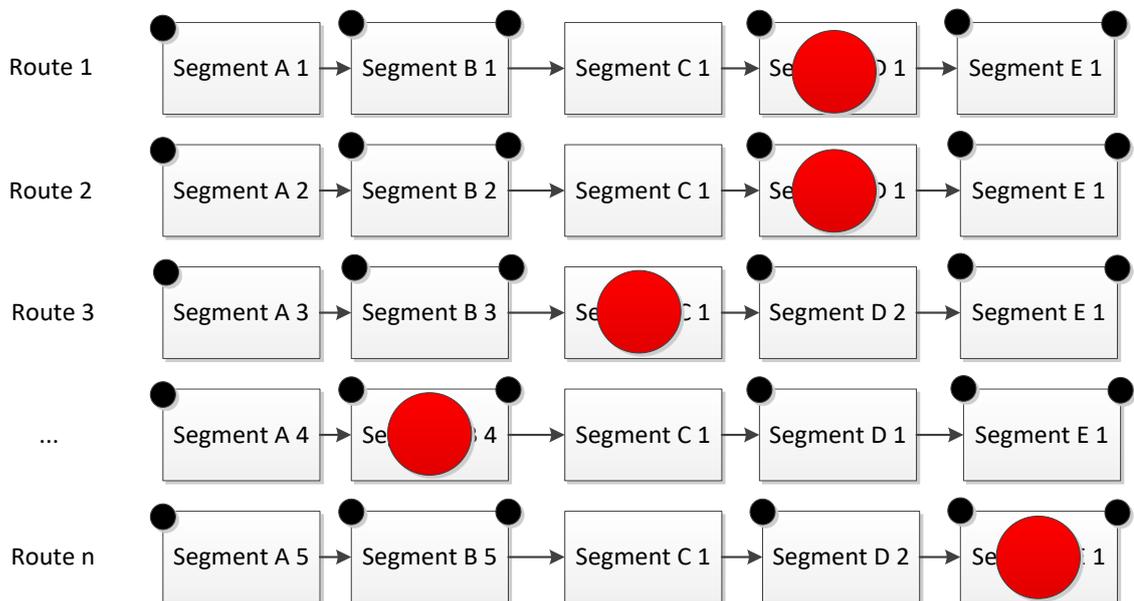


Abbildung 4-8: Zerlegung des Produktionsablaufs in die einzelnen erfassten Routen, welche unterschiedliche logische Produktionssegmente mit den Messpunkten zur Erfassung der Prozessdurchlaufzeit und deren Verbindung, also den Materialfluss, beinhalten, mit den lokalen Engpässen der jeweiligen Routen, rot markiert, adaptiert von [164].

Um beim Beispiel von Abbildung 4-8 zu bleiben: Hat Route 1 oder hat Route 2, resp. der Engpass des entsprechenden Produktionsauftrages, auf Segment D 1 den grösseren Einfluss auf die Leistung der ganzen Linie, vergleiche Abbildung 4-2? Die lokale Engpasslokalisierung würde ausreichen, um diese Frage zu beantworten, wenn es nur eine einzige Produktvariante gäbe. Da sich die hier vorgestellte Methode aber auf multivariante Szenarien fokussiert, muss die Methode weiterentwickelt werden.

Folglich wird wiederum der gleiche Ansatz wie oben verwendet: Unterschiedliche Wahrscheinlichkeitsfunktionen werden relativ miteinander verglichen. Dieses Mal werden allerdings unterschiedliche Produktionsaufträge für unterschiedliche Produktvarianten am gleichen Segment miteinander verglichen, siehe Abbildung 4-9. Hierdurch kann bestimmt werden, bei welcher Produktvariante die Nachfrage die Kapazität am weitesten überschreitet.

Dieser Vergleich unterschiedlicher Produktionsaufträge und damit unterschiedlicher Produktvarianten führt aber dazu, dass der Kundentakt nicht mehr als direkte Vergleichsgrösse der Wahrscheinlichkeitsfunktionen angewendet werden kann. Aus diesem Grund werden die Wahrscheinlichkeitsfunktionen und die unterschiedlichen

Kundentakte normalisiert. Die Normalisierung wird erreicht, indem die individuellen Messdaten, die der Wahrscheinlichkeitsfunktion zugrunde liegen, durch den zugehörigen Kundentakt dividiert werden. Auch müssen die jeweiligen Kundentakte durch sich selbst geteilt werden. Dadurch wird der Vergleichsparameter, der - jetzt - normierte Kundentakt, zu eins. Der globale Engpass für ein Segment in einem Produktionsablauf ist dann der Produktionsauftrag - also auch die dazugehörige Produktvariante - mit dem niedrigsten Schnittpunkt seiner normalisierten Wahrscheinlichkeitsfunktion mit 1. In Abbildung 4-9 ist dieser Zusammenhang basierend auf simulierten Daten dargestellt: Zu sehen sind die normalisierten Wahrscheinlichkeitsfunktionen für drei Produktionsaufträge resp. Produktvarianten. Es ist zu erkennen, dass Produktvariante 3 den niedrigsten Schnittpunkt hat und somit für dieses Segment den globalen Engpass darstellt. Hier ist es wiederum der Fall, dass die Nachfrage die Kapazität am meisten übersteigt, weshalb Produktvariante 3 der globale Engpass ist.

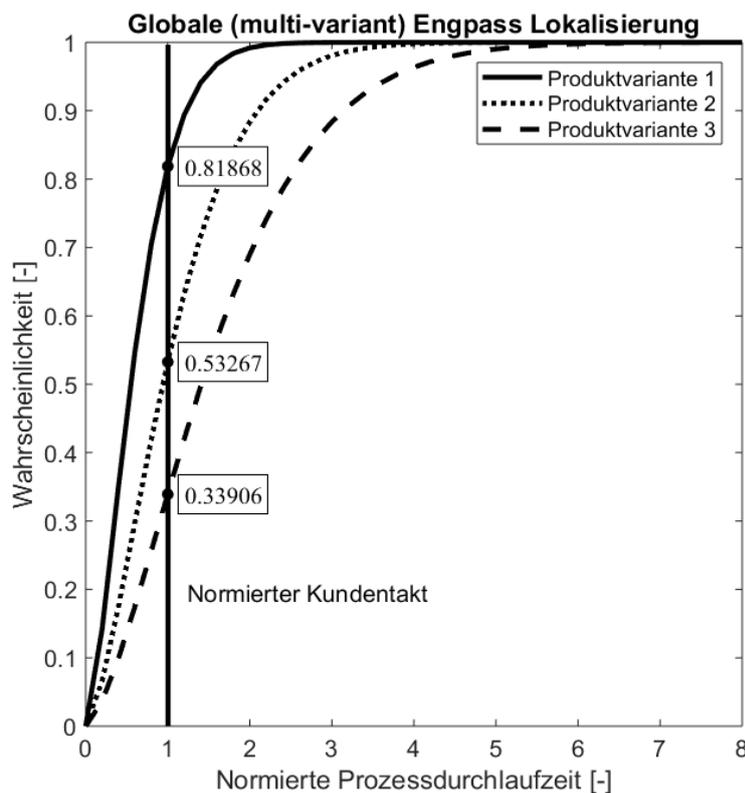


Abbildung 4-9: Darstellung der Wahrscheinlichkeitsfunktionen zur globalen Engpasslokalisierung für drei Produktvarianten auf einem logischen, Produktionssegmenten, sowie deren Schnittpunkt mit dem normierten Kundentakt, basierend auf simulierten Daten, adaptiert von [164].

4.4 Validierung durch Simulation

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [164] und [169] publiziert.

Um das beschriebene Vorgehen theoretisch zu validieren, wurde zuerst eine Simulationsstudie durchgeführt. Dies entspricht dem klassischen Vorgehen anderer Studien zur Lokalisierung von Engpässen, welche die Effizienz ihrer Methode auf diese Weise bewerten und vergleichen [25, 58, 106]. Des Weiteren ist die Simulation ein kostengünstiger Weg, um die neue Methode zu testen, bevor diese auf einem realen Produktionsablauf in einem 24/7 – Feldversuch zum Einsatz kommt, was Kosten und Ressourcen bindet. Im Zusammenhang mit dieser Arbeit werden die Simulationsmodelle von Betterton & Silver [25] verwendet. Die Autoren haben eine umfangreiche, vergleichende Simulationsstudie für unterschiedliche Engpasslokalisierungsverfahren durchgeführt. In der Validierung werden die gleichen Modelle genutzt, die in der Arbeit von Betterton & Silver detailliert beschreiben sind. In deren Studie fehlt hauptsächlich die verwendete Zufallszahl ("random seed") der Simulationsmodelle, diese sind neben anderen absoluten Details in Foraboschi [169] gegeben. Da in der Literatur allerdings noch nie eine Methode für die Lokalisierung von Engpässen in einem multivarianten Produktionsablauf vorgestellt wurde, werden die existierenden Modelle um fünf weitere Modelle für multivariante Szenarien erweitert.

Weil Betterton & Silver im Zuge ihrer Simulationsstudie den Kundentakt nicht als Messgrösse verwenden, ist dieser Wert für die einzelnen Simulationsmodelle nicht gegeben. Folglich wird im Zusammenhang dieser Arbeit eine begründete Annahme für den Kundentakt in 24 Simulationsmodellen getroffen, um die hier vorgestellte Methode überhaupt validieren zu können. Um eine realistische Annahme zu treffen, wird angenommen, dass der Kundentakt in den unterschiedlichen Modellen im Bereich der gemittelten Zykluszeit aller Segmente des Simulationsmodells liegt. Jeder andere Kundentakt wäre auch eine zulässige Annahme, solange dessen Wert kleiner als die längste Zykluszeit¹ und grösser als die kleinste Zykluszeit ist. Des Weiteren wird zur Validierung nicht die Software Arena, wie von Betterton & Silver [25], sondern die fortschrittlichere Technomatix Plant Simulation Software verwendet, um die Simulationsmodelle zu implementieren.

¹ Beachte, wenn der Kundentakt größer als die längste einzelne Zykluszeit ist, es keinen Engpass im System gibt, da der Bedarf die Kapazität nie überschreitet.

4.4.1 Validierung in Einzelproduktvarianten, offenen, asynchronen Bernoulli-Linien

Die Modelle von Betterton & Silver [25] bestehen aus verschiedenen Konfigurationen offenen, asynchronen Bernoulli-Linien, wie in [170] definiert, auf denen nur eine Produktvariante produziert wird. Die zugehörigen Annahmen sind in Tabelle 4-1 gegeben.

Tabelle 4-1: Beschreibung der Eigenschaften von Bernoulli Linien zur Implementierung im Simulationsmodell [25].

a. The system consists of M stations arranged serially.
b. M-1 buffers separate each consecutive pair of stations; buffers' size may be of any integer and may be distributed evenly or not across the stations.
c. Single-variant production lines are considered.
d. The units proceed sequentially through the production line; there is no back-tracking, bypassing or re-entry along the line.
e. The units exit from the last station and become finished goods.
f. No setups are involved.
g. Transfer batch size equals one.
h. There is no defective work.
i. Transfer between stations (stations and buffer) is instantaneous.
j. Process time at individual stations may be constant or variable, for instance, lognormally distributed with a coefficient of variation (CV) 0.50.
k. Stations are subject to random failure, having mean time to failure (MTTF) and mean time to repair (MTTR) for example exponentially distributed.
l. Stations are subject to starving and blocking; however, the first station is never starving, and the last station is never blocking.

Wie beschrieben werden die (exakt) gleichen Modelle, wie von Betterton & Silver [25], implementiert. Diese Simulationsmodelle stellen die umfassendste Sammlung unterschiedlicher Simulationsmodelle in der Literatur der Engpasslokalisierung dar. Des Weiteren ist deren Beschreibung die exakteste zur Verfügung stehende, auch wenn zum Beispiel die Zufallszahl nicht gegeben wird.

Es werden zunächst zur Validierung der lokalen Engpasserkennung 19 der 24 Simulationsmodelle implementiert. Die Simulationen werden jeweils 40-mal pro Modell wiederholt. Die 19 Modelle unterscheiden sich durch unterschiedliche Modellparameter, wie die Anzahl der Produktionssegmente, der Puffer, der Mean-time-to-failure (MTTF), der Mean-time-to-repair, sowie der Zykluszeit und deren Verteilung. Für die komplette Auflistung der veränderten Parameter vergleiche mit Appendix 1.

Des Weiteren bieten die beschriebenen Modelle von Betterton & Silver [25] den Vorteil, dass bekannt ist, wo im Simulationsmodell, resp. auf welcher Produktionsressource, sich

der Engpass befindet. Der Ort des Engpasses wird von Betterton und Silver explizit angegeben und ist aber zum Teil direkt aus den Werten ersichtlich. Ein Beispiel hierfür ist im Simulationsmodell 1, Variante 5: Dieses Modell besteht aus fünf konsekutiven Produktionsstationen. Hierbei sind die MTTF, als auch die MTTR für alle Stationen gleich. Darüber hinaus haben Station 1-4 eine lognorm-verteilte Prozesszeit von 5 Minuten mit einem Variationskoeffizienten von 0.5 und Station 5 hat eine lognorm-verteilte Prozesszeit von 10 Minuten mit einem Variationskoeffizienten von 0.5. Folglich ist Station 5 eindeutig der Engpass. Entsprechend kann basierend auf den verwendeten Simulationsmodelle überprüft werden, ob der "richtige" Engpass lokalisiert wird.

Abbildung 4-10 zeigt beispielhaft das Resultat eines von 40 Simulationsläufen und stellt damit die Funktionsweise der vorgestellten Methode dar. Der Produktionsablauf dieses Beispiels besteht aus fünf Segmenten. Deutlich ist zu erkennen, dass Segment eins den Engpass darstellt, dies entspricht dem Resultat von Betterton & Silver [25].

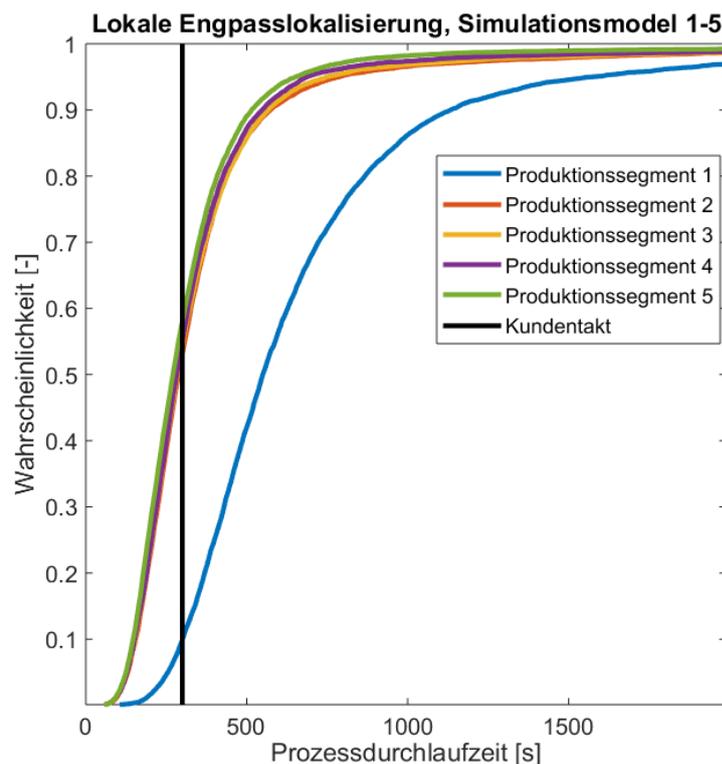


Abbildung 4-10: Ergebnisse der simulationsbasierten Validierung der Methode: Darstellung der lokalen Engpasslokalisierung eines Produktionsauftrags, welches auf fünf logischen Segmenten produziert wurde, sowie Schnittstelle mit dem Kundentakt; basierend auf simulierten Daten, Model 1-5, basierend auf [164].

Generell sind die Simulationsergebnisse der 760 Simulationsläufe und deren detaillierte Auswertung pro Simulationsmodell in [169] gegeben.

Innerhalb dieser 760 Simulationsläufe werden ca. 73 % der Engpässe und damit in mehr als 550 der 760 Simulationsläufe, richtig lokalisiert. Damit liegt die Methode für die Einzel-Produktvarianten-Simulation im Bereich etablierter Methoden: Li und Meerkov [171] zeigen, dass die "Arrow-Method" von Kuo et al. [95] 71.1 % der Engpässe korrekt lokalisiert. Die "inter-departure time variance" Methode von Betterton & Silver [25] liegt etwa im gleichen Bereich, allerdings geben die Autoren keine konkreten Zahlen, sondern berichten, dass die meisten Engpässe korrekt detektiert wurden. Ziel des Vergleichs ist es nicht zu zeigen, dass die Methode besonders gut oder besser als existierende Methoden funktioniert, sondern nur, diese zu validieren.

Die korrekte Detektierrate von 73 % beziehungsweise, das inkorrekte Detektieren der Engpässe in 27 % der Simulationsmodelle lässt sich auf die Besonderheiten der zugrundeliegenden Simulationsmodelle zurückführen: Der Grossteil der Simulationsmodelle, in denen der Engpass nicht richtig detektiert wurde, weisen die Besonderheit auf, dass pro Produktvariante zwei Engpässe gleichzeitig existieren. Annahme der hier vorlegten Arbeit ist es jedoch, dass pro Produktvariante / Routing nur ein Engpass existiert. Diese Annahme liegt darin begründet, dass in der industriellen Realität nur mit verschwindend geringer Wahrscheinlichkeit ein Fall auftritt, in dem zwei unabhängige Produktionssegmente, die exakt gleiche Verteilung der Prozessdurchlaufzeit aufweisen. Weitere Ausführungen hierzu sind in Foraboschi [169] zu finden.

Zusammenfassend konnte die neue Methode folglich nicht nur validiert werden, sondern es konnte ansatzweise gezeigt werden, dass die neue Methode in etablierten Simulationsmodelle ähnlich effizient ist wie etablierte datengetriebene Methoden.

4.4.2 Validierung in multivarianten Produktionsabläufen

Da die beschriebenen Simulationsmodelle von Betterton & Silver [25] nur Einzel-Produktvarianten-Produktionsabläufe simulieren, konnten auf diesen nur die lokale Engpasslokalisierung validiert werden. Um also die multivariante Engpasslokalisierung zu validieren, mussten neue Simulationsmodelle entwickelt werden. Nur so kann die gesamte vorgestellte Methode validiert werden.

Folglich wurden fünf neue Simulationsmodelle entwickelt, welche sich im Aufbau an den Modellen 1 und 2 von Betterton & Silver [25] orientieren. Grundsätzlich wurde nur die Anzahl der gleichzeitig produzierten Produktvarianten innerhalb des Simulationsmodells von eins auf fünf erhöht. Die restlichen Parameter, wie oben beschrieben, wurden beibehalten. Die detaillierten Angaben zu den verwendeten Werten der fünf Simulation sind in Appendix A1 zu finden. Dementsprechend war es nur notwendig, vier

zusätzliche "Quellen" in die Simulationsmodelle, siehe Abbildung 4-11, linke Seite, einzu­fügen.

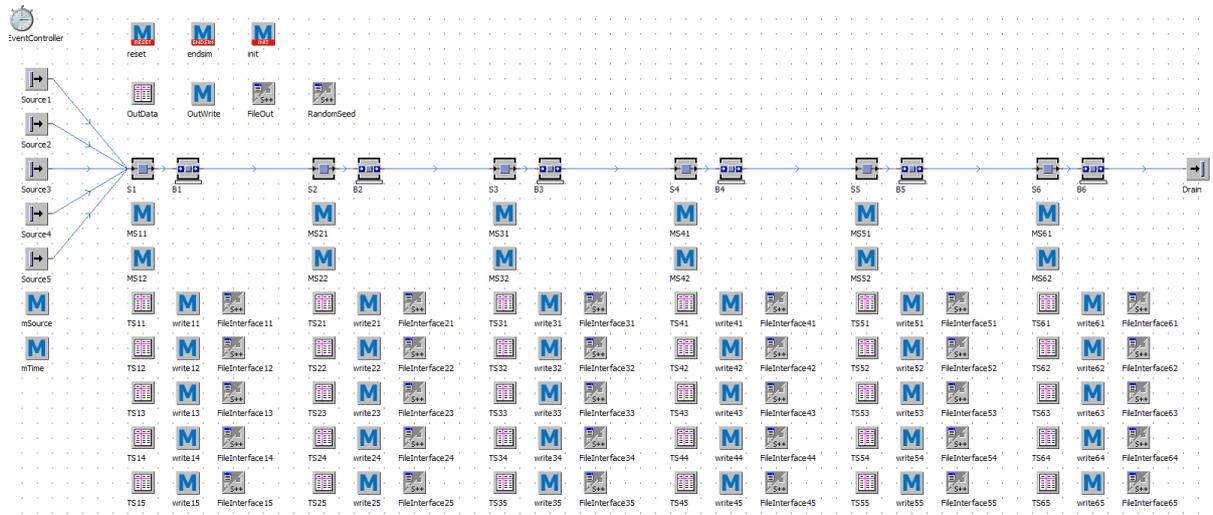


Abbildung 4-11: Darstellung des Simulationsmodells zur Validierung der Engpasslokalisierung zur produktvarianten-spezifischen Lokalisierung von Engpässen, in Siemens PlantSimulation [164].

Für jedes Simulationsmodell wurden jeweils wieder 40 und somit total nochmals 200 Simulationsläufe durchgeführt. Auch hierzu befinden sich die detaillierten Ergebnisse in [169]. Beispielhaft werden die Simulationsergebnisse wiederum für einen Simulationslauf für Modell 5 dargestellt. Die zusammenfassenden Ergebnisse sind in Tabelle 4-2 gegeben.

Um den globalen Engpass lokalisieren zu können, wird entsprechend dem oben dargestellten Vorgehen wiederum eine lokale Engpassanalyse durchgeführt: Pro Produktvariante wird analysiert, welches Segment der lokale Engpass (für den Produktionsauftrag) ist, vergleiche Abbildung 4-12. Im Fall des beispielhaften Simulationslaufs ist dies Segment 6. Diese Analyse wird für alle fünf Produktvarianten durchgeführt. Basierend auf dem Ergebnis aus Abbildung 4-12 wird für Segment 6 beispielhaft die globale Engpasslokalisierung durchgeführt, vergleiche Abbildung 4-13. Aus Abbildung 4-13 ist ersichtlich, dass Produktvariante 2 der globale Engpass auf Segment 6 ist.

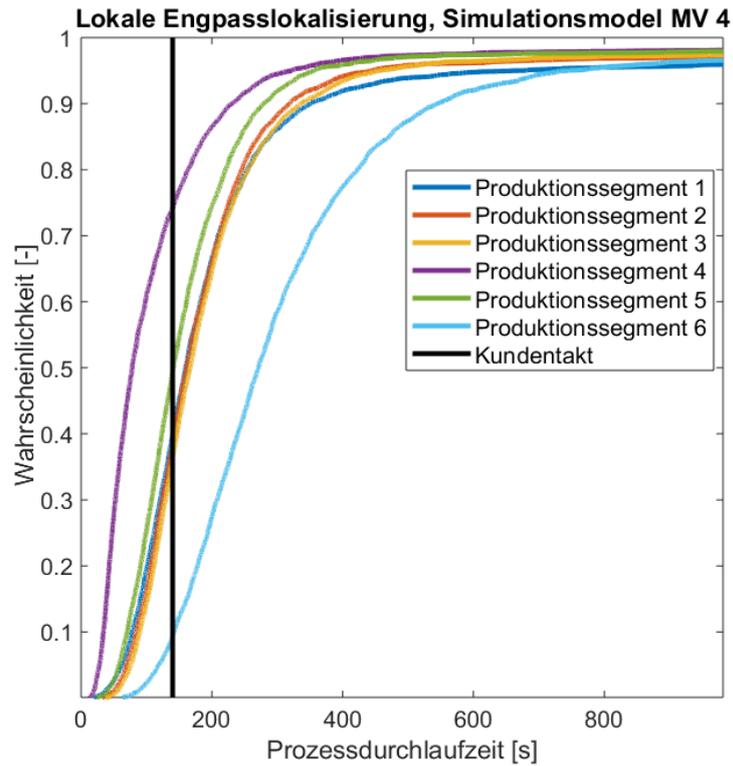


Abbildung 4-12: Ergebnisse der simulationsbasierten Validierung der Methode im multivarianten Simulationsmodell: Darstellung der lokalen Engpasslokalisierung eines Produktionsauftrags, welches auf sechs logischen Segmenten produziert wurde, sowie Schnittstelle mit dem Kundentakt; basierend auf simulierten Daten, Model MV 4, basierend auf [164].

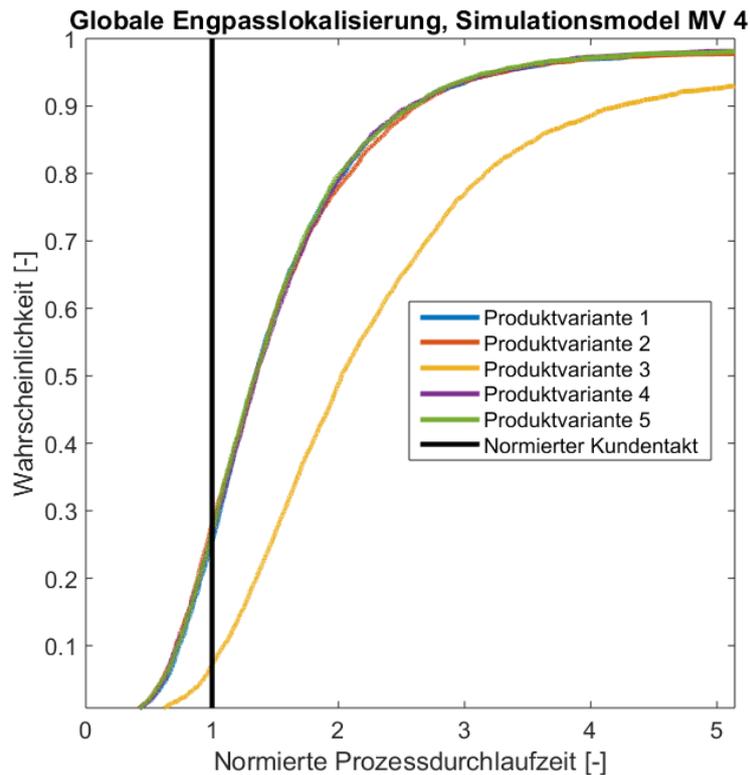


Abbildung 4-13: Ergebnisse der simulationsbasierten Validierung der Methode im multivarianten Simulationsmodell: Darstellung der globalen Engpasslokalisierung eines Produktionssegmentes mit fünf produzierten Produktvarianten, sowie deren Schnittstelle mit dem normierten Kundentakt; basierend auf simulierten Daten, Model MV 4, adaptiert von [164].

Die Ergebnisse der simulationsbasierten Validierung der vorgestellten Methode sind vielversprechend, vergleiche Tabelle 4-2, im Besonderen die unterste Zeile: Im Mittel werden 80 % der Engpässe für den Fall der Einzelprodukt-Varianten richtig lokalisiert, wohingegen dies im multivarianten Fall im Mittel 97 % sind. Die Methode arbeitet folglich besser für die multivarianten Anwendung als für die Einzel-Produktvarianten-Anwendung.

Tabelle 4-2: Ergebnisse der Validierung der multivarianten Engpasslokalisierung an Hand der fünf simulierten multivarianten Modelle, gemessen in der Erfolgsquote (Engpass richtig lokalisiert) der lokalen und globalen Lokalisierung, adaptiert von [164].

Simulationsmodell für den multivarianten Fall	Erfolgsquote der Engpasslokalisierung des lokalen Engpasses	Erfolgsquote der Engpasslokalisierung des globalen Engpasses
Model 1	70%	85%
Model 2	80%	100%
Model 3	80%	100%
Model 4	79%	97,5%
Model 5	100%	100%
<i>Mittel</i>	80%	96.6%

Folglich kann zusammengefasst werden, dass durch die Auswertung von 960 Simulationenläufen gezeigt werden konnte, dass die vorgestellte Methode:

1. Engpässe lokalisieren kann
2. Einzel Produktvarianten-Engpässe genauso gut lokalisiert wie existierende Methoden
3. Effizient produktvariantenspezifische Engpässe in multivarianten Produktionsabläufen lokalisieren kann.

Abgesichert durch diese vielversprechenden Resultate wurde die Methode in einem realen Produktionsablauf validiert.

4.5 Validierung in einem realen Produktionsablauf

Um das beschriebene Vorgehen nicht nur durch eine Simulation, sondern auch unter realen Produktionsbedingungen zu validieren, wurde während 170 aufeinanderfolgenden Schichten eine Validierung der Methode auf einem Produktionsablauf des Industriepartners durchgeführt. Abbildung 4-14 stellt das Layout des Produktionsablaufs mit den unterschiedlichen definierten Segmenten und den möglichen Routen der Produktvarianten dar. Auf dem Produktionsablauf werden 21 verschiedene Produktvarianten produziert. Der Ablauf besteht aus fünf parallelen Spritzgussmaschinen, die jeweils fünf zugeordnete Montagestationen versorgen. Diese sind wiederum durch ein automatisches Transportsystem mit zwei weiteren parallelen Montagelinien und final mit einer

Verpackungsstation verbunden. Jeder Spritzgussmaschine kann jede der 21 Produktvarianten produzieren, Gleiches gilt auch für alle Montagestationen, Entsprechendes für den Transport und die Verpackungslinie. Folglich kann jedes Segment (Spritzgussmaschine, Montage, ...) jede Produktvariante produzieren.

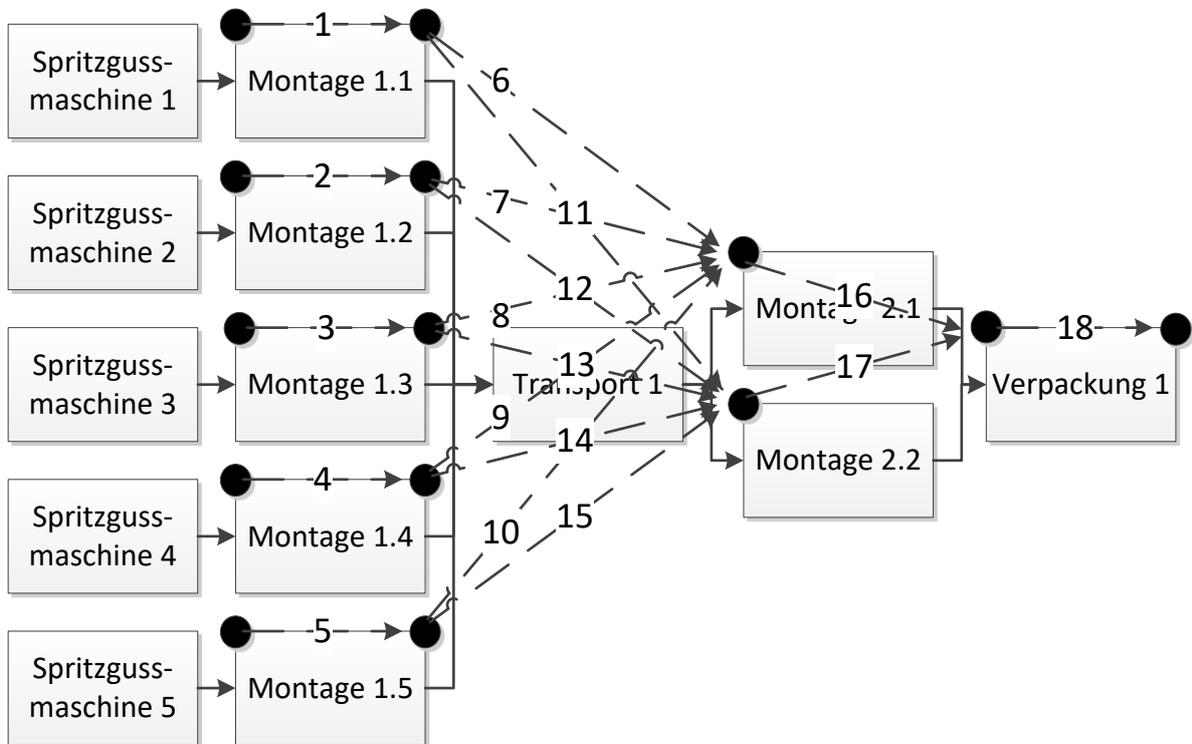


Abbildung 4-14: Produktionsablauf des Industriepartners mit 14 definierten Segmenten und 18 Routen², sowie der nötigen Messpunkte zur Erfassung der Prozessdurchlaufzeiten, basierend auf [164].

Jedes Produkt ist mit einer eindeutigen Identifikation in Form eines aufgedruckten (Tintenstrahlverfahren) DataMatrixCodes individuell identifiziert. Die individuelle Identifikation beinhaltet auch die Produktvariante (also die Artikelnummer) und die Nummer des Produktionsauftrags. Wie erwähnt können für eine Produktvariante mehrere Produktionsaufträge gleichzeitig existieren. Eine Produktvariante kann auf nur auf einer, aber auch auf bis zu fünf parallelen Spritzgussmaschinen gleichzeitig produziert werden. Folglich können also mehrere Produktvarianten mehrere Produktionsaufträge gleichzeitig haben und folglich mehrere (unterschiedliche) Engpässe haben.

Alle Produkte, die auf einer Spritzgussmaschine hergestellt werden, gehören jedoch zu einem Produktionsauftrag und bündeln so eine gewisse Anzahl Produkte auf ihrer Route durch den gesamten Produktionsablauf. Aus naheliegenden Gründen kann das Produkt

² Man beachte, dass Transport 1 in Wirklichkeit ein einzelnes Förderband ist, auf dem der Ausstoss von Montage 1.1 - 5 chaotisch transportiert wird. Um jede mögliche individuelle Route analysieren zu können, werden 10 Segmente definiert.

allerdings erst identifiziert werden, nachdem es seine grundsätzliche Form in der Spritzgussmaschine erhält. Aus diesem Grund wird die Spritzgussmaschine nicht in den Validierungsprozess einbezogen. Der Produktionsablauf hat einen durchschnittlichen Ausstoss von ca. 6'500 individuellen Produkten pro Schicht (acht Stunden).

Um die vorgeschlagene Methode zu validieren, wurden 14 DataMatrixCode Lesegeräte im Produktionsablauf installiert, siehe schwarze Punkte in Abbildung 4-14. Die genutzten Lesegeräte sind kleine (44x80x22 mm) mobile Geräte mit der Fähigkeit, sich direkt mit dem Netzwerk zu verbinden. Die Sensoren sind zeitlich durch einen lokalen NTP-Server (Network Time Protocoll) synchronisiert. Es ist entscheidend, dass die Sensoren die meisten Produktidentifikationen zuverlässig lesen können, die an ihnen vorbeikommen. Zur Validierung wurde deshalb die Erfassungsrate der Lesegeräte bestimmt. Diese lag bei 98.7 % und ist damit ausreichend hoch.

Das erste Lesegerät wird direkt hinter dem Identifikationsprozess (Tintenstrahl) angebracht, welches unmittelbar auf den Spritzgussprozess folgt, vergleiche Abbildung 4-14. Die installierten Sensoren definieren 18 verschiedene Streckenabschnitte. Diese sind notwendig, um alle möglichen Segmentkombinationen und damit Routen zu beschreiben.

Um effizient mit den grossen Datenmengen umgehen zu können (ca. 80'000 Lesungen pro acht Stunden), wird ein SAP-Server zur automatisierten Sortierung der Daten eingesetzt. Jeder der Datensätze, der von jedem Lesegerät übertragen wird, enthält die Koordinaten des Lesegerätes (Start / Ende eines Segmentes), den absoluten Zeitstempel des individuellen Produktes, das am Lesegerät vorbeikommt, die Produktionsauftragsnummer und die Produktvariantennummer. Folglich wird so die Datenbasis zusammengestellt, die beinhaltet, welches individuelle Produkt wann und wo im Produktionsablauf war.

MATLAB wird verwendet, um diese Daten zu analysieren, dem beschriebenen fünfstufigen Vorgehen zur automatisierten Erstellung der Wahrscheinlichkeitsfunktionen für alle Produktionsaufträge und alle Segmente folgend, vergleiche Abschnitt 4.2. Darauf aufbauend werden zuerst die lokalen Engpässe lokalisiert und dann die globalen Engpässe, beides nach dem beschriebenen Vorgehen aus Abschnitt 4.3.

Nach der Installation der Lesegeräte lag die hauptsächliche Herausforderung zur Validierung der vorgestellten Methode darin, die entsprechenden Daten aus den Lesegeräten zu erhalten. Die auftretenden Probleme waren im Bereich der dauerhaften Netzwerkstabilität (Netzwerk-Lesegeräte) der Lesegeräte und der dauerhaften Stromversorgung

(diese wurden durch Produktionsmitarbeiter teilweise einfach ausgesteckt) der Lesegeräte zu verorten. Diese Probleme konnten aber schnell gelöst werden.

Die Validierungsphase wurde während 170 Schichten mit jeweils acht Stunden durchgeführt; entsprechend wurden im Validierungszeitraum mehr als 1'000'000 individuelle Produkte produziert. Die lange Validierungsphase wurde bewusst gewählt, um eine robuste Evaluation der Methode zu ermöglichen. Daneben konnte so sichergestellt werden, dass die Methode während normaler Produktionsbedingungen durchgeführt wurde und nicht durch Mitarbeiter, die sich aufgrund des neu installierten Systems besondere Mühe geben (siehe auch Hawthorne Effekt beispielhaft beschrieben in [172]), beeinflusst wurde.

Um die Resultate weitergehend zu verifizieren, wurden mehrere "Structured walk throughs" durchgeführt: Bei diesen wurde einem individuellen Produkt auf dem Produktionsablauf gefolgt und die gemessenen Zeitstempel und Orte mit den erfassten Daten verglichen.

4.6 Ergebnisse

Nach einer Validierungsphase von 170 Schichten wurden die erfassten Daten zur Lokalisierung der Engpässe ausgewertet. Während dieser Zeit wurden alle 21 unterschiedlichen Produktvarianten produziert - in mehr als 50 Produktionsaufträgen. Die Grösse der Produktionsaufträge variiert hierbei im Bereich von 1'000 bis 30'000 individuellen Produkten, abhängig von der Kundennachfrage nach der entsprechenden Produktvariante. Basierend auf der existierenden Kundennachfrage konnte der Kundentakt berechnet werden, dieser lag je nach Produktvariante zwischen 12 und 300 Sekunden pro Produkt.

Beispielhaft wird nachstehend die Auswertung der lokalen Engpassanalyse für einen Produktionsauftrag, also auf einer Route dargestellt. Durchgeführt wird diese Analyse natürlich für jeden Produktionsauftrag und damit für jede Route innerhalb des Produktionsablaufs. Danach kann eine Liste generiert werden, welche alle Engpasssegmente und die Engpasshäufigkeit pro Produktvariante aufzeigt. Darauf aufbauend kann dann pro Segment der globale Engpass bestimmt werden, also die Produktvariante auf dem Segment, die den Engpass verursacht. Hierzu wird die Benennung der Segmente aus Abbildung 4-14 verwendet.

4.6.1 Lokale Engpassanalyse

Abbildung 4-15 zeigt das Ergebnis der lokalen Engpasslokalisierung für den Produktionsauftrag 4754118, der zur Produktvariante A gehört. Die individuellen Produkte (~18'000), die zum genannten Produktionsauftrag gehören, wurden auf den Segmenten 3, 8, 13, 16, 17 und 18 produziert vergleiche Abbildung 4-14.

Aus der Abbildung kann des Weiteren nicht nur in einfacher Art und Weise visuell erkannt, sondern auch leicht automatisiert ausgewertet werden, dass Segment 18 der Engpass für die Route des Produktionsauftrags ist: Der Schnittpunkt mit dem Kundentakt hat den geringsten Wert. Segment 18 kann für diesen Produktionsauftrag nur 4 % der Nachfrage abdecken, was bedeutet, dass 96 % der Produkte langsamer produziert werden, als dies vom Kunden gefordert wird. Weiterhin ist ersichtlich, dass die anderen Segmente ungefähr gleich gut abschneiden, da der Schnittpunkt mit dem Kundentakt jeweils höher als 95 % liegt.

Ausserdem verdeutlicht Abbildung 4-15, wie die vorgestellte Methode mit Produkten umgeht, die auf sich verändernden Routen, auch auf parallel auf Produktionssegmenten hergestellt werden: Der Produktionsauftrag 4754118 wird zunächst auf Montage 1.3 (Segment 3) montiert, dann auf einem gemischten Transportsystem (Segment 8 und 13) zu den parallelen Anlagen Montage 2.1 (Segment 16) und Montage 2.2 (Segment 17) transportiert, dort weiterverarbeitet und schlussendlich im Segment 18 verpackt. Montage 2.1 und 2.2 sind beide in der Lage, diese Produktvariante A zu verarbeiten, folglich wird der Produktionsauftrag aufgeteilt auf die beiden Segmente, je nach deren Verfügbarkeit. Die Methode berechnet dann einfach die Wahrscheinlichkeitsfunktionen für beide Segmente (sowohl im chaotischen als auch im parallelen Fall) und stellt diese dar. Hierdurch werden diese individuell vergleichbar und könnten als mögliche Engpässe identifiziert werden.

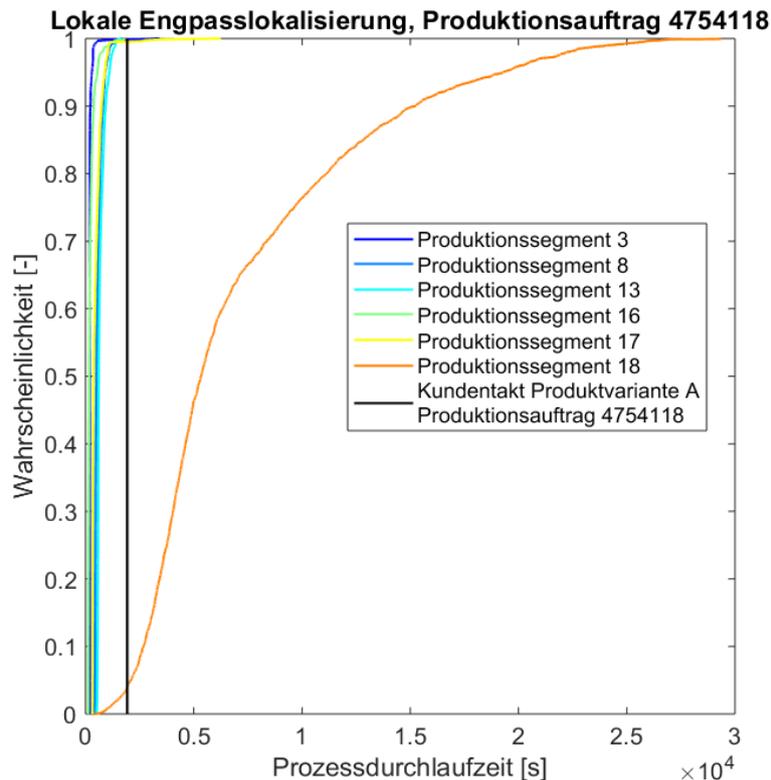


Abbildung 4-15: Lokale Engpasslokalisierung basierend auf den gemessenen Prozessdurchlaufzeiten (interpoliert mittels Fritsch-Carlson-Methode) der Produkte des Produktionsauftrag 4754118, der Produktvariante A, auf sechs Produktionssegmente auf denen das Produkt nacheinander produziert wurde, mit dem entsprechenden Kundentakt der zugehörigen Produktvariante A, adaptiert von [164].

4.6.2 Globale Engpasslokalisierung

Diese Auswertung wird für jeden der mehr als 50 Produktionsaufträge durchgeführt, die im Zeitraum der Validierung erfasst wurden. Tabelle 4-3 (links) listet entsprechend auf, welches Segment für wie viele Produktionsaufträge der lokale Engpass ist; diese ersten beiden Spalten basieren auf der Auswertung der vorher beschriebenen lokalen Engpassanalyse.

Basierend auf Tabelle 4-3 ist klar ersichtlich, dass Segment 18, also die Verpackungseinheit, der lokale Engpass für 39/52 Produktionsaufträge des Produktionsablaufs während der Validierungsphase ist. Folgend der Tabelle wird die globale Engpasslokalisierung für die Segmente 18, aber auch 7, 10, 2 durchgeführt. Wenn die Häufigkeit des Auftretens grösser als eins ist, muss die globale Engpasslokalisierung angewendet werden, um herauszufinden, welche Produktvariante für den Engpass auf dem Segment verantwortlich ist. Entsprechend ist dies bei 13, 15, 16 nicht notwendig, da hier der lokale Engpass der einzige und damit auch gleichzeitig der globale ist. Alle nicht genannten Segmente sind für keinen der produzierten Aufträge ein Engpass.

Tabelle 4-3: Ergebnis der Validierung: Aufzählung der Häufigkeit der lokalen Engpasslokalisierungen und des zugehörigen schlechtesten Produktionsauftrags sowie der zugehörigen Produktvariante, der Validierungsphase, adaptiert von [164].

Lokale Engpasslokalisierung		Globale Engpasslokalisierung	
Lokales Engpasssegment	Häufigkeit des Segments, dass es ein Engpass ist (von total 52 Produktionsaufträgen).	Schlechtester Produktionsauftrag auf dem Segment innerhalb des Messzeitraums	Zugehörige Produktvariante
18	39	4753950	A
7	5	4753505	B
10	3	4755609	C
2	2	4754494	B
13	1	4754831	D
15	1	4754790	E
16	1	4755466	F

Die Analyse der Segmente wird beispielhaft für Segment 18 in Abbildung 4-16 dargestellt: Hierin sind die Wahrscheinlichkeitsfunktionen aller 52 Produktionsaufträge, die auf diesem Segment produziert wurden, abgebildet. Um die Funktionsweise zu verdeutlichen, ist in Abbildung 4-16 der Bereich der Schnittpunkte der Wahrscheinlichkeitsfunktionen mit dem normalisierten Kundentakt detailliert gezeigt. Der unterste Schnittpunkt liegt bei Produktionsauftrag 47563950 vor, welcher zu Produktvariante A gehört. Diese Prozedur wird für alle Segmente wiederholt, die für mehr als einen Produktionsauftrag einen lokalen Engpass darstellen. So kann jeweils die Produktvariante evaluiert werden.

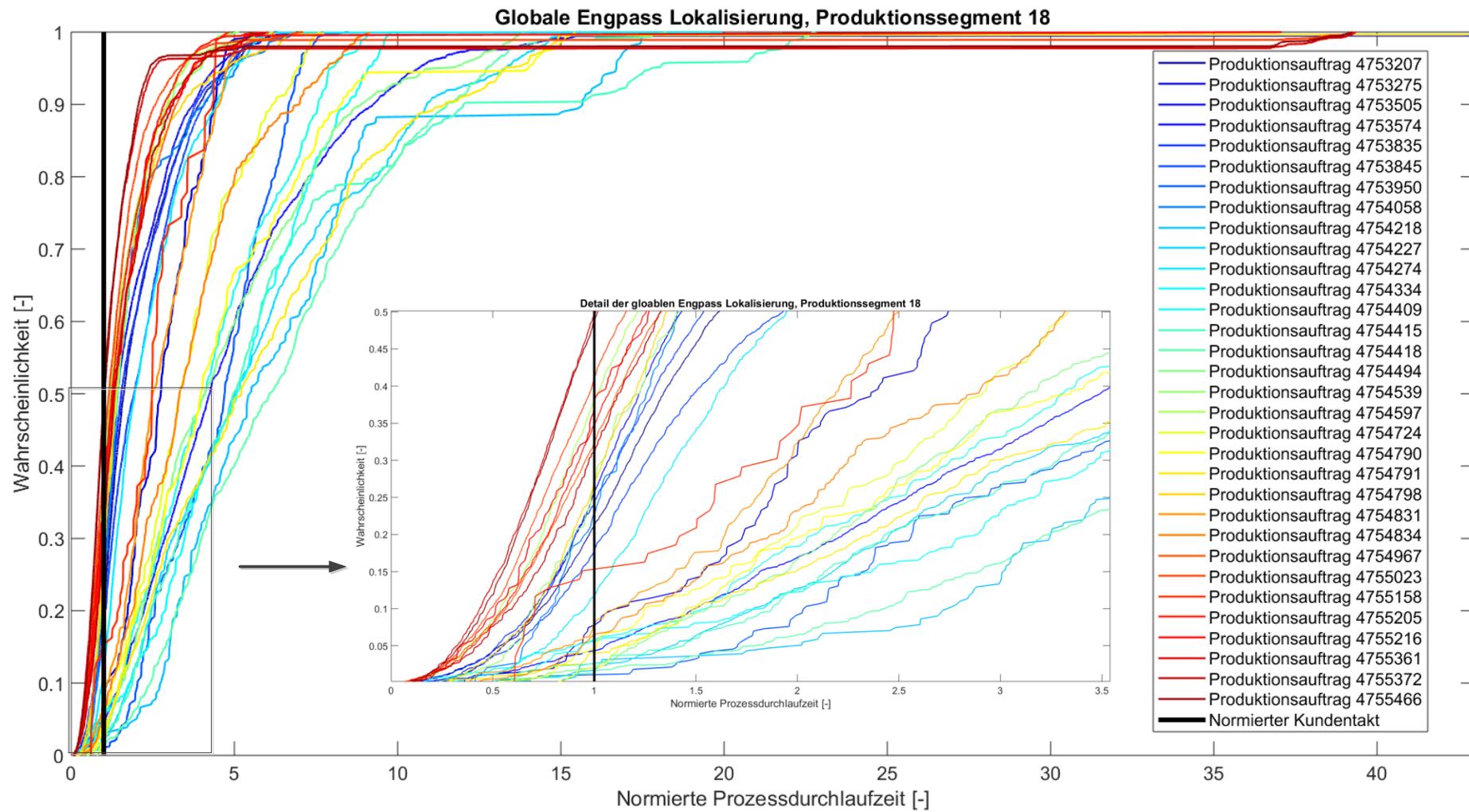


Abbildung 4-16: Globale Engpasslokalisierung für das Segment 18, Darstellung der 52 im Erfassungszeitraum gemessenen Produktionsaufträge, mit dem entsprechenden normiertem Kundentakt, adaptiert von [164].

Basierend auf der globalen Engpasslokalisierung kann Tabelle 4-3 vervollständigt werden: Für jedes Segment wird derjenige Produktionsauftrag angegeben, der den grössten Einfluss auf den Produktionsablauf hat (geringster Wert des Schnittpunktes). Durch den Produktionsauftrag ist direkt auch die verursachende Produktvariante bekannt.

Basierend auf dieser Ergebnistabelle, die automatisiert für beliebige Zeiträume generiert werden kann, kann folglich nicht nur angegeben werden, dass für die meisten Produktionsaufträge Segment 18 der dominante Engpass des gesamten Produktionsablaufs ist, sondern auch, welche Produktvariante, in diesem Fall A, den grössten Einfluss auf die gesamte Performance hat. In diesem Fall übersteigt die geforderte Nachfrage die existierende Kapazität am weitesten.

Wenn folglich der Produktionsablauf verbessert werden soll, ist nun zum ersten Mal datenbasiert bekannt, welches Segment spezifisch für welche Produktvariante verbessert werden muss, um den Ausstoss der Linie zu steigern. Diese spezifischen Massnahmen funktionieren nicht mehr nach dem Giesskannenprinzip "Verbesserung für alle Varianten", sondern zielgerichtet für eine Variante, was die Investitionen massiv reduziert.

4.6.3 Validierung der Funktionsweise der Analyse zeitlich ändernder Engpässe

Abbildung 4-17 zeigt einen Teil der Wahrscheinlichkeitskurven aus Abbildung 4-16 und belegt damit, wie die Erkennung zeitlich ändernder Engpässe funktioniert. Die Gesamtheit der zugrundeliegenden Daten wurde während 170 Schichten erfasst. Allerdings wurden während dieser Periode organisatorische Änderungen am Produktionsablauf vorgenommen, um insbesondere die Effizienz für eine Produktvariante auf Segment 18 zu steigern. Die Wirksamkeit dieser Massnahmen ist aus Abbildung 4-17 sichtbar: In dieser Abbildung sind Produktionsaufträge, die alle zur gleichen Produktvariante gehören, über einen längeren zeitlichen Horizont dargestellt. Die Kurvenschar weiter rechts unten gehört zu einem Zeitraum am Anfang der Validierungsphase, die linke Seite zu einem am Ende der Validierungsphase, als die Verbesserungen schon implementiert waren. Die Verbesserung ist sichtbar, da die Kurven nicht nur ihre Form verändern, sondern sich auch der Schnittpunkt mit dem normalisierten Kundentakt nach oben verschiebt. Dies zeigt, dass das Kapazitätsangebot des Segmentes für diese Linie angestiegen ist (unter der gegebenen Annahme, dass die Nachfrage konstant war); folglich hat sich auch der Quotient aus Kapazität und Nachfrage gesteigert. Die Produktvariante, die ursprünglich für den Engpass verantwortlich war, ist dies nun nicht mehr. Die Produktvariante, die jetzt der Engpass geworden ist, ist der Übersichtlichkeit wegen nicht dargestellt.

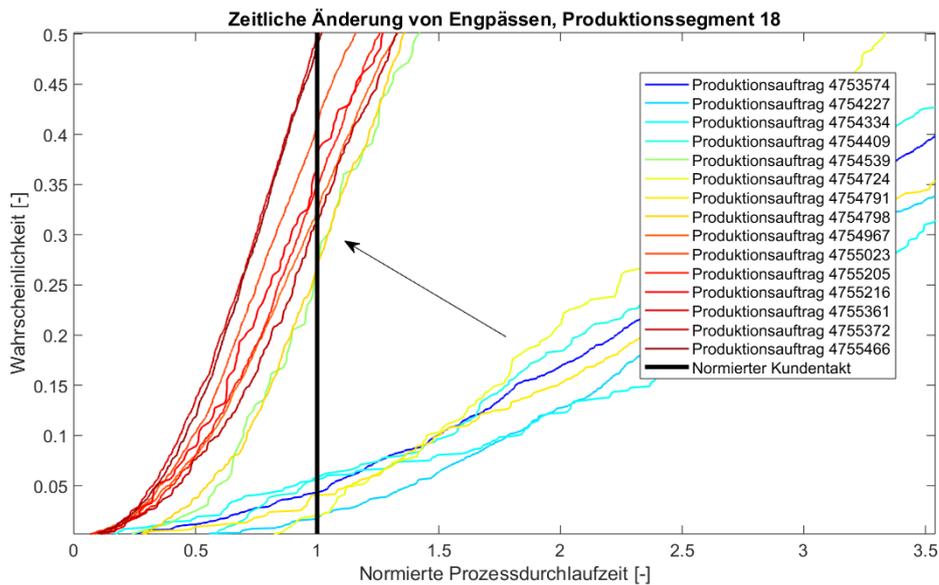


Abbildung 4-17: Zeitliche Veränderung der Wahrscheinlichkeitsfunktionen für unterschiedliche Produktionsaufträge auf Produktionssegment 18, die zur gleichen Produktvariante gehören, der Pfeil beschreibt die erreichte Produktivitätssteigerung, adaptiert von [164].

4.6.4 Weitergehende Validierung der Resultate

Anhand der Validierungsphase im Produktionsablauf des Industriepartners konnte gezeigt werden, dass die Methode - wie erwartet - funktioniert und Engpässe korrekt lokalisiert. Die Methode ist die erste, die produktvarianten-spezifische Engpässe in unterschiedlichen Produktionssegmenten lokalisieren kann.

Da es die erste Methode dieser Art ist, wurde das Resultat nochmals validiert durch das Taktdiagramm einer Wertstromanalyse. Darüber hinaus wurden die Ergebnisse durch die Rückmeldung des Produktionsverantwortlichen des Industriepartners bestätigt.

Um die Korrektheit der detektierten Engpässe zu validieren, wurde eine Wertstromanalyse nach dem Verfahren von Rother & Schook [10] durchgeführt. Die Wertstromanalyse wurde während der Validierungsphase auf dem gleichen Produktionsablauf durchgeführt. Die Daten wurden manuell vor Ort erfasst. Das Taktdiagramm ist neben der Wertstromkarte ein Resultat der Wertstromanalyse, welches in Abbildung 4-18 dargestellt ist. Hierin wird die Prozessdurchlaufzeit der individuellen Produktionsschritte für eine Produktvariante und der zugehörige Kundentakt dargestellt. Es ist klar ersichtlich, dass für Variante A der Produktionsschritt der Verpackung der Engpass ist, da hier der Balken (und damit die benötigte Prozessdurchlaufzeit) den Kundentakt am meisten übersteigt. Hierdurch konnten die Resultate validiert werden.

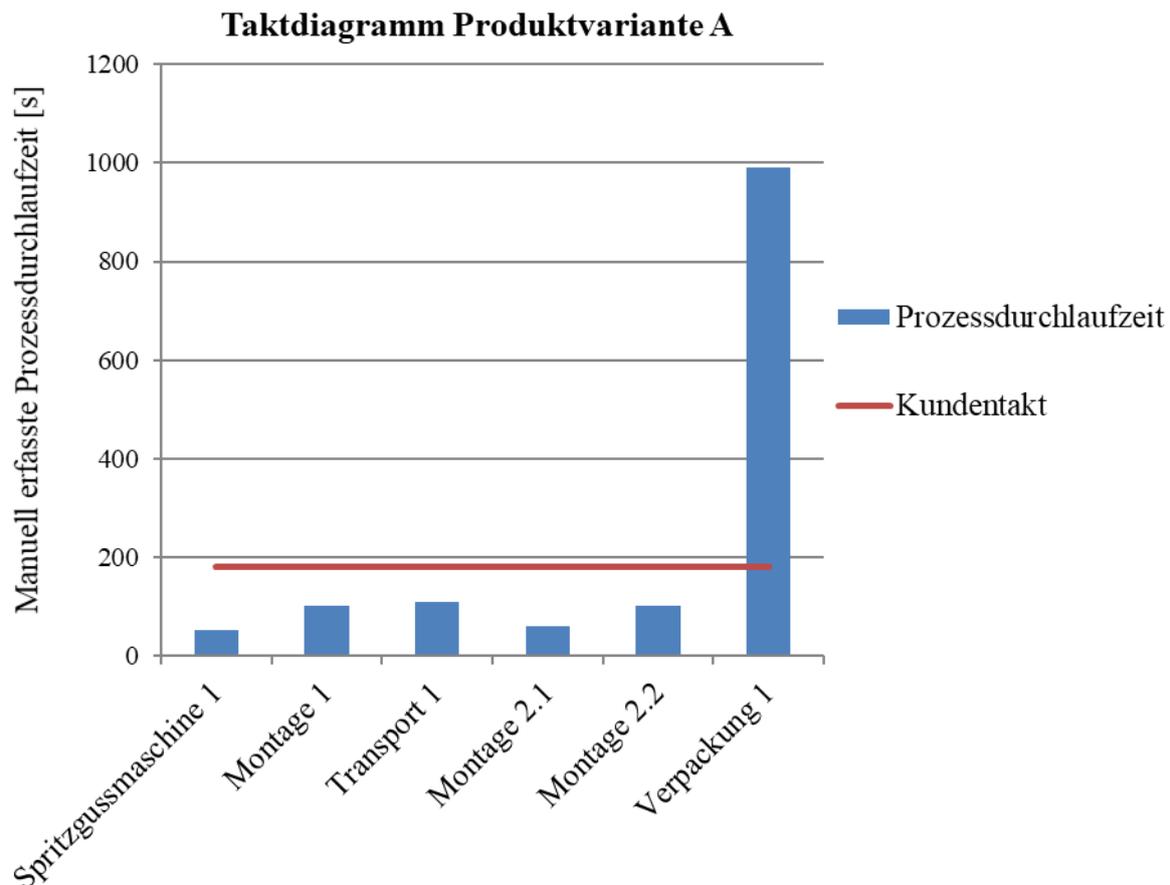


Abbildung 4-18: Taktdiagramm des Wertstrom für Produktvariante A für das Routing der Produktvariante, basierend auf manuellen Zeitmessungen der Prozessdurchlaufzeit an der Linie, sowie des Kundentaktes zum Vergleich und zur Identifikation des Engpasses.

4.7 Handlungsempfehlungen für produzierende Unternehmen

4.7.1 Grundlegende Erkenntnisse

Die vorgestellten Ergebnisse beinhalten entscheidende Erkenntnisse für Betriebsleiter, die bestrebt sind, ihre Wertschöpfungsströme, basierend auf dem Wissen über den Ort des Engpasses zu optimieren. Das vorgestellte Verfahren ist für Massenproduktionsabläufe mit einer Make-to-Stock-Strategie konzipiert, ist aber nicht darauf beschränkt. Das Wissen um den Engpass ist besonders wertvoll für diejenigen Manager, die Lean-Methoden in Fabriken einsetzen, da es die Grundlage für Kaizen - kontinuierliche Verbesserung - und Kaikaku - bahnbrechende Verbesserung - bildet.

Allen voran führt die Methode zu Transparenz über den Ort der Engpässe des Produktionsablaufs. Die neue Methode kann vollautomatisch und verlässlich:

1. Engpässe entlang jedes Routings einer Produktvariante durch einen Produktionsablauf lokalisieren.

2. Diejenigen Produktvarianten identifizieren, die auf einem spezifischen Segment den Engpass verursachen.
3. Die zeitliche Veränderung von Engpässen detektieren.
4. Die globale Produktvariante identifizieren, die den Engpass verursacht.

Die vorgestellte lokale Engpasslokalisierung entlang jeder Route innerhalb eines Produktionsablaufs hat einen abteilungsübergreifenden Aspekt. Basierend auf den Resultaten aus Abbildung 4-15 werden nicht nur einzelne Produktionssegmente individuell verbessert, ohne dabei Kapazität der anderen zu beurteilen, sondern das schwächste Segment, das den Engpass auf der Route verursacht, kann verbessert werden. So kann der gesamte Durchsatz gesteigert werden. Interne Abteilungsgrenzen werden irrelevant, was eine datenbasierte Lean-Perspektive, mit geringsten Überkapazitäten ermöglicht.

Eine der offensichtlichsten Veränderungen heutiger Produktionslinien ist, dass ein Produktionsablauf mehrere Produktvarianten - auch gleichzeitig - produzieren kann. Dies trifft nicht nur für die Automobilindustrie zu, sondern auch für zahlreiche andere Industriezweige, wie der Industriepartner zeigt. Dennoch existierte bis jetzt keine Methode zur Lokalisierung von Engpässen, die diese produktvarianten-spezifisch lokalisieren konnte. Da die hier vorgestellte Methode dies ermöglicht, können Verbesserungsmaßnahmen, wie zum Beispiel Investitionen, viel gezielter eingesetzt werden. Um beim Beispiel der industriellen Validierung zu bleiben: Die Verpackungslinie muss nicht für alle Produktvarianten gleichzeitig verbessert werden, sondern zuerst für eine Produktvariante (hier A). Darauf aufbauend sollten die Veränderungen beobachtet werden, zum Beispiel mit der hier vorgestellten Analyse der zeitlichen Veränderung von Engpässen. Basierend auf der zeitlichen Veränderung der Engpässe können weitere Investitionsentscheidungen getroffen werden. Dies beschränkt die Investitionen in den Dimensionen Zeit und Menge deutlich.

Heutige Produktionsabläufe sind komplexe Systeme in einer sich schnell verändernden Umgebung - sie sind dynamisch. Diese Veränderungen werden beispielsweise schon durch unterschiedliche Produktionspläne hervorgerufen. Eine Veränderung des Produktionsplans kann dazu führen, dass der Engpass seinen Ort wechselt, was [49] aufzeigt. Um mit diesen wechselnden, zeitlich varianten Engpässen umgehen zu können, ist es entscheidend, Engpasslokalisierungen für unterschiedliche, beliebige Zeiträume durchführen zu können. So kann die Veränderung transparent gemacht werden. Die präsentierte Methode ermöglicht, wie in Abbildung 4-17 dargestellt, genau eine solche Engpassanalyse zu beliebigen Zeiträumen, abgestimmt auf die Bedürfnisse des

produzierenden Betriebs, ohne die Notwendigkeit, Ressourcen zusätzlich zum Inertial Aufwand der Installation der Sensoren, aufzuwenden (denn die Sensoren sind bereits installiert und lesen die Identifikationen).

Abschliessend ist darauf hinzuweisen, dass die vorgestellte Methode leicht zu implementieren ist und damit geringe Einführungsbarrieren hat. Die Sensoren sind klein und die Datenerfassung und -analyse kann automatisiert durchgeführt werden. Dies reduziert den Aufwand dramatisch im Vergleich zu existierenden, insbesondere manuellen Methoden, die Engpässe zu lokalisieren. Vor allem der Aufwand, zeitlich verändernde Engpässe zu bestimmen, ist klein, verglichen mit dem Aufwand, jedes Mal einen neuen Bottleneck Walk von [55] oder eine neue Wertstromanalyse durchzuführen. Des Weiteren ist die Methode echtzeitfähig: Anders als existierende Methoden ermöglicht sie die kontinuierliche Messung und Evaluation der Daten. Dies bietet die Chance, schneller auf Probleme reagieren zu können.

4.7.2 Einfluss des Produktvariantenmixes auf die Lokalisierung von Engpässen

Der dynamische Aspekt und damit die zeitliche Varianz des Ortes von Engpässen wird durch die Definition von drei Arten von Engpässen von Wang et al. [49] unterstrichen. Diese definieren Struktur-, Planungs- und Ausführungsengpässe. Die Autoren verorten somit die Gründe für Engpässe in der Art der Ausführung des täglichen Produktionsablaufs, zum Beispiel durch den produzierten Variantenmix. Wang et al. [49] spezifizieren, dass Engpässe sogar pro Schicht ihren Ort wechseln können, da jeder Produktionsplan, seinen zugehörigen Ausführungsplan und damit seinen eigenen Engpass besitzt.

Die hier beschriebene Methode berücksichtigt solche Engpässe ebenfalls und macht eine Aussage über die Wirkung des Produktvariantenmixes: Im Schritt der Engpasslokalisierung, vergleiche das in Abbildung 4-15 dargestellte Ergebnis der Validierung, wird der Produktionsschritt identifiziert lokalisiert, der für diesen Produktionsauftrag der Engpass war. Dies berücksichtigt folglich auch die vorherrschenden Produktionszustände (auch der Variantenmix) zum Zeitpunkt der Produktion des Produktionsauftrags.

Um eine Aussage über den Zusammenhang von Produktvariantenmix und dem vorherrschenden Engpass treffen zu können, muss man im Sinne der globalen Engpassanalyse, siehe Kapitel 4.3.3, alle Produktionsaufträge betrachten, die während des Zeitraums eines bestimmten Produktvariantenmixes produziert wurden. Der Zeitraum der Analyse lässt also eine Aussage über den Zusammenhang zwischen Engpass und produzierten Variantenmix zu. Basierend auf dieser Erkenntnis kann man - vorausgesetzt man

"missachtet" das tatsächliche Kundenbestellverhalten -, denjenigen Variantenmix wählen, bei dem der Schnittpunkt aus Kundentakt und Wahrscheinlichkeitskurve den höchsten Wert aufweist und so den Durchsatz deutlich erhöhen.

Das Wissen über den Zusammenhang von produziertem Variantenmix und Engpass, kann weitergehend die Grundlage liefern, um Vorhersagen zu den Engpässen zu treffen: Bei einem bestimmten, produzierten Variantenmix war beispielsweise im letzten Jahr immer Station A der Engpass. Wenn die Produktion nicht verändert wurde, ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass auch das nächste Mal bei der Produktion dieses Mixes der Engpass dort zu verorten sein wird. Entsprechend könnten vorbeugende Massnahmen, durch Instandhaltung, zusätzlich Mitarbeiter, ... getroffen werden, um die Kapazität des Engpasses zu erhöhen.

4.7.3 Zusätzliche industrielle Vorteile neben der Lokalisierung von Engpässen

Wie oben erwähnt, stellt die Methode ein Werkzeug zur Verfügung, mit dem ein beliebiger Zeitraum der zugrundeliegenden Daten gewählt werden kann. Dies kann aber nicht nur dazu genutzt werden, um zeitliche ändernde Engpässe zu lokalisieren, sondern auch, um die Wirksamkeit von Verbesserungsmassnahmen zu bewerten. Um beim Beispiel der Verpackungslinie als Engpass zu bleiben: Hier plant der Industriepartner, eine neue (zusätzliche) Verpackungslinie und damit zusätzliche Kapazitäten zu installieren. Daraus folgend werden auch hier die Wahrscheinlichkeitskurven nach links oben und der Schnittpunkt mit dem normalisierten Kundentakt nach oben verschoben, da mehr Kapazitäten zur Produktion der Nachfrage zur Verfügung stehen. Das Delta der Verschiebung des Schnittpunktes nach oben ist ein Mass für die Effektivität der durchgeführten Veränderungen und damit der durchgeführten Investitionen.

Darüber hinaus bietet die vorgestellte Methode ein Werkzeug zur Bewertung der Prozessstabilität von Produktionssegmenten und Produktionsabläufen. Dieses ist in Anlehnung an Reichert [16] allerdings detaillierter, da es pro Produktvariante und pro Segment durchgeführt werden kann: Die idealisierte Wahrscheinlichkeitsfunktion eines Produktionsauftrags auf einem Produktionssegment, vergleiche Abbildung 4-3, welche in Gleichung (4.2) und (4.3) gegeben sind, sollte eine allgemein formulierbare Sprungfunktion darstellen, die wie folgt definiert werden kann:

$$f(\Delta t_{i,j}) = \begin{cases} 0, & \Delta t_{i,j} < \text{Kudentakt} \\ 1, & \Delta t_{i,j} \geq \text{Kudentakt} \end{cases} \quad (4.7)$$

mit:

$\Delta t_{i,j}$ Prozessdurchlaufzeit eines individuellen Produktes j , in einem Segment i .

Gleichung (4.7) beschreibt den idealen Fall, in dem alle Produkte auf einem Produktionssegment mit exakt der gleichen Prozessdurchlaufzeit ohne jegliche Fluktuationen produziert werden. Zusätzlich entspricht die Prozessdurchlaufzeit exakt dem Kundentakt. Gleichung (4.7) beschreibt also den Fall, in dem die Nachfrage zu jedem Zeitpunkt exakt der angebotenen Kapazität entspricht. Je mehr die Wahrscheinlichkeitsfunktion von dieser Kurve abweicht, zum Beispiel in Form einer S-Kurve, vergleiche beispielhaft Abbildung 4-3, desto instabiler ist der Prozess. Die einschliessende Fläche der realen zur idealen Wahrscheinlichkeitsfunktion ist somit ein Mass, um die Stabilität³ eines Produktionssegmentes zu ermitteln, welches auch zeitliche Fluktuation berücksichtigt. Entsprechend stellt die vorgestellte Methode ein Werkzeug zur Verfügung, um die Stabilität von Produktionssegmenten produktvariantenspezifisch visuell und mathematisch zu beurteilen. Dies ermöglicht wiederum, durch die gewonnene Transparenz einerseits eine zielgerichtete Verbesserung einzelner Produktionssegmente durchzuführen und andererseits, die Effizienz der Verbesserungsmaßnahmen zu evaluieren – je mehr sich die Wahrscheinlichkeitsfunktion an die Sprungfunktion angleicht, desto besser.

Um abschliessend auf die zugrundeliegende Inspiration dieser Arbeit zurückzukommen, kann die so gemessene Prozessstabilität natürlich auch als Benchmark in internationalen Produktionsnetzwerken genutzt werden: Die so gemessene Prozessstabilität beschreibt die technische Fähigkeit eines Produktionsstandortes und liefert damit die technische Entscheidungsgrundlage dafür, wo welches Produkt produziert werden soll, siehe dazu Reichert [16].

³ Es sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass die Stabilität sich auf die Streubreite der zugrundeliegenden Dichtefunktion der empirischen Wahrscheinlichkeitsfunktionen bezieht: Da im Gegensatz zum $c_{p,k}$ -Wert (noch) kein Toleranzbereich festgelegt werden kann, ist der Begriff von der der Bewertung «stabil» und «fähig» zu unterscheiden. Einen möglichen Ansatz zur Festlegung eines Toleranzbandes kann der Kundentakt liefern.

4.7.4 Vorhersage von (zeitlich ändernden) Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen

Neben der Notwendigkeit an der korrekten Lokalisierung von Engpässen gerade in multivarianten Produktionsabläufen existiert in der Forschung und Literatur ein steigendes Interesse an der Vorhersage des Ortes von Engpässen, siehe zum Beispiel [56, 173].

Wie bereits erwähnt, ähnelt der vorgeschlagene Ansatz in seinen Hauptmerkmalen der Logik von Google Maps und Google Traffic zur Stauprognose, siehe [174]: Das GPS-Signal des Fahrers, der auf der Strasse unterwegs ist, enthält vergleichbare Informationen wie das individuelle identifizierte Produkt (wer, wann, wo). Der Satellit, der die GPS-Signale empfängt, ähnelt den installierten Lesegeräten im Produktionsablauf. In gleicher Weise wie Google, siehe Abbildung 4-19, in einer aktuellen Verkehrssituation in Manhattan farbige Segmente definiert, um die Verkehrslage zu beschreiben, werden in der oben vorgestellten Methode Segmente von Produktionsabläufen definiert, um darauf ebenfalls Kapazität und Nachfrage zu vergleichen. Hierauf basierend wird eine aktuelle Aussage über den Zustand der Strassen resp. des Produktionsablaufs abgeleitet.

So wie Google in der Lage ist, eine Vorhersage des aktuellen, typischen und zukünftigen Verkehrszustands durchzuführen, so wäre es auch möglich, Engpässe verschiedener Produktionssegmente in einer Produktionslinie vorherzusagen. Nicht basierend auf der Tageszeit, wie zum Beispiel der "Rush Hour", sondern zum Beispiel basierend auf dem erzeugten Produktvariantenmix. Die Vorhersage von Engpässen, die auf erlernten Mustern basiert, stellt nach Meinung des Autors die nächste Entwicklungsstufe der vorgeschlagenen Methode dar.

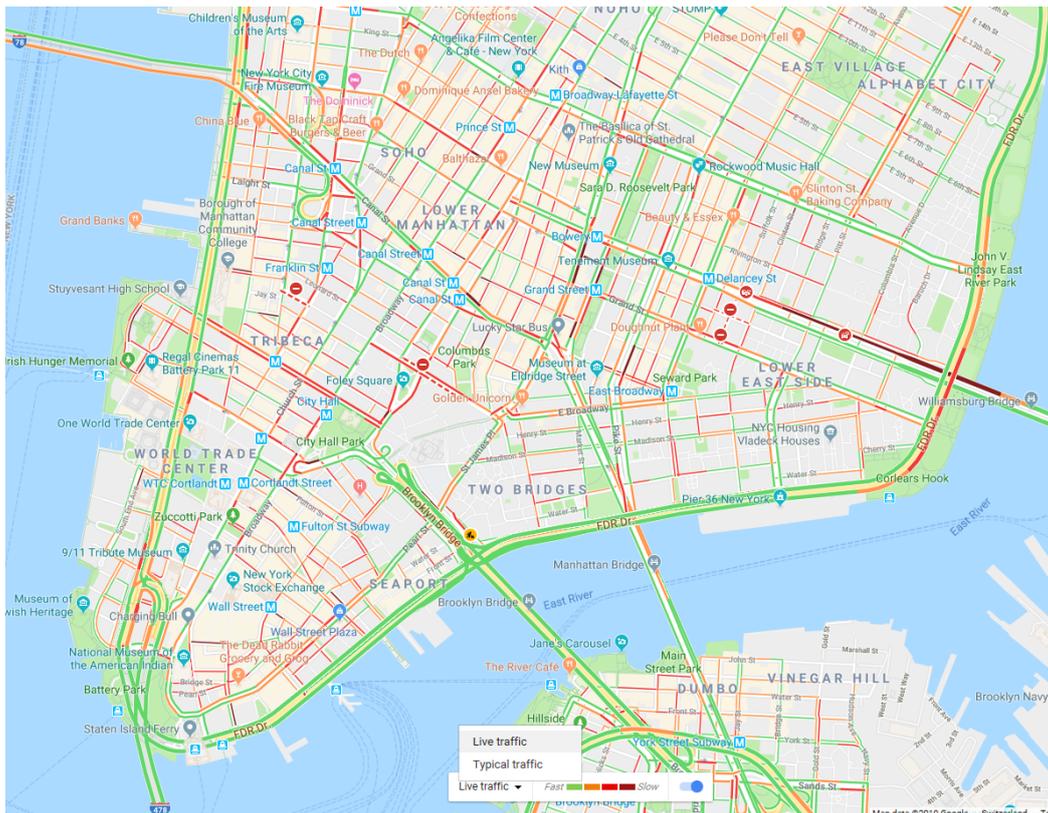


Abbildung 4-19: Google Maps Screenshot der Echtzeitverkehrssituation in Manhattan, NY, USA, zur Verdeutlichung der gleichen Funktionsweise (rot = Engpass) der vorgestellten Methode zur Lokalisierung von Engpässen [164].

4.8 Zusammenfassung und Ausblick

Heutige Produktionsabläufe sind zeitvariante, komplexe Systeme, welche durch Nachfrageverhalten des Kunden stark beeinflusst sind. Trotz dieser Komplexität ist die hier vorgestellte die Methode in der Lage, Engpässe zu lokalisieren. Die Komplexität kann dabei in folgender Form auftreten:

1. Es besteht ein volatiles Kundennachfrageverhalten, auf welches ein Produktionsablauf dynamisch reagieren können muss. Entsprechend verändern sich ständig die Strukturen und die Auslastungen der Produktionsabläufe und sind somit zeitlich variant.
2. Es existieren Produktionsabläufe, auf denen mehrere Produktvarianten gleichzeitig produziert werden, zum Beispiel, um Marktdynamiken abzufangen.
3. Produktionsabläufe sind aufgrund der Kosteneffizienz häufig stark automatisiert und bestehen aus verketteten Prozessen.
4. Die gegenseitigen Abhängigkeiten der einzelnen Produktionsschritte werden grösser, da sich die Anzahl der Lagerplätze innerhalb von Produktionsabläufen

zur Kompensation von Schwankungen mit der Einführung von Lean stark reduziert wurde.

Um solche Systeme trotzdem effektiv betreiben zu können, ist es von grundlegender Bedeutung zu verstehen, zu welchen Grenzen einzelne Produktionsschritte führen. Diese begrenzenden Produktionssegmente werden Engpässe (Bottlenecks) genannt. Diese beschränken nicht nur die Produktivität einzelner Produktionsabläufe, sondern auch den Geschäftserfolg. Allen voran ist der Durchsatz hier diejenige Variable, die die Effizienz des Produktionsablaufs bewertet, was [51] ausführt, und die vom Engpass am meisten beeinflusst wird.

Die hier vorgestellte Methode ist in der Lage, zeit- und ortsvariante Engpässe in multivarianten Produktionsabläufen zu detektieren. Dabei unterliegen die Bedingungen der Produktionsabläufe keinen Beschränkungen: Sie können parallel, nicht-parallel und offen asynchron sein. Folglich können auf allen Arten von modernen, komplexen Produktionsabläufen Engpässe lokalisiert werden. Einzig die Produkte müssen individuell identifizierbar sein. Des Weiteren konnte die vorgestellte Methode sowohl in einer umfangreichen Simulationsstudie als auch in einem realen Produktionsablauf während einer Produktionszeit von 170 Schichten validiert werden. Die Resultate zeigen, dass die Methode kostengünstig und zuverlässig Engpässe produktvariantenspezifisch detektieren kann.

Um in dynamischen und komplexen Produktionsabläufen Engpässe lokalisieren zu können, wird die Wahrscheinlichkeit der individuellen Prozessdurchlaufzeiten der Produkte eines Produktionsauftrags als Instrument verwendet, um das sich zeitlich ändernde Kapazitätsangebot eines Produktionssegmentes zu beschreiben. Zusätzlich wird der Kundentakt verwendet, um das sich zeitlich ändernde Nachfrageverhalten produktvariantenspezifisch zu beschreiben. Der Vergleich aus Kapazität und Nachfrage gibt Aufschluss über den Kundentakt, denn jedes Produktionssegment, bei dem die Nachfrage die Kapazität übersteigt, ist ein potentieller Engpass. Der Quotient ist kleiner als eins.

Um die Wahrscheinlichkeitsfunktionen der Prozessdurchlaufzeit jedes einzelnen Produktes innerhalb eines Produktionsauftrags mathematisch geschlossen beschreiben zu können, wurde ein fünfstufiges mathematisches Verfahren entwickelt und vorgestellt. Dieses Verfahren ist voll automatisierbar und erfordert nur die eindeutige Identifikation der hergestellten Produkte. Das Ergebnis ist ein streng monotonen kubisches Polynom.

Die so entwickelte Wahrscheinlichkeitsfunktion wird zunächst verwendet, um die lokalen Engpässe auf den Routen der einzelnen Produktionsaufträge innerhalb eines

Produktionsablaufs zu lokalisieren. Die so evaluierten Produktionssegmente sind Engpässe für den einen produzierten Produktionsauftrag und damit für eine Produktvariante.

Diese lokale Engpasslokalisierung kann für einen beliebigen Zeitraum angewendet werden. Hierauf aufbauend ist eine Analyse der zeitlichen Relokalisierung von Engpässen möglich.

Hauptziel ist es aber, basierend auf der lokalen Engpasslokalisierung den globalen Engpass und damit die Produktionssegmente mit den dazugehörigen Produktvarianten zu identifizieren, die den Durchsatz am meisten behindern. Hierzu werden die unterschiedlichen Wahrscheinlichkeitsfunktionen der auf den Produktionssegmenten hergestellten Produktionsaufträge miteinander anhand des normalisierten Kundentaktes verglichen. Basierend auf diesem Vergleich kann bestimmt werden, welche Produktvariante auf welchem Produktionssegment den Durchsatz am meisten beschränkt und somit den globalen Engpass darstellt.

Das beschriebene Vorgehen wurde in einer ausgedehnten Simulationsstudie validiert und zeigt vielversprechende Resultate: Die Effektivität der Engpasslokalisierung liegt, im Fall von Produktionsabläufen, auf denen nur eine Produktvariante produziert wird im Bereich existierender, anerkannter Methoden. Des Weiteren konnte an Hand der Simulationsstudie gezeigt werden, dass die Methode die erste ist, die produktvariantenspezifisch Engpässe in multivarianten Produktionsabläufen detektieren kann.

Aufbauend auf den guten Resultaten der Simulationsstudie wurde die vorgestellte Methode unter realen Bedingungen während 170 Schichten (à acht Stunden) auf einem realen Produktionsablauf validiert. Dieser besteht aus 14 Produktionssegmenten und kann 21 unterschiedliche Produktvarianten produzieren. Im Zuge der Validierung lieferte die Methode die erwünschten Resultate und lokalisierte sowohl die lokalen Engpässe als auch die globalen Engpässe produktvariantenspezifisch und zutreffend. Auch konnte der zeitliche Aspekt sich verändernder Produktionsbedingungen zufriedenstellend abgebildet werden. Die Resultate des Feldversuchs wurden zusätzlich mit Hilfe einer Wertstromanalyse validiert.

Zusammenfassend stellt die hier vorgestellte Methode die erste Möglichkeit dar, Engpässe produktvariantenspezifisch in multivarianten Produktionsabläufen zu lokalisieren. Die Methode konnte nicht nur durch eine Simulationsstudie validiert werden, sondern konnte sogar in einer realen Praxiserprobung ihre Fähigkeiten unter Beweis stellen.

Ausblick

Die Arbeit entwickelt eine Methode zur datengetriebenen Produktivitätssteigerung und damit zur industriellen Anwendung von Process Mining. Sie stellt reale Produktionsabläufe klar strukturiert (in Produktionssegmente) und digitalisiert dar, damit relevante Daten zur Verfügung stehen, um hieraus Engpässe zu erkennen. Darüber hinaus wird gezeigt, wie die Wahrscheinlichkeitskurven genutzt werden können, um nicht nur die Engpässe zu erkennen, sondern auch, um die Stabilität der einzelnen Prozesse zu beurteilen. Beide Bereiche - datengetriebene Produktivitätssteigerung und Process Mining in der Fertigung - bieten eine fruchtbare Grundlage für weitere Forschungen.

Nachfolgende Forschung sollte sich auf die Analyse der Form der Wahrscheinlichkeitskurve konzentrieren: Das Thema wird zwar kurz angeschnitten, indem die Grösse der Fläche zwischen der realen S-Kurve der Wahrscheinlichkeitsfunktion mit der idealen Stufenfunktion als Bewertungsgrösse der Prozessfähigkeit vorgeschlagen wird. Innerhalb der vorgeschlagenen Methode werden aber nur die Schnittpunkte aus Kundentaktzeit und Wahrscheinlichkeitsfunktion verwendet. Die Analyse der Form dieser Kurve und die daraus abgeleitete Notwendigkeit einer zuverlässigen und detaillierten Bewertungsmethode bietet nahrhaften Boden für weitergehende Forschung.

Zukünftige Forschungen zum Thema datengetriebene Engpasserkennung und Prozessstabilitätsanalyse sollten sich nicht auf die Produktionsabläufe oder das Produktionsmanagement beschränken. Die hier vorgeschlagene Methode ist für alle Prozesse anwendbar, sofern die untersuchten Produkte individuell identifiziert werden. Vorwiegend logistische Prozesse, d.h. automatisierte (Post-)Distributionszentren sowie ganze Lieferketten, wie z.B. Lebensmittel, wie von [175] postuliert, scheinen ein entsprechend vielversprechendes Feld für die Anwendung der Methode und damit für angewendete Forschung zu sein.

5 Informationsstromanalyse

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter [118] publiziert. Der Inhalt basiert teilweise auf den Arbeiten von Ebnöther [119] und Isler [120].

Der Ausgangspunkt für die entwickelte Methode ist das Bedürfnis des Industriepartners, die Effektivität der Informationsströme innerhalb seiner Produktionsabläufe zu steigern. Auf diesen Produktionsabläufen werden eine Vielzahl unterschiedlicher Produktvarianten bei gleichzeitig stark schwankender Kundennachfrage produziert. Gleichzeitig werden eine tiefe Durchlaufzeit und eine möglichst hohe Auslastung der Produktionsressourcen und eine damit verbundene Kosteneffizienz gefordert. Die Menge an Informationen, solche Produktionsabläufe zielführend durchzuführen, ist beträchtlich, da unterschiedliche Produktvarianten unterschiedlich montiert werden müssen.

Der Designvorschlag der hier präsentierten, verallgemeinerten Methode kann folgendermassen zusammengefasst werden: Mit dem Ziel, effizientere Informationsströme in Produktionsabläufen zu schaffen, wird ein strukturiertes, nicht-heuristisches Vorgehen benötigt, welches die visuelle Darstellung und Analyse des Ist-Zustandes ermöglicht, sowie basierend hierauf die entsprechenden Verbesserungsmassnahmen ableitet.

Die Methode erfasst, visualisiert und bewertet vollumfänglich Informationsströme in einem Produktionsablauf mit der Hilfe fünf neu entwickelter Performanceindikatoren. Folglich legt die Methode die Grundlage, um den aktuellen Zustand der Informationsströme in Produktionsabläufen zu verbessern, um so einen messbar besseren Effizienzlevel zu erreichen und so die langfristige Wettbewerbsfähigkeit der Unternehmen sicherzustellen.

5.1 Methode zur Darstellung von Informationsströmen in Produktionsabläufen

Die vorgeschlagene Methode baut auf verschiedenen Aspekten existierender Methoden auf und passt diese auf eine Produktionsumgebung an. Die Ziele der präsentierten Informationsstromanalyse sind die gleichen wie die der Makigami Methode: Verständlichkeit, Klarheit, Optimierung und Transparenz von Informationsströmen, aber für eine Produktionsumgebung. In der Form eines klassischen "pen-and-paper"-Ansatzes wie der Wertstromanalyse wird eine Informationsstromkarte erarbeitet. Dies geschieht hauptsächlich durch das Befragen von Produktionsmitarbeitern und parallel dazu das Zeichnen einer Informationsstromkarte. Die Teilnehmer des Informationsstroms strukturieren die Karte, vergleichbar mit den Ansätzen der Makigami-Methode und der Lean

Administration. Basierend auf der Analogie von Informationen als immaterielle Produkte und den beschriebenen Definitionen von Verschwendung im Kontext des Informationsmanagements werden 5 Performanceindikatoren entwickelt, vergleiche Tabelle 3-5. Das Ziel dieser Indikatoren ist es, den aktuellen Zustand eines Informationsstroms vergleichbar und damit bewertbar zu beschreiben. Zusätzlich dazu liefern die Performanceindikatoren in Kombination mit der Wertstromkarte die Grundlage, um Verbesserungsmaßnahmen abzuleiten und damit einen Sollzustand des Informationsstroms und der Informationsstromkarte herzuleiten.

5.1.1 Erstellung der Informationsstromkarte

Visualisierung der zugrundeliegenden Prozesse

Basierend auf einer Wertstromkarte werden die unterschiedlichen Teilschritte eines Produktionsablaufs vom Kunden durch die Fabrikhalle zu den Lieferanten entgegengesetzt zum Materialfluss visualisiert, wie in [127] gegeben. Hierfür müssen keine Daten erfasst, sondern nur die unterschiedlichen Prozesse aufgezeichnet werden. Das Ergebnis ist eine Prozesskarte mit aufeinanderfolgenden Boxen, die mit Pfeilen miteinander verbunden sind (diese zeigen die Richtung des Materialflusses an), vergleiche Abbildung 5-1. Hierbei ist es entscheidend, sich nicht nur auf die eigentlichen Produktionsprozesse selbst zu konzentrieren, sondern auch auf die unterstützenden Prozesse. Diese unterstützenden Prozesse sind von grosser Bedeutung, da diese die relevanten Informationen, die zur Herstellung eines Produktes benötigt werden, effizient zur Verfügung stellen sollen. Die unterstützenden Prozesse sind vergleichbar mit werterhaltenden Aktivitäten zur Herstellung eines Produktes, siehe [10]. Um die Bedeutung solcher unterstützenden Prozesse zu verdeutlichen, nennen Hartmann et al. [73] einige Beispiele wie die Koordination von Werkzeugwechseln, Instandhaltung, Logistik, usw. Entsprechend werden diese auf Informationen basierenden unterstützenden Prozesse ebenfalls in die Darstellung eingefügt, vergleiche Abbildung 5-1.

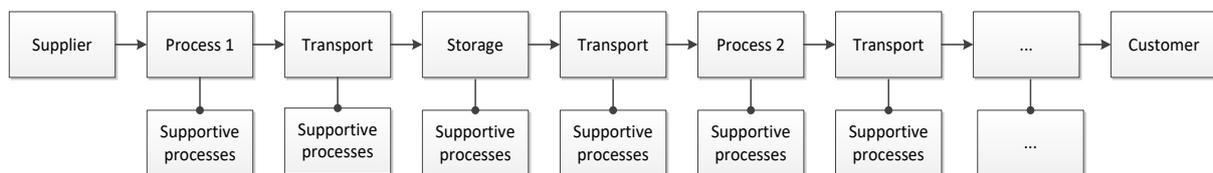


Abbildung 5-1: Prozesskarte des Wertstroms mit zugehörigen unterstützenden Prozessen, die die relevanten Informationen zur Verfügung stellen, adaptiert von [118].

Erfassung des Informationsstroms

Die zuvor erstellte Prozesskarte (Abbildung 5-1) dient als Grundlage zur Durchführung der Interviews mit den verantwortlichen Mitarbeitern. In Tabelle 5-1 sind unterstützende

Fragen zur Durchführung der Interviews aufgelistet. Die Fragen aus Tabelle 5-1 geben Leitlinien für die Aspekte von Informationsströmen in den sechs Dimensionen: Informationsgehalt, -herkunft und -ziel, Medium der Information, Notwendigkeit der Rückfrage, Fähigkeit der Echtzeitübertragung der Daten und die Stufe der Automatisierung. Die Richtung zur Erfassung des Informationsstroms und damit die Reihenfolge muss zwingend in der Richtung des Materialstroms erfolgen, da Informationen innerhalb eines Produktionsablaufs häufig aufeinander aufbauen. Durch Interviews mit den Prozessverantwortlichen aus Abbildung 5-1 werden die notwendigen Informationen gesammelt, um die Informationsstromkarte zeichnen zu können.

Tabelle 5-1: Leitlinien zur Durchführung der Interviews mit den Teilnehmern des Informationsstroms in sechs Kategorien mit den dazugehörigen Fragestellungen, basierend auf der Makigami-Methode [130], adaptiert von [120].

Thema / Inhalt	Leitende Fragestellung
Informationsgehalt	Was ist der Inhalt der erhaltenen, verarbeiteten, übertragenen und erstellten Informationen? (Input, Process, Output)
Ziel und Herkunft der Information	Wo liegt die Herkunft der Informationen und wo das Ziel der Informationen, der erhaltenen oder verarbeiteten Informationen? Welches Medium wird genutzt, um Informationen zu übertragen?
Medium der Information	Welches Medium enthält die Informationen, während der Verarbeitung und während des Transports? Hierbei sollen drei Gruppen unterschieden werden: digital, papier-basiert und mündlich.
Notwendigkeit der Rückfrage	Finden Rückfragen nach der Übertragung der Informationen statt?
Echtzeitübertragung der Informationen	Ist es möglich, die Informationen sofort am Ziel zu verwenden oder existiert eine Verzögerung? Falls ja, wie lange ist diese Verzögerung?
Stufe der Automatisierung der Informationsübertragung	Welchen Automatisierungsgrad besitzt die Informationsübertragung? Zwei Stufen sollen hier unterschieden werden: Manuelle und automatisierten Datenübertragung.

Darstellung der Informationsströme

Die Visualisierung von Wertströmen, sowohl im Zusammenhang der klassischen Wertstromanalyse als auch der Wertstromanalyse 4.0, zielt darauf ab, die Verständlichkeit des Produktionsablaufs zu steigern. Dies soll die Grundlage für ein gemeinsames Verständnis der Materie sein und damit auch zur Diskussion von Verbesserungsmaßnahmen. In der gleichen Art und Weise wurde die Darstellung der Informationsströme entwickelt, um die vier genannten Ziele der Makigami-Methode zu erreichen. Folglich werden die Resultate der Interviews in vereinfachter Weise dargestellt, um die Verständlichkeit zu verbessern. Des Weiteren ist es möglich, durch die visuelle Darstellung das Verbesserungspotential aufzuzeigen und damit direkt Verbesserungsmaßnahmen ableiten zu können. Um dies zu erreichen, müssen die folgenden Leitlinien zur Darstellung der Informationsströme beachtet werden:

- Der Informationsstrom soll relativ zur Prozesskarte dargestellt werden, um die Chronologie und den Zusammenhang zum Produktionsablauf aufzuzeigen. Hierbei orientiert sich die präsentierte Methode an den Vorschlägen der Makigami-Methode, der Wertstromanalyse 4.0, sowie dem Wertstromdesign 4.0. Folglich ist die Prozesskarte aus Abbildung 5-1 nicht nur die Grundlage für die Interviews, sondern auch für die Informationsstromkarte.
- Die Interviewpartner und damit die Teilnehmer des Informationsstroms sollten leicht zu unterscheiden sein. Typische Beispiele sind Mitarbeiter, Gruppen von Mitarbeitern und Computerprogramme (Software). In dem Fall in dem der Teilnehmer eine Software ist, die automatisch Informationen verarbeitet, soll die verantwortliche Person befragt werden.
- Der Inhalt der übertragenen Informationen sollte direkt in der Informationsstromkarte vermerkt werden, um die Verständlichkeit zu erhöhen.

Aufbauend auf diesen Leitlinien benutzt die vorgestellte Methode die Logik von Sequenzdiagrammen, um die individuellen Informationsübertragungen zwischen den unterschiedlichen Teilnehmern des Informationsstroms zu darzustellen. Die Verwendung des Sequenzdiagramms ist vertretbar, weil die meisten Informationsströme in Produktionsabläufen einen sequentiellen Charakter haben. Folglich stellt Abbildung 5-2 den grundsätzlichen Aufbau zur Darstellung des erfassten Informationsstroms dar:

1. Alle Teilnehmer des Informationsstroms sind im oberen Teil der Abbildung dargestellt (ERP, MES, ...), wie dies im Zusammenhang der Lean-Administration und der Makigami-Methode vorgeschlagen wird. Die Teilnehmer sind hierbei die

unterschiedlichen Interviewpartner. Hierdurch wird die gesamte Karte vertikal aufgeteilt.

2. Um den Zusammenhang mit der Prozesskarte und damit dem zugrundeliegenden Wertstrom des Produktionsablaufs aufzuzeigen, ist dieser auf der rechten Seite als logische Sequenz dargestellt. Dies segmentiert den Informationsstrom horizontal.
3. Die Informationsübertragungen zwischen den einzelnen Teilnehmern werden durch horizontale Pfeile dargestellt. Es ist wichtig, Pfeile zu verwenden und nicht nur Linien, um sowohl die Richtung als auch das Ziel der Informationsübertragungen anzugeben. Des Weiteren soll zu jedem Pfeil der Inhalt vermerkt werden, um damit eine detaillierte Analyse zu ermöglichen, wie es von der Makigami-Methode empfohlen wird.
4. Um das Bewusstsein der Abhängigkeit von Informations- und Wertstrom zu erhöhen, werden der Start jedes Informationsstroms und das Ende jedes (unterstützenden) Prozesses mit einem *Meilenstein* markiert, siehe Abbildung 5-2. Durch die Unterteilung wird pro (unterstützendem) Prozess ein Abschnitt definiert. Dies vereinfacht wiederum die Analyse des gesamten Informationsstroms.
5. Die (Weiter)Verarbeitung von Informationen bei einem der Teilnehmer wird durch eine vertikale Linie dargestellt. Jeder Verarbeitungsschritt startet und endet mit einem Pfeil, also dem Eingang von Informationen und dem Weitergeben von Informationen.

Basierend auf diesen einfachen fünf Regeln und den durchgeführten Interviews kann die grundlegende Informationsstromkarte erarbeitet werden, das Ergebnis ist schematisch in Abbildung 5-2 dargestellt. Diese Karte stellt die Basis für weitere Analysen des dargestellten Informationsstroms dar.

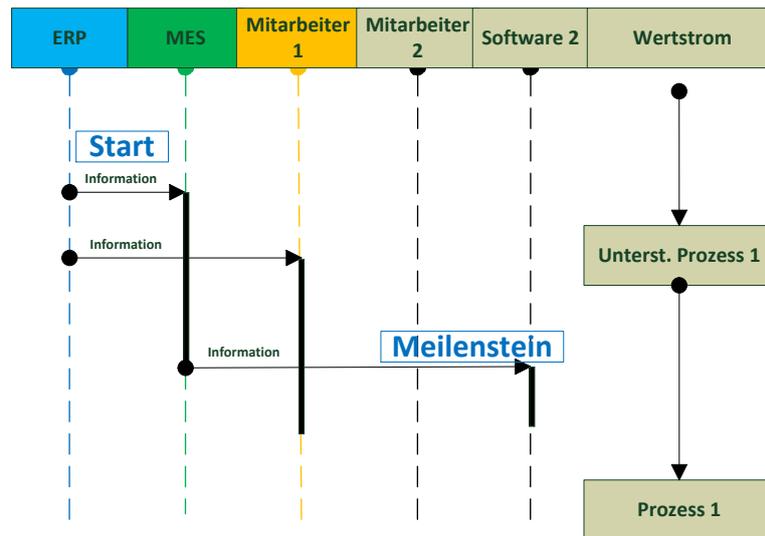


Abbildung 5-2: Aufbau der Informationsstromkarte bestehend aus den Teilnehmern (oben), den Prozessen und unterstützenden Prozessen (rechts) und den Informationsübertragungen (Mitte), adaptiert von [118].

5.1.2 Theoretische Grundlagen zur Evaluation der Informationsstromkarte: Von der Verschwendung in Informationsströmen zu Performanceindikatoren

Um die erstellte Informationsstromkarte zu bewerten, werden fünf Performanceindikatoren entwickelt. Übereinstimmend mit [69] geben die Definitionen der Verschwendung in Tabelle 3-5 die Basis zur Bewertung von Informationsströmen. Folglich basieren die hier vorgeschlagenen Performanceindikatoren auf diesen Definitionen. Die Indikatoren basieren auf der Bewertung der unterschiedlichen Arten, wie Informationen zwischen den einzelnen Teilnehmern übertragen werden, zum Beispiel manuell vs. automatisch.

Überproduktion

Innerhalb der präsentierten Methode wird diese Form der Verschwendung nicht erfasst: Jegliche entstehende Information, die nicht weitertransferiert wird zu einem anderen Teilnehmer des Informationsstroms, dargestellt durch keinen Pfeil, wird nicht benötigt und ist damit Verschwendung. Die Ansammlung dieser nicht benötigten Informationen im Produktionsablauf ist aber nur schwer festzustellen, bis zu dem Moment, an dem die Festplatte voll ist. Diese Form der Verschwendung ist entsprechend schwer zu erfassen und es ist folglich kaum möglich, diese durch einen Performanceindikator zu bewerten.

Unnötige Bewegung

Die neue Methode schlägt vor, diese Form der Verschwendung durch zwei Performanceindikatoren zu bewerten:

1. Stufe der Automatisierung

Basierend auf [64, 176] wird die Stufe der Automatisierung definiert als das Verhältnis der Anzahl vollständig automatisierter Informationsübertragungen im Verhältnis zur totalen Anzahl Informationsübertragungen:

$$a = \frac{\sum i_a}{\sum i_a + \sum i_{na}} = \frac{\sum i_a}{i} \quad (5.1)$$

mit:

a Stufe der Automatisierung,

i_a einer automatisierten Informationsübertragung,

i_{na} einem nicht-automatisiertem Informationsübertragung,

i Anzahl aller Informationsübertragungen,

Die Summe aus i_a und i_{na} ist die Anzahl aller Informationsübertragungen i (also der Pfeile), innerhalb des Informationsstroms

Das Verhältnis reicht von 0 (keine Automatisierung) bis 100 % (vollständige Automatisierung) und gibt Aufschluss über den Grad der Automatisierung und damit über die notwendigen Interaktionen (Bewegungen) der Systeme und Mitarbeiter, um die relevanten Informationen zu erhalten bzw. weiterzugeben.

2. Zentralitätsindex: Die neue Methode definiert den Zentralitätsindex als den Quotienten der Anzahl Informationsübertragungen zu einem zentralen IT-System und der totalen Anzahl der Informationsübertragungen:

$$c = \frac{\sum i_c}{i} \quad (5.2)$$

mit:

c dem Zentralitätsindex,

i_c Informationsübertragung, die zum zentralen IT-System zeigt,

i Anzahl aller Informationsübertragungen,

Normen [176] sowie Hartmann et al. [73] empfehlen in der Automatisierungspyramide die MES-Stufe (das MES) als zentrale Instanz der Informationen im Produktionsablauf zu wählen. Der hier präsentierte Zentralitätsindex reicht von 0 bis 100 %. Der Quotient zeigt an, zu welchem Grad die Informationen zentral verfügbar sind oder nicht. Folglich offenbart dieser, ob nach Informationen gesucht werden muss oder diese einfach in einem zentralen System zur Verfügung stehen. Wenn der Quotient 100 % ist, müssen Mitarbeitende nicht nach Informationen suchen oder diese aufwendig aus unterschiedlichen

Systemen kombinieren, da alle Informationen zentral in nur einem System zur Verfügung stehen.

Transport

Die neue Methode schlägt vor, diese Form der Verschwendung durch vier Messgrößen zu bewerten:

1. Echtzeitfähigkeitsindex: Die Echtzeitfähigkeit ist definiert als der Quotient aus der Anzahl der Informationsübertragungen in Echtzeit, dividiert durch die totale Anzahl Informationsübertragungen:

$$e = 1 - \frac{\sum i_{nr}}{i} \quad (5.3)$$

mit:

e	Echtzeitfähigkeitsindex,
i_{nr}	nicht echtzeitfähige Informationsübertragungen,
i	Anzahl aller Informationsübertragungen,

Der vorgeschlagene Performanceindikator reicht von 0 bis 100 %. Wenn der Wert eins ist, sind alle individuellen Informationsübertragungen echtzeitfähig. Es ist entscheidend anzumerken, dass Informationsübertragungen automatisiert sein können, während ihre Echtzeitfähigkeit von vielen anderen Faktoren abhängt. Eine automatisierte Produktionsplanung kann dazu als geeignetes Beispiel betrachtet werden: Wenn diese alle 15 Minuten übertragen wird, obwohl die Information jede Sekunde benötigt wird, dann ist die Informationsübertragung nicht echtzeitfähig. Wenn die Informationsübertragung echtzeitfähig ist, dann ist es auch der Transport der Informationen.

2. Stufe der Automatisierung, definiert wie oben. Wenn der Quotient eins ist, dann ist die Informationsübertragung vollständig automatisiert und so ist es auch der Transport.

3. Zentralitätsindex, wie oben definiert. Wenn der Quotient eins ist, dann wird die Information nicht über mehrere Teilnehmer des Informationsstroms übertragen, sondern nur über den direkten Weg zur zentralen Einheit, zum Beispiel dem MES. Entsprechend findet der Transport der Informationen nicht auf (zu langen) Umwegen statt

4. Die Medienbruchrate wird definiert als die Summe der Informationsübertragungen mit Transitionen von einem digitalen Medium zu einem papier-basierten⁴ plus diejenigen von einem mündlichen zu einem papier-basierten Medium, dividiert bei der totalen Anzahl der Informationsübertragungen. Die grundlegende Idee hierzu basiert auf den Ausführungen von [134]:

$$m = \frac{\sum i_{d \rightarrow p} + \sum i_{o \rightarrow p}}{i} \quad (5.4)$$

mit:

m , Medienbruchrate,

$i_{d \rightarrow p}$ Informationsübertragungen von digital zu Papier,

$i_{o \rightarrow p}$ Informationsübertragungen von mündlich zu Papier,

i Anzahl aller Informationsübertragungen

Der Performanceindikator reicht von 0 bis 100 %. Dieser beschreibt die Konsistenz der Informationsübertragung. Wenn der Informationsstrom innerhalb der Prozesse häufig gewechselt wird, wird die Übertragung der Informationen behindert und somit ineffizient. Wenn der Indexwert 1 ist, ist das höchste Mass an Ineffizienz erreicht. Wenn die Informationsübertragungen bzw. die Prozesse häufig unterbrochen werden, ist auch der Transport ineffizient.

Der Vollständigkeit wegen sei an dieser Stelle erwähnt, dass die Transition von digital zu mündlich/audio (Sprachausgabe) und mündlich/audio (Spracheingabe) zu digital zum Zähler der Gleichung (5.4) hinzugefügt werden kann. Allerdings wurde diese Art der Informationsübertragung bis jetzt nicht in einem Produktionsablauf erfasst.

Warten

Die Methode schlägt die Auswertung dieser Verschwendung durch zwei Messgrößen vor:

1. Echtzeitfähigkeitsindex, wie oben definiert. Wenn die Informationen in Echtzeit übertragen werden, nimmt der Indikator den Wert 100 % an und es tritt keine Verschwendung durch Warten auf. Dies setzt im Normalfall ein hohes Mass an Automatisierung voraus. Dennoch ist die Stufe der Automatisierung kein probater Indikator zur Bewertung des Wartens.

⁴ Dies beinhaltet auch die Übertragung von Hardware Medien, als zum Beispiel das Einscannen eines Data-MatrixCodes.

2. Medienbruchrate, wie oben definiert. Wenn die Rate 0 ist, existieren keine Medienbrüche und folglich verursachen diese auch keine Wartezeiten durch Informationsumwandlung.

Zusätzliche Verarbeitung

Zusätzliche Verarbeitung im Kontext von Informationsströmen kann interpretiert werden als die unnötige, manuelle Bearbeitung von Informationen, oder die Überführung von Informationen von einer zu einer anderen Medienform. Die neue Methode empfiehlt die Bewertung dieser Verschwendung durch zwei Indikatoren:

1. Zentralitätsindex, wie oben definiert. Wenn der Quotient 100 % ist, werden Informationen zielgerichtet nur auf dem einen direkten Weg zum zentralen Teilnehmer übertragen bzw. transportiert. Folglich ist keine zusätzliche (manuelle) Verarbeitung, wie zum Beispiel drucken – bearbeiten – einscannen – hochladen, notwendig.

2. Medienbruchrate, wie oben definiert. Wenn der Quotient 0 ist, treten keine Medienbrüche auf und folglich müssen keine Informationen überflüssig und damit zusätzlich verarbeitet werden, zum Beispiel durch einen Medienwechsel.

Unnötige Lagerhaltung

Unnötige Lagerhaltung im Zusammenhang von Informationsströmen kann als die Vermeidung von ungenutzten Daten und deren Speicherung in einer oder mehrerer Formen, wie auf Paper und Servern interpretiert werden. Die neue Methode schlägt vor, unnötige Lagerhaltung durch einen Parameter zu beschreiben:

1. Zentralitätsindex, wie oben definiert. Wenn der Quotient den Wert 100 % annimmt, werden Informationen zielführend übertragen, direkt zu der zentralen Einheit / Teilnehmer, wo sie auch gespeichert werden. Folglich ist keine zusätzliche, unnötige Speicherung notwendig. Die Interpretation des Zentralitätsindex im Kontext *unnötiger Lagerhaltung* entspricht also genau dieser unnötigen Speicherung von Daten. Diese Interpretation ist ähnlich zur der Designrichtiglinie *Definition eines zukünftigen Speichermediums* von Hartmann et al. [73], welche auf eine Reduktion der verwendeten Speichermedien abzielt.

Ausschuss

Ausschuss kann im Zusammenhang von Informationsströmen interpretiert werden, als die Übertragung inkorrekt, unverständlicher oder unvollständiger Informationen, wie in [66, 69] gegeben. Die hier präsentierte Methode adaptiert die Rückfragequote basierend auf den Definitionen von [132, 133, 137]. In der hier präsentierten Methode wird

der Parameter der "first pass yield" von Informationen in Anlehnung an die Rückfragequote eingeführt. Dieser wird definiert als Quotient aus der Anzahl der Informationsübertragungen, für die eine Rückfrage notwendig ist und der totalen Anzahl Informationsübertragungen im Informationsstrom⁵. Der first pass yield beantwortet also die Frage, wie viele Informationen beim ersten Mal komplett richtig, vollständig und verständlich übertragen worden sind:

$$f_i = 1 - \frac{\sum i_q}{i} \quad (5.5)$$

mit:

f_i first pass yield für Informationen,
 i_q Informationsübertragungen bei denen Rückfragen notwendig sind,
 i Anzahl aller Informationsübertragungen,

Der Performanceindikator reicht von 0 bis 100 %. Wenn der Indikator 100 % ist, zeigt dies, dass in keiner der Informationsübertragungen eine Rückfrage nötig war. Entsprechend sind dann alle Informationen beim ersten Mal korrekt in den drei Dimensionen des Informationsraums (Relevanz, Qualität und Verfügbarkeit) übertragen worden und damit kein Ausschuss.

Die gegebenen Formeln verdeutlichen den theoretischen Hintergrund zur Evaluation der Informationsstromkarte. Dennoch ist der Fokus der hier präsentierten Methode ihre industrielle Anwendbarkeit. Den vorgestellten Gleichungen fehlt allerdings ihre Verwendbarkeit innerhalb des Tagesgeschäfts. Um folglich die industrielle Anwendbarkeit der Methode sicherzustellen, wird jeder vorher definierten Art verschwenderischer Informationsübertragungen, ein spezifisches Symbol zugeordnet, vergleiche Tabelle 5-2:

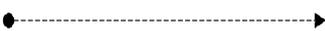
- Die Art der Informationsübertragung wird durch die Art des Pfeiles dargestellt: Eine durchgezogene Linie steht für eine manuelle Informationsübertragung, eine gestrichelte für eine automatisierte Informationsübertragung.
- Für jeden Medienbruch wird ein M in der Informationsstromkarte eingetragen neben der entsprechenden Informationsübertragung.

⁵ In Formel (5.5) wird von 1 dieser Quotient dieser subtrahiert, damit der Wert, wie die anderen Parameter im optimalen Fall bei 1 liegt.

- Für jeden Echtzeitbruch wird ein *E* in der Informationsstromkarte eingetragen neben der entsprechenden Informationsübertragung.
- Für jede Rückfrage, die notwendig ist, damit der Prozess weitergehen kann, wird in der Informationsstromkarte neben der entsprechenden Informationsübertragung ein *R* eingetragen.
- Um den Zentralitätsindex auszuwerten, wird ein *Z* bei der (geplanten) zentralen Einheit, also dem zentralen Teilnehmer, eingetragen.
- Um generell unklassifiziertes Verbesserungspotential zu markieren, schlägt die Methode den Einsatz Kaizen-Blitze vor, wie er bereits aus [117] bekannt ist.
- Um die Effizienz der Verbesserungsmaßnahmen zu beurteilen, empfiehlt die hier vorgestellte Methode ausserdem, die Durchlaufzeit der Informationen von Meilenstein zu Meilenstein zu messen. Dies entspricht der Zeit, die notwendig ist, um aus Informationssicht einen Prozessschritt des Produktionsablaufs durchzuführen.

Darauf aufbauend können die Performanceindikatoren berechnet werden, indem man die entsprechenden Zeichen innerhalb der Informationsstromkarte zählt. Dies gelingt, da jedes Zeichen zu einer Informationsübertragung gehört.

Tabelle 5-2: Symbole zur Auswertung der Performanceindikatoren basierend auf der Informationsstromkarte, dargestellt sind die zugrundeliegende Formel, die notwendigen zu zählenden Variablen in der Informationsstromkarte, sowie die Symbole wie die Verschwendung in der Informationsstromkarte wiedergegeben werden kann, adaptiert von [118].

Performanceindikator	Art der verschwenderische Informationsübertragung	Zeichen in der Informationsstromkarte
$a = \frac{\sum i_a}{\sum i_a + \sum i_{na}} = \frac{\sum i_a}{i}$	i_a	
	i_{na}	
$c = \frac{\sum i_c}{i}$	i_c	Z
$e = 1 - \frac{\sum i_{nr}}{i}$	i_{nr}	E
$m = \frac{\sum i_{d \rightarrow p} + \sum i_{o \rightarrow p}}{i}$	$i_{d \rightarrow p}, i_{o \rightarrow p}$	M
$f_i = 1 - \frac{\sum i_q}{i}$	i_q	R
Verbesserungspotential	Kaizen-Blitz	

5.1.3 Evaluation der Informationsstromkarte: Einzeichnung der Bewertungssymbole und Berechnung der Performanceindikatoren

Im letzten Schritt wird die Informationsstromkarte evaluiert. Eine auf Indikatoren basierende Bewertung wird vorgeschlagen und in der Karte verzeichnet. Hierzu werden die unterschiedlichen Symbole aus Tabelle 5-2 genutzt: Abbildung 5-3 zeigt beispielhaft die Symbole, die zur Berechnung der Performanceindikatoren benötigt werden. Durch einfaches Zählen der Anzahl durchgezogener Pfeile und Division dieser durch die totale Anzahl Pfeile, kann die Automatisierungsstufe abgeleitet werden. Entsprechend ist die Vorgehensweise beim Zählen der *M*, *E* und *R* Symbole, um die darauf basierenden Performanceindikatoren zu berechnen. Abschliessend kann durch das Zählen derjenigen Pfeile, die zur zentralen Einheit (markiert mit einem *Z*) zeigen, und Division dieser durch die Anzahl aller Pfeile der Zentralitätsindex bestimmt werden. Für Abbildung 5-3 sind die entsprechenden Werte und damit die Resultate der Berechnung in Tabelle 5-3 gegeben.

Zusammenfassend zeigen Tabelle 5-3 und Abbildung 5-3, dass die Informationsstromkarte eine umfassende Basis zur effektiven Bewertung des Ist-Standes der Effizienz eines Informationsstroms in einem Produktionsablauf liefert. Zusätzlich sollte noch die Informationsdurchlaufzeit, also die benötigte Zeit zum Übertragen aller relevanten Informationen, von Meilenstein zu Meilenstein in der Karte notiert werden.

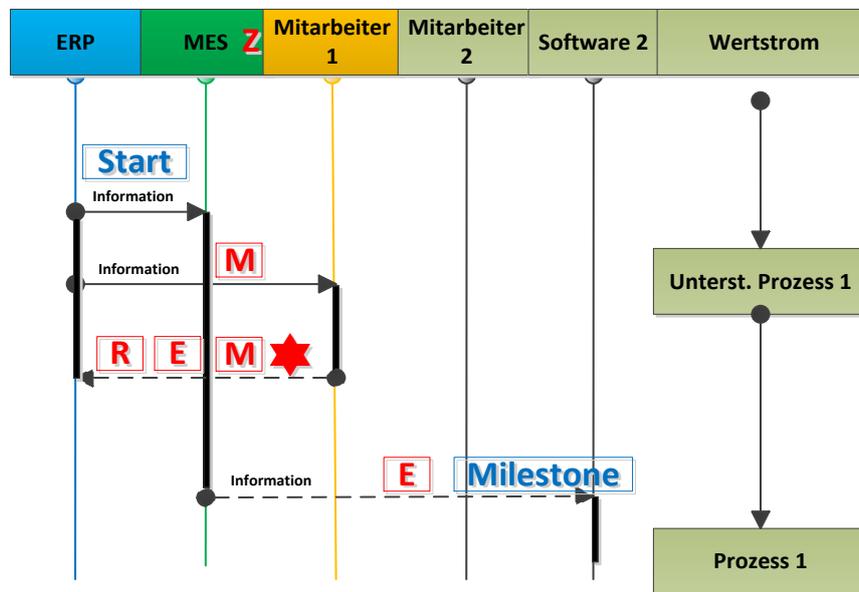


Abbildung 5-3: Bewertete Informationsstromkarte, basierend auf den Zeichen aus Abbildung 5-2, adaptiert von [118].

Tabelle 5-3: Evaluation der Informationsstromkarte, an Hand der Formeln und der Symbole in der Informationsstromkarte, sowie die zugehörige Auswertung zu Abbildung 47, adaptiert von [118].

Performanceindikator	Symbol in der Informationsstromkarte	Werte, basierend auf Abbildung 5-3
$a = \frac{\sum i_a}{\sum i_a + \sum i_{na}} = \frac{\sum i_a}{i}$		$a = \frac{2}{4} = 50 \%$
$c = \frac{\sum i_c}{i}$	Z	$c = \frac{1}{4} = 25 \%$
$e = 1 - \frac{\sum i_{nr}}{i}$	E	$e = 1 - \frac{2}{4} = 50 \%$
$m = \frac{\sum i_{d \rightarrow p} + \sum i_{o \rightarrow p}}{i}$	M	$m = \frac{2}{4} = 50 \%$
$f_i = 1 - \frac{\sum i_q}{i}$	R	$f_i = 1 - \frac{1}{4} = 25 \%$

5.2 Validierung in einem realen Produktionsablauf

Entscheidend ist jedoch, wie von [10] angegeben wird, dass eine Beschreibung des aktuellen Zustandes, und vor allem die damit verbundenen Aufwände, nur dann sinnvoll waren, wenn daraus ein verbesserter Sollzustand abgeleitet wird. Sonst ist die Beschreibung des Ist-Zustandes, laut [10], reine Verschwendung. Das gleiche gilt für vorgestellte Methode der Informationsstromanalyse: Die Darstellung des Ist-Zustandes in der Informationsstromkarte stellt die Gründe dar, um in Informationsströmen durch eine Verringerung von Verschwendung eine höhere Effizienz zu erreichen und dadurch Kosten einzusparen.

5.2.1 Darstellung des ist-Zustandes

Um die präsentierte Methode zu validieren, wird sie in einem Produktionsablauf des Industriepartners angewendet. Der Industriepartner mit Hauptsitz in Europa betreibt weltweit mehr als 30 Produktionsstätten. Das Unternehmen entwickelt, produziert und verkauft Sanitärprodukte. In der Produktionsstätte, in der die Methode validiert wurde, kommen mehr als 70 Spritzgussmaschinen und mehrere Montagelinien zum Einsatz. An einem dieser Produktionsabläufe wurde die Methode während des täglichen Produktionsbetriebs validiert. Das Resultat der Validierung ist in Abbildung 5-4 dargestellt. Die Informationsstromkarte der Ist-Situation basiert auf der Prozesskarte eines bestimmten Produktes.

Basierend auf den Fragen aus Tabelle 5-1 wurden Interviews mit allen Teilnehmern des Informationsstroms durchgeführt, um die Informationsstromkarte zu erstellen. Der dargestellte Informationsstrom stellt den ersten unterstützenden Prozess, die "Produktionsauftragspriorisierung" eines Spritzgussprozesses dar. Folglich stellt die Informationsstromkarte die individuellen Informationsübertragungen im Produktionsablauf dar, die notwendig sind, um einen Produktionsauftrag final freizugeben: Zuerst wird ein Produktionsplan, der die Reihenfolge der unterschiedlichen Produktionsaufträge beinhaltet, automatisch generiert. Dies geschieht durch das GRP-System, das MES des Industriepartners. Dies beinhaltet die Informationen über die Reihenfolge der Produktionsaufträge. Diese Information wird dem Produktionsmitarbeiter automatisch angezeigt. Obwohl der Produktionsmitarbeiter direkt mit der Produktion beginnt, führt dieser zunächst eine visuelle Kontrolle des Lagerstandes eines Puffers weiter hinten im Produktionsablauf durch. Dies ist notwendig, da grundsätzlich nur dann weitere Produkte produziert werden können, wenn der Lagerstand des Puffers tief genug ist. Der Mitarbeiter gibt diese Informationen mündlich an den Schichtleiter weiter. Der Schichtleiter erarbeitet

darauf aufbauend eine neue Priorisierungsliste. Diese Liste wird dann via Telefon an die Produktionsplanungsabteilung weitergeleitet, weil diese die Verantwortlichkeit tragen, dass die Kundenbedürfnisse erfüllt werden. All diese mündlichen Informationsübertragungen sind bevorzugte Quellen von Informationsverlusten und führen zu häufigen Rückfragen. Anhand auf der mündlichen Rückmeldung der Produktionsplanungsabteilung ändert der Schichtleiter die Prioritätsliste manuell im MES und der Produktionsstart kann erfolgen.

Aufbauend auf den beschriebenen Messgrößen werden die unterschiedlichen Informationsübertragungen in der Informationsstromkarte vermerkt. Dies ist die Grundlage zur Berechnung der Performanceindikatoren, vergleiche Tabelle 5-4.

5.2.2 Darstellung des Soll-Zustands

Um den Soll-Zustand aus dem Ist-Zustand abzuleiten, müssen die unterschiedlichen markierten Ineffizienzen der Wertstromkarte aus Abbildung 5-4 individuell berücksichtigt werden. Die Kaizen-Symbole (rote Sterne) deuten dabei generell auf Verbesserungspotential hin, welches bereits während der Interviewphase und damit der Aufnahme der Wertstromkarte aufgefallen ist. Die massgebliche Grundlage für den Soll-Zustand bieten jedoch die berechneten Performanceindikatoren aus Tabelle 5-4: Wie in der Tabelle dargestellt, sind alle Indikatoren eher auf einem tiefen Level, mit der Ausnahme des *first pass yields* für Informationen. Hauptgrund hierfür ist, dass die relevante Information über den Füllstand des Puffers nicht automatisch im zentralen System verfügbar ist, weshalb die Entscheidung der Priorisierung der Produktionsaufträge mehrere Teilnehmer des Informationsstroms beansprucht.

Die Informationsstromkarte des Soll-Zustandes, vergleiche Abbildung 5-5, schlägt anhand der gewonnenen Erkenntnisse einen Informationsstrom vor, in welchem alle relevanten Informationen zentral verfügbar sind. Ausserdem wird die Verantwortlichkeit über die Reihenfolge/Priorisierung der Produktionsaufträge dem Produktionsmitarbeiter übertragen.

Die Vorteile des Soll-Zustandes, gegenüber dem Ist-Zustand werden bereits aus dem visuellen Eindruck der beiden Wertstromkarten deutlich, vergleiche Abbildung 5-4 und Abbildung 5-5. Hierbei ist die Anzahl der Informationsübertragungen, die zwischen den unterschiedlichen Teilnehmern hin und her gehen, stark reduziert. Des Weiteren ist auch die Anzahl der Teilnehmer selbst stark reduziert, von fünf auf zwei. Ausserdem sind die Echtzeitfähigkeit und die Stufe der Automatisierung gesteigert und die Anzahl der Rückfragen und der Medienbrüche gesenkt. Dies vereinfacht den gesamten

Informationsstrom deutlich. Die Veränderungen werden auch in den neu kalkulierten Kennzahlen in Tabelle 5-4 deutlich.

Darüber hinaus kann die Effizienzsteigerung, welche durch die eingeführten Verbesserungsmaßnahmen erreicht wurde, durch die reduzierte Durchlaufzeit der Informationen von einem Meilenstein zum Nächsten gemessen werden: Im gegebenen Beispiel wurde die Durchlaufzeit von ca. fünf Tagen auf grob drei Stunden reduziert (wie oberhalb von den Meilensteinen markiert). Die deutliche Reduktion der Durchlaufzeit entsteht durch einen Hebeleffekt der benötigten Informationen: Im Ist-Zustand ist die notwendige Information nicht verfügbar, was dazu führt, dass das Vorprodukt ungefähr fünf Tage gelagert wird, bevor es weiter produziert werden kann. Im Soll-Zustand hingegen wird das Vorprodukt nicht mehr gelagert, sondern unverzüglich montiert. Dies reduziert die Zeit, die das Material und die Informationen benötigen, um durch den Produktionsablauf zu strömen, auf drei Stunden und damit um 97 %. Des Weiteren trägt die Reduktion der Teilnehmer ihren Teil zur Durchlaufzeitreduktion bei. Auf der anderen Seite sind natürlich die Investitionen zu berücksichtigen, welche aufgrund der Digitalisierung und dem zur Verfügung stellen der relevanten Information notwendig sind.

Diese Zeitreduktionen liegen im Bereich der Resultate einer Studie, die von Hartman et al. [73] präsentiert wurde. Basierend auf einer Case Study beziffern die Autoren die Potentiale ihrer Designmethode für Informationsströme mit einer Reduktion der Durchlaufzeit von 6.5 Stunden auf 15 Minuten (96 % Reduktion) und einer Reduktion der Anzahl Speichermedien von zwölf auf sieben.

Auf diese Weise konnte auch nachgewiesen werden, dass die Methode in der Lage ist, Verschwendung und damit Verbesserungspotential in Produktionsabläufen zu lokalisieren. Diese wurden basierend auf der Informationsstromanalyse, insbesondere auf dem Soll-Ist-Vergleich hergeleitet.

Neben der deutlichen Reduktion der Durchlaufzeit war es jedoch nicht möglich, die finanziellen Vorteile auszuweisen, zum Beispiel in Form einer Kapitalwertbetrachtung der Verbesserungsmaßnahmen. Dies insbesondere, weil es auch dem Industriepartner schwergefallen ist, den Mehrwert der Informationstransparenz und der gesteigerten Effizienz des Informationsstroms zu beziffern: Es wurden beispielsweise nicht mehr Produkte produziert, aber die es wurden die nachgefragten Produkte zur richtigen Zeit produziert. Trotzdem bestätigten alle beteiligten Personen des Industriepartners, dass die Implementierung der erarbeiteten Verbesserungsmaßnahmen die Effizienz des Produktionsablaufs mehr gesteigert, als diese Kosten verursacht hat.

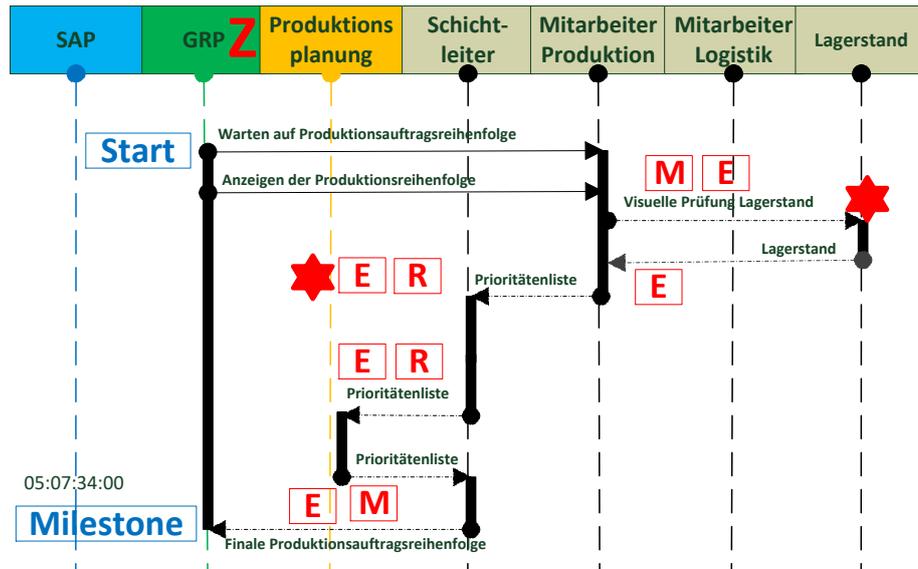


Abbildung 5-4: Informationsstromkarte: Darstellung des Ist-Zustandes mit den Teilnehmern, den Informationsübertragungen, sowie den markierten Verbesserungsmöglichkeiten und der gemessenen Zeit der Informationsübertragung, nicht dargestellt ist der einbettende Prozess; in Anlehnung an [118]

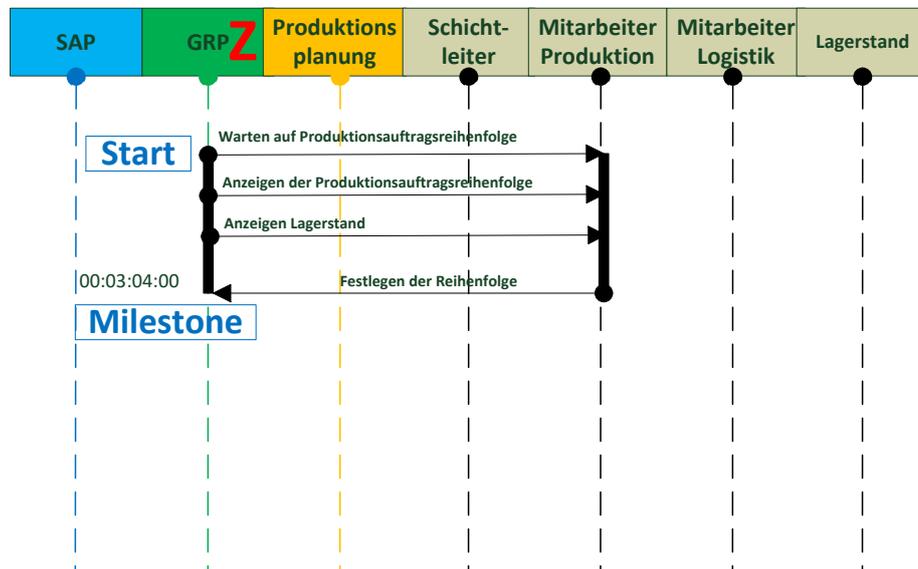


Abbildung 5-5: Informationsstromkarte: Darstellung des optimierten Soll-Zustands und der Informationsstromteilnehmer, erarbeitet aufgrund der markierten Verschwendungen aus Abbildung 48; in Anlehnung an [118].

Tabelle 5-4: Industrielle Validierung der Methode: Werte der Performanceindikatoren basierend auf den Informationsstromkarten der Abbildungen 48 und 49; in Anlehnung an [118].

Performanceindikator	Werte, basierend auf Abbildung 5-4	Werte, basierend auf Abbildung 5-5
$a = \frac{\sum i_a}{\sum i_a + \sum i_{na}} = \frac{\sum i_a}{i}$	$a = \frac{2}{8} = 25 \%$	$a = \frac{4}{4} = 100 \%$
$c = \frac{\sum i_c}{i}$	$c = \frac{1}{8} = 12.5 \%$	$c = \frac{4}{4} = 100 \%$
$e = 1 - \frac{\sum i_{nr}}{i}$	$e = 1 - \frac{5}{8} = 37.5 \%$	$e = 1 - \frac{0}{4} = 100 \%$
$m = \frac{\sum i_{d \rightarrow p} + \sum i_{o \rightarrow p}}{i}$	$m = \frac{2}{8} = 25 \%$	$m = \frac{0}{3} = 0 \%$
$f_i = 1 - \frac{\sum i_q}{i}$	$f_i = 1 - \frac{2}{8} = 75 \%$	$f_i = 1 - \frac{0}{3} = 100 \%$

5.3 Handlungsempfehlungen für produzierende Unternehmen

Die präsentierten Resultate sind für Produktionsverantwortliche von Bedeutung, die danach streben, die Produktivität ihrer Produktionsabläufe durch Lokalisierung und Eliminierung von Ineffizienzen innerhalb der Informationsströme zu steigern. Die präsentierte Methode gibt diesen die Möglichkeiten, bis anhin ungenutzte Verbesserungspotentiale auszuschöpfen. Sie wurde mit dem Ziel entworfen, im Produktionsalltag einsetzbar zu sein. Das detaillierte Wissen über den Strom der Informationen ist besonders für diejenigen Produktionsabläufe sinnvoll, in denen eine Vielzahl unterschiedlicher Informationen aus verschiedenen Quellen benötigt werden. Des Weiteren ist die Methode in der Lage, Informationen, die nicht unbedingt verfügbar aber relevant sind, zu bestimmen. Hieraus können gezielte Verbesserungsmaßnahmen abgeleitet werden, welche Informationen dem Mitarbeiter wie zugänglich gemacht werden sollten. Dadurch berücksichtigt die Methode, dass die meisten relevanten Informationen eines Produktionsablaufs zwar existieren, aber häufig nicht in der notwendigen Form zur Verfügung stehen. Die hieraus abgeleiteten Verbesserungsmaßnahmen sind häufig einfach und kostengünstig zu implementieren, da gerade im Zusammenhang der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien, die meisten Informationen zur Verfügung stehen und häufig nur noch vernetzt und visualisiert werden müssen.

Die Methode schlägt fünf Performanceindikatoren zur Bewertung des Ist-Zustandes von Informationsströmen in Produktionsabläufen vor. Folglich können die Handlungsempfehlungen auch in fünf Kategorien eingeteilt werden:

1. Automatisierung von Informationsübertragungen
2. Zentralität von Informationen
3. Echtzeitfähigkeit von Informationsübertragungen
4. Medienbrüche von Informationsübertragungen
5. Rückfragen von Informationen (first pass yield von Informationen)

Automatisierung

Die Automatisierung von Informationsströmen verbessert die Qualität der einzelnen Informationsübertragungen deutlich, weil sie weniger Platz für Fehler lässt, die durch menschliche Interaktion verursacht werden können. Des Weiteren wird die Übertragungsgeschwindigkeit häufig verbessert. Die Automatisierung von Informationsströmen ist heutzutage leicht zu implementieren, da die meisten Informationen in heutigen Produktionsabläufen und den zugehörigen IT-Systemen digital zur Verfügung stehen. Der vorgestellte Performanceindikator *Stufe der Automatisierung* bietet die Möglichkeit, Informationsströme bezüglich ihrer Automatisierung zu bewerten, und gibt damit Hinweise auf die Bereitschaft und Fähigkeit für die Einführung von Industrie 4.0-Technologien.

Zentralität

In einer Produktionsumgebung existieren einige Speichermedien: ERP, MES, Exceltabellen, handgeschriebene Notizen, usw., um nur einige zu nennen. Entsprechend müssen die relevanten Informationen häufig von unterschiedlichen Quellen zusammengetragen werden, was für den jeweiligen Mitarbeiter zeitaufwendig ist. Der vorgestellte Performanceindikator *Zentralitätsindex* bewertet, ob die relevanten Informationen zentral gespeichert werden und damit zentral zur Verfügung stehen. Damit liefert dieser Hinweise auf die täglichen Suchaufwände von Informationen für Mitarbeitende der Produktion. Die Suchaufwände für Informationen sind vergleichbar mit Suchaufwänden für Werkzeuge in Werkstätten: Produzierende Unternehmen versuchen, diese Suchaufwände durch 5S Massnahmen zu reduzieren; das gleiche wird für Informationen benötigt. Der *Zentralitätsindex* zeigt an, wo die Verbesserungen benötigt werden.

Echtzeitfähigkeit

Um Produktionsmitarbeiter in die Lage zu versetzen, auf Probleme, die in Produktionsabläufen auftreten, umgehend reagieren zu können, müssen die relevanten Informationen in Echtzeit zur Verfügung stehen. In der heutigen Praxis werden Probleme in Produktionsabläufen nicht gelöst, wenn sie auftreten, sondern erst wenn die entsprechenden Informationen zur Verfügung stehen. Ein Beispiel: Die Frühschicht erreicht nicht die geforderte Produktivität; die Information über den Durchsatz und die Qualität der Produkte steht aber frühestens in der nächsten Schicht, wenn nicht sogar erst am nächsten Tag zur Verfügung. Dies bedeutet, dass Gegenmassnahmen frühestens in der nächsten Schicht ergriffen werden können und folglich mindestens eine ganze Schicht mit geringer Effizienz arbeitet. Der im Zusammenhang dieser Methode vorgeschlagene Performanceindikator der *Echtzeitfähigkeit* gibt somit die Reaktivitätsfähigkeit des Produktionsablaufes an. Wenn die Informationen in Echtzeit zur Verfügung stehen, dann können die Mitarbeiter unverzüglich darauf reagieren und es werden weder Zeit noch finanzielle Ressourcen verschwendet.

Medienbrüche

Die Übertragung von Informationen über verschiedene Medien ist ineffizient. Trotzdem existieren Informationsströme in Produktionsabläufen, in denen Dokumente (und damit die Informationen) ausgedruckt, manuell editiert, gescannt und wieder gedruckt werden, bevor sie schlussendlich in der zugrundeliegenden Datei digital geändert werden. Um die Häufigkeit solcher Medienwechsel zu bewerten, wurde die *Medienbruchrate* als Performanceindikator vorgeschlagen. Dieser Indikator bewertet die Anzahl der Medienbrüche und damit direkt die Effizienz der Informationsströme in Produktionsabläufen.

Rückfragen

Inhalt ist die hauptsächliche Motivation für die Übertragung von Informationen. Wenn also die Information inkorrekt, unvollständig oder mehrdeutig ist, überprüfen Mitarbeiter diese – sie stellen Rückfragen. Der vorgestellte Performanceindikator des *first pass yield von Informationen* bewertet die Qualität von Informationsströmen indem die Anzahl der notwendigen Rückfragen berücksichtigt werden.

5.4 Weiterführende Anwendung und Einschränkungen

Aufgrund der vielversprechenden Resultate der Informationsstromanalyse im Zusammenhang der ersten Anwendung, wurde diese nochmals in einem zweiten Fall angewendet. Der neue Anwendungsfall ist der Werkzeugwechsel an einer Spritzgussmaschine. Werkzeugwechsel werden beim Industriepartner regelmässig durchgeführt. Der

Vorgang wird vom Industriepartner als wichtig und komplex bewertet, weil er viele (bis zu elf) Teilnehmer und eine hohe Anzahl (17) individueller Prozessschritte beinhaltet.

Anhand der zweiten Anwendung der Informationsstromanalyse wurde deutlich, dass die hauptsächliche Ineffizienz des Werkzeugwechsels bei der Vorbereitung liegt: Das Werkzeug war häufig nicht zu der Zeit und in dem Zustand bereit, wie es benötigt wurde. Die Informationsstromkarte zeigte, dass hierfür i) eine fehlende Echtzeitfähigkeit (E) des Systems verantwortlich war, die zu verspäteten, falschen Informationen und damit zu Rückfragen (R) führte; und 2) eine Vielzahl von Medienbrüchen (M) in Kombination mit einem tiefen Zentralitätslevel (Z) auftraten, was das Problem der falschen und verspäteten Informationen verstärkte.

Die daraus abgeleiteten Verbesserungsmassnahmen liegen in einer klaren Definition der Verantwortlichkeiten aller involvierten Teilnehmer und einer klar definierten Kommunikationsstruktur mit einem echtzeitfähigen, zentralen System.

Um die möglichen Effizienzsteigerungen bewerten zu können, wurden die aktuellen Zeiten, die die Mitarbeiter für das Zusammentragen der Informationen benötigten, registriert. Dies geschah parallel zur Erstellung der Informationsstromkarte. Der Werkzeugwechsel beschäftigt zwei Mitarbeiter für ca. 2.5 Stunden. Basierend auf der aufgenommenen Zeit war es möglich, die Zeit abzuschätzen, die die Mitarbeiter durch das Fehlen der Informationen verschwendeten. Basierend auf der Messung konnte die Werkzeugwechselzeit pro Person um 12-15 Minuten gesenkt werden. Entsprechend führten die abgeleiteten Massnahmen zu einer Einsparung der Personalkosten von etwa 8 % pro Werkzeugwechsel.

Einschränkungen

Die Methode beinhaltet einige Einschränkungen. Erstens wurde die Methode nur in einem produzierenden Betrieb angewendet. Dennoch ist es eine vertretbare Annahme, dass sich die vielversprechenden Resultate prinzipiell auch auf andere Produktionsabläufe übertragen lassen. Insbesondere auch, weil sie sich im Rahmen der Literatur bewegen. Trotzdem bedarf es weiterer Versuche, um die generelle Anwendbarkeit der Methode unter Beweis zu stellen.

Der zweite Kritikpunkt besteht darin, dass die erfassten Informationsströme nur den Moment der Aufnahme abbilden und damit nicht ohne weiteres verallgemeinert werden können. Allerdings gilt dies für alle Methoden, die auf manuell erfassten Daten basieren, also auch für solche, die sich bereits durchgesetzt haben, wie die Wertstromanalyse oder der Bottleneck Walk. Die gängige Erläuterung der Urheber der genannten Methoden

[10, 55] für die Verallgemeinerungsfähigkeit der Momentaufnahme besteht darin, dass die aufgenommenen Prozesse doch häufig einen allgemeinen Zustand darstellen. Diese unzufriedenstellende Erläuterung führt zu der Forderung der Weiterentwicklung der Informationsstrommethode zu einer datengetriebenen Methode, die auf realen Daten aus dem Produktionsablauf basiert, so wie dies für die vorgestellte Methode zur Engpasslokalisierung der Fall ist.

Der dritte Kritikpunkt bezieht sich auf die Parameter zur Bewertung der Informationsströme: Diese ist nicht abschliessend, sondern muss durch industrielle Validierung ergänzt und gegebenenfalls erweitert oder gekürzt werden. Dennoch spiegelt sie den aktuellen Wissenstand wieder.

Der vierte Kritikpunkt bezieht sich auf die Bezifferung des finanziellen Gegenwertes der Verschwendung in Informationsströmen. Die Methode liefert, wie die Wertstromanalyse, keine Ansätze. Ein möglicher Ansatz könnte aber im Zusammenhang der Prozesskostenrechnung stehen: Genauso wie die Prozesskostenrechnung eine prozessbezogene Kostenaufstellung zulässt, könnte dies auf Informationsströme angewendet werden. Balsliemke [177] liefert hierzu erste interessante Ansätze, die das Ergebnis der Wertstromanalyse mit der Prozesskostenrechnung verbinden; ähnliches sollte für die Informationsstromanalyse angestrebt werden.

5.5 Zusammenfassung und Ausblick

Der wissenschaftliche Beitrag der vorgestellten Methode liegt im Bereich der Wertstromanalyse, der Informationslogistik in Produktionsabläufen und Optimierung von Geschäftsprozessen, denn es werden bekannte und erprobte Ansätze für die Analyse von Produktionsabläufen - Wertstromanalyse – mit Methoden zur Analyse von Geschäftsprozessen aus der Büroumgebung – Lean Administration, Makigami-Methode – kombiniert.

Die neu vorgestellte Methode ermöglicht eine Analyse, die im Vorgehen der Wertstromanalyse ähnelt, aber auf Informationsströme in Produktionsabläufen spezialisiert ist: Hierdurch überwindet die Methode das beschriebene Probleme der Wertstromanalyse, dass Informationsströme nicht ausreichend visualisiert und damit nicht analysiert werden können. Bezugnehmend auf die klassischen sieben Arten der Verschwendung, die aus dem Lean-Kontext bekannt sind, werden fünf Performanceindikatoren entwickelt, um die Effizienz von Informationsströmen vergleichbar bewerten zu können: Die Stufe der Automatisierung, die Medienbruchrate, die Echtzeitfähigkeit, der Zentralitätsindex

und der first pass yield für Informationen. In einer anschliessend manuell erstellten Informationsstromkarte, zeigen die fünf Performanceindikatoren das Verbesserungspotential auf. Basierend auf den hervorgehobenen Potentialen des Ist-Zustandes des Informationsstroms wird ein Soll-Zustand hergeleitet. Dieser Soll-Zustand ist die Basis zur Planung spezifischer und zielgerichteter Verbesserungsmaßnahmen.

Der präsentierte ganzheitliche Ansatz in einem Produktionsablauf des Industriepartners validiert und zeigt vielversprechende Ergebnisse. Die Umsetzung zeigt das Potential zur deutlichen Senkung der Durchlaufzeit des Produktes um vier Tage (von fünf auf weniger als einen, vergleiche Abschnitt 5.2.1) im Vergleich zum jetzigen Zustand auf.

Zusammenfassend wird eine Methode präsentiert, die eine ausreichend detaillierte Analyse, Bewertung und Verbesserung von Informationsströmen in Produktionsabläufen ermöglicht. Die Methode folgt dem klassischen Lean-Ansatz der Vermeidung von Verschwendung und baut auf der anerkannten Methode der Wertstromanalyse auf. Die Vorgehensweise ist ein klassischer "pen-and-paper"-Ansatz, der leicht im Produktionsalltag umgesetzt werden kann. Folglich kann die Methode in jedes firmenspezifische Produktionssystem integriert werden. Dadurch wird die aktuelle methodische Lücke zur Analyse von Informationsströmen geschlossen. Die Methode versetzt damit produzierende Betriebe in die Lage, bis jetzt ungenutztes Verbesserungspotential innerhalb der täglichen Produktionsabläufe auszuschöpfen. Die heutigen ungenutzten Potentiale liegen dabei vor allem in komplexen Informationsströmen. Die Resultate der industriellen Anwendung sind vielversprechend.

Zukünftige Forschung sollte sich mit den folgenden drei Aspekten beschäftigen:

1. Wie können die Transparenz und die (gesteigerte) Effizienz von Informationsströmen monetär bewertet werden?

Obwohl in der Literatur, wie [69] darstellt, kein Zweifel über die hohe Wichtigkeit der Transparenz und der Effizienz von Informationsströmen besteht, ist deren finanzielle Bewertung weitgehend unbeantwortet. Klassische Herangehensweisen wie eine Kapitalwertbetrachtung versagen bei dem immateriellen Gut "Information". Dies ist aber im industriellen Alltag entscheidend: Nur wenn die finanziellen Vorteile klar beziffert werden können, werden aus der Methode abgeleitet Investitionen umgesetzt.

2. Die Methode muss umfassender validiert werden.

Die Methode wurde momentan nur in zwei unterschiedlichen Anwendungsfällen beim gleichen Industriepartner angewendet. Die Methode muss ihre Anwendbarkeit bei weiteren Anwendern unter Beweis stellen.

3. Informationsstromdesign

Informationsströme in Produktionsabläufen müssen, genauso wie Wertströme, von Anfang an effizient entworfen werden, siehe [63]. Entsprechend müssen aufbauend auf der präsentierten Methode der Informationsstromanalyse Gestaltungsrichtlinien im Sinne eines Informationsstromdesigns entwickelt werden. Hartmann et al. [73] liefert dazu erste Ansätze. Diese neuen Designrichtlinien würden die Verbesserung von Informationsströmen genauso unterstützen wie die Richtlinien des Wertstromdesigns die Gestaltung und Verbesserung materieller Wertströme. Dies liefert die finale Grundlage für eine bewusste Gestaltung von Informationsströmen in Produktionsabläufen.

6 Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden bereits unter [139] und [68] publiziert.

Die hier vorgestellte Methode, basiert auf zwei Grundüberlegungen:

1. Den Chancen der Vernetzung, die sich durch den digitalen Schatten ergeben:

Der digitale Schatten eines Produktionsablaufs stellt das Datenmanagementkonzept zur Vernetzung eines solchen dar. Hierbei wird das individuelle Produkt innerhalb des Materialstroms als verknüpfende Instanz der Daten eingesetzt. Da nicht alle Teilschritte des Produktionsablaufs immer starr verkoppelt sein können, zum Beispiel Schüttgutlagerung, und auch nicht alle Teilschritte vollumfänglich digitalisiert sind, kann die digitale Spur des Produktes nicht immer eindeutig, rein auf Basis von IT-Systemen, nachverfolgt werden. Entsprechend kann nur das Produkt, mit seiner eindeutigen Identifikation, die unterschiedlichen Produktionsprozesse über solche nicht digitalisierten Teilabschnitte der Produktion hinweg, eindeutig miteinander vernetzen. Diese vernetzten Daten können aber nicht nur innerbetrieblich eingesetzt werden, um den Produktionsablauf zu verbessern, sondern auch interbetrieblich ausgetauscht zu werden. Hierdurch werden externe Firmen, zum Beispiel Maschinenhersteller innerhalb der Lieferkette in die Lage versetzt, die Produktionsabläufe der Maschinennutzer, also ihrer Kunden, zu optimieren.

2. Der Fragestellung, ob Produktionsdaten in ähnlichen Businessmodellen genutzt werden können, wie persönliche Daten:

Wie in Abbildung 3-5 dargestellt, existieren heute bereits ausgereifte und lukrative Geschäftsmodelle, die einzig auf persönlichen Daten basieren. Holzwarth [68] aber auch Porter et al. [154] haben sich folglich die Frage gestellt, ob solche Geschäftsmodelle nicht auch für produzierende Unternehmen umsetzbar wären. Das Ergebnis Forschung ist eine Methode mit der neue Geschäftsmodelle für produzierende Unternehmen erarbeitet werden können. Diese Geschäftsmodelle basieren auf Produktionsdaten und zeigen neue Einnahmemöglichkeiten für produzierende Unternehmen auf.

Entsprechend wird im ersten Abschnitt des Kapitels das Konzept des digitalen Schattens durch eine industrielle Umsetzung validiert. Bis jetzt existiert der digitale Schatten eines

Produktionsablaufs in der Literatur nur als theoretisches Konstrukt, dessen Fähigkeiten nach Bauernhansl et. [15] noch validiert werden müssen.

Der digitale Schatten bietet basierend auf der erfolgreichen Validierung in einem Industrieunternehmen das Datenmanagementkonzept damit die technisch-organisatorische Grundlage zum interbetrieblichen Austausch von Produktionsdaten. Allerdings stellt sich gerade für den Datenaustausch mit externen Partnern die Frage, welche Daten ausgetauscht werden sollen. Diese Frage wird in Abschnitt 6.2 beantwortet: Im zweiten Abschnitt des Kapitels wird eine Methode vorgestellt, die produzierende Unternehmen anleiten soll, neue Geschäftsmodelle aufzubauen, die vollumfänglich auf ihren Produktionsdaten basieren. Diese Methode ist zwar allgemeingültig mit jedem Partner (auch Banken und Versicherungen) innerhalb der Lieferkette eines produzierenden Unternehmens anwendbar, fokussiert sich im Zusammenhang dieser Arbeit jedoch auf die Zusammenarbeit mit Maschinenherstellern. Entsprechend wird im Folgenden insbesondere auf die Beziehung Maschinennutzer (produzierender Betrieb und Datenproduzent) sowie Maschinenhersteller (Hersteller der Maschinen und Analyst der Daten) eingegangen. Die Rollenverteilung von Datenproduzent (Maschinennutzer) und Datenanalyse (Maschinenhersteller) ist darin zu begründen, dass der Maschinennutzer durch seinen Produktionsalltag reale Daten produzieren kann, während der Maschinenhersteller der Spezialist der entsprechenden Anlagen ist und somit über das grösste Maschinen Know-how verfügt, wie Lim et al. [144], Abramovici & Lindner [143] und Mori & Fujishima [82] angeben.

6.1 Technische Umsetzung des digitalen Schattens eines Produktionsablaufs

Um den digitalen Schatten eines Produktionsablaufs zu validieren, wurde diese an einem Produktionsablauf eines Industrieunternehmens umgesetzt. Der eingeführte digitale Schatten des Produktionsablaufs wird beim Industrieunternehmen zweifach verwendet: Erstens für die innerbetriebliche Optimierung von Produktionsabläufen, zum Beispiel zur Engpasserkennung, vergleiche Kapitel 4 und die Ausführungen von [41]. Zweitens für die interbetriebliche Optimierung von Produktionsabläufen, basierend auf der vorgestellten Methode des nächsten Abschnitts. Der Inhalt dieses Abschnitts ist in Abbildung 6-1 als roter Kasten markiert dargestellt. Dies umfasst die technische Umsetzung der Vernetzung eines Produktionsablaufs

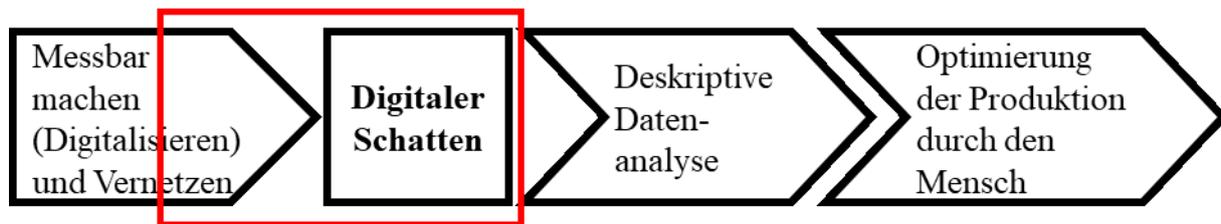


Abbildung 6-1: Nutzung und Eingliederung des digitalen Schattens in den Prozess der Datenauswertung und -Nutzung zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen, in Anlehnung an [15]: Dieser stellt die datenseitige Grundlage dar. Markierung der Fokussierung des folgenden Kapitels auf die Schnittstelle zwischen Messung und Vernetzung der Daten.

Zu vernetzender Produktionsablauf

Um die technische Machbarkeit des digitalen Schattens aufzuzeigen, wurde ein verhältnismässig einfacher Produktionsablauf gewählt. Die Komplexität, also zum Beispiel die Anzahl der Stationen und die Existenz von Verzweigungen ist für die Validierung eher zweitrangig. Relevant für die Validierung des digitalen Schattens ist es, mehrere unterschiedliche Datenquellen produktbezogen miteinander zu verknüpfen. Hierdurch werden die vormals bestehenden Datensilos der einzelnen Produktionsschritte, wie Spritzgussmaschine, Montagezelle, ... über das Produkt miteinander vernetzt. Dies ist in Abbildung 6-2 dargestellt: Zunächst wird das Produkt im Kunststoff-Spritzgussverfahren formgebend hergestellt. Anschliessend wird es eindeutig identifiziert. Hierbei wird ein individueller DataMatrix-Code auf der Oberfläche aufgebracht. Danach erfolgt eine Qualitätsprüfung jedes individuellen Produkts. Im Anschluss wird das Produkt komplettiert: zunächst wird ein O-Ring, als Dichtungselement aufgebracht wird. Darauf folgt die Montage einer weiteren Baugruppe. Diese wird aufgespresst. Dieser Vorgang wird dreimal wiederholt für jedes Produkt. Am Ende jeder Montagelinie folgt eine integrierte Qualitätskontrolle, die überprüft, ob das Produkt korrekt komplementiert wurde. Etwa alle sieben Sekunden verlässt ein fertiges Produkt die Produktionsanlage. Die Produktionsaufträge werden dem Produktionsablauf dabei durch ein MES System zugeteilt. Es gibt in der Produktion ca. sieben parallele Anlagen dieser Art.

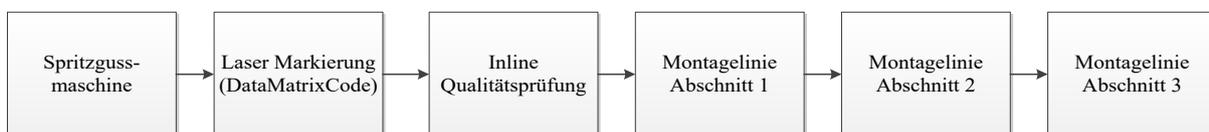


Abbildung 6-2: Darstellung des Produktionsablaufs mit den einzelnen Produktionsschritten deren produktindividuelle Daten durch den digitalen Schatten vernetzt werden sollen.

Vorbereitung zur Vernetzung der Daten

Die Logik der detaillierten, technischen Umsetzung des Produktionsablaufs wurde gemeinsam den IT-Spezialisten des Industriepartners erarbeitet und auch umgesetzt. Die

Vernetzung der relevanten Daten der Produktionsschritte "Laser-Markierung" bis "Montage Abschnitt 3" konnte basierend auf der eindeutigen Identifikation des Produktes umgesetzt:

- Durch den Markierungsprozess wird jedes Produkt eindeutig identifiziert. Diese Identifikation wird im Vorhinein durch ein zentrales System, in diesem Fall ein MES, definiert. Durch diese ist Verlinkung zwischen individuellem Produkt und zugehörigen Daten möglich.
- Die Kombination aus Markierung auf dem Produkt und Zeitpunkt, zu dem die Markierung aufgebracht wurde lässt eine Zuordnung zu: Innerhalb des lokalen Speichers des Markierungsprozesses, können diejenigen Parameter, welche zum Zeitpunkt der Markierung aufgezeichnet wurden, dem Zeitstempel und damit der Produktidentifikation zugeordnet werden.
- Wenn das Produkt die Inline-Qualitätsprüfung durchläuft, wird als erstes die individuelle Markierung eingelesen. Dadurch entsteht eine lokale Datei, die wiederum den Zeitstempel, die eindeutige Identifikation des Produktes und die relevanten Daten der Qualitätsprüfung enthält. Diese Daten stehen ebenfalls lokal zur Verfügung.
- Die gleiche Funktionsweise wie bei der Qualitätsprüfung wird auch bei den drei folgenden Abschnitten der Montagelinien angewendet.
- Diese lokalen Daten können dann auf einem zentralen System vernetzt werden: Hierzu werden die Daten, welche durch die Produktidentifikation bzw. den Zeitstempel individuell identifiziert sind in einer zentralen Datenbank gespeichert. Danach findet eine Suchanfrage statt, die die Identifikation und damit die Daten aus allen Teilprozessen zusammenführt und so die Daten der einzelnen Stationen vernetzt.
- Für den Spritzgussprozess kann diese beschriebene Logik jedoch nicht angewendet werden, da das Produkt nicht identifiziert werden kann, weil es noch nicht existiert. Deshalb wird nicht mehr die eindeutige Identifikation, sondern der Zeitstempel zur Vernetzung der Daten eingesetzt⁶: Grundvoraussetzung ist hierbei, dass alle Produktionsschritte die gleiche absolute Uhrzeit (Zeitstempel) haben

⁶ Grundsätzliche Alternative: Das IT-System könnte die Identifikationsnummer des zu fertigenden Produktes bei der Auslösung des Fertigungsauftrags festlegen. Dann ist das Produkt virtuell bereits existent, nämlich als digitaler Zwilling. Man geht in der Regel davon aus, dass das Produkt anfängt zu leben in dem Augenblick wo die ersten Massnahmen zu dessen Produktion ergriffen werden.

müssen. Dies kann leicht mittels NTP-Server (Network time protocol) umgesetzt werden, der alle einzelnen Produktionsschritte aktualisiert. Die zweite Voraussetzung, die erfüllt sein muss, ist, dass die beiden Prozesse Spritzgussmaschine und Laser-Markierung fix gekoppelt sind. Das heisst, dass keine Eingriffsmöglichkeit besteht. Dies kann technisch durch eine starre Verkettung der Produktionsschritte umgesetzt werden: Durch eine Entnahme des Produktes in geometrisch bestimmter Lage aus dem Spritzgusswerkzeug kann es direkt an der Stelle der Laser-Markierung platziert werden. Innerhalb der Spritzgussmaschine wird wiederum eine lokale Datei erstellt. Diese Datei beinhaltet die relevanten Daten und den Zeitpunkt, zu dem das Werkzeug öffnet. Es werden alle relevanten Daten jeweils vom Start des Schliessens bis zum Öffnen des Werkzeugs aufgezeichnet und einer Datei mit dem Zeitstempel des Öffnens (Endzeitpunkt) zugeordnet.

- Diese lokalen Daten können ebenfalls auf einem zentralen System vernetzt werden: Hierzu werden die Daten, welche den Zeitstempel auf der Spritzgussmaschine individuell identifiziert sind in einer zentralen Datenbank gespeichert. Danach findet eine Suchanfrage statt, die den letzten Zeitstempel vor der Lasermarkierung, auf der der Markierungseinheit vorgelagerten Spritzgussmaschine, sucht und dem individuell identifizierten Produkt zuordnet.
- Gleiches gilt für die Daten des Produktionsauftrags, die aus dem MES System kommen, wie die Artikelnummer, das Teilegewicht, CAD-Zeichnung, usw.⁷ Diese Daten verfügen auch nicht über eine physische Identifikation, allerdings ist bekannt, wann die Spritzgussmaschine begonnen hat, den Produktionsauftrag zu produzieren und wann dieser abgeschlossen wurde. Entsprechend findet hier ebenfalls eine nachträgliche Zuordnung über eine Suchanfrage in der Datenbank mittels Zeitstempel statt.

Wie hier aufgezeigt, kann eine Vernetzung der einzelnen Stationen des Produktionsablaufs durch zunächst klassische lokale Datensilos der einzelnen Prozessschritte umgesetzt werden. Allerdings besitzen alle Dateien, die zusammengehören, ein verbindendes Element, entweder in Form einer Produktidentifikation (eindeutige Nummer, die im DataMatrix-Code vorhanden ist) oder in Form eines Zeitstempels. Basierend auf einer servergestützten Suchanfrage nach dem Zeitstempel bzw. nach einer Produktidentifikation können die Daten vernetzt werden.

⁷ Die klassische Möglichkeit der Vererbung der entsprechenden Daten vom IT-System auf die Spritzgussmaschine, auf das Einzelprodukt, war aufgrund der erwähnten technischen Limitierungen nicht möglich.

Vernetzung der Daten

Um die Vernetzung der relevanten Daten über den Produktionsablauf zu erreichen, müssen nun die Daten miteinander verknüpft werden. Die Daten stehen aktuell in sechs lokalen physischen Datenspeichern (der sechs Produktionsschritte) und einem globalen Speicher, dem MES, zur Verfügung, vergleiche hierzu Abbildung 6-3.

Ausgehend von der eindeutigen Identifikation werden einerseits alle Daten mit der gleichen eindeutigen Identifikation in einer globalen Datenbank zusammengefügt.

Zusätzlich ist der Zeitpunkt der Lasermarkierung entscheidend: Da bekannt ist, zu welchem Zeitpunkt die Laser-Markierung durchgeführt wurde, ist bekannt, dass das Produkt, welches direkt davor in der Spritzgussmaschine hergestellt wurde, das gleiche ist. Durch eine fixe Verkopplung der Produktionsschritte können nun die Daten miteinander vernetzt werden: Die lokalen Daten der Spritzgussmaschine, welche sind über den Zeitstempel individuell identifiziert stehen in einer globalen Datenbank zur Verfügung. Durch die fixe Kopplung des Produktionsablaufs kann mittels Suchanfrage, die Datei mit dem letzten Zeitstempel vor der Lasermarkierung, auf der der Markierungseinheit vorgelagerten Spritzgussmaschine, gesucht werden so die Daten dem individuell identifizierten Produkt zugeordnet werden.

Die gleiche Logik wird für die Zuordnung der Daten des Produktionsauftrags verwendet, da bekannt ist, in welchem Zeitraum, welcher Auftrag (und damit die zugehörigen Daten) auf der Spritzgussmaschine produziert wurde, können die Daten wiederum über den Zeitstempel verknüpft werden.

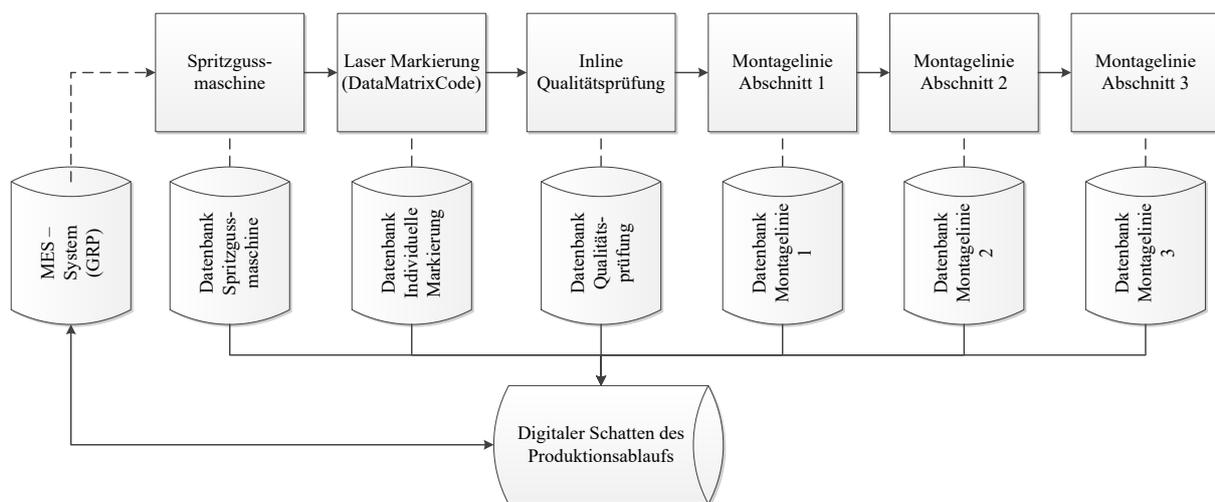


Abbildung 6-3: Logik des digitalen Schattens: Darstellung des Produktionsablaufs mit den einzelnen Produktionsschritten deren produktindividuelle Daten in Datenbanken, die durch den digitalen Schatten vernetzt werden sollen: der digitale Schatten des Produktionsablaufs.

Auf diese Weise können die relevanten Daten des Produktionsablaufs miteinander vernetzt werden und ehemalige Datensilos, mit denen keine Zusammenhänge aufgezeigt werden konnten, können nun analysiert werden.

Technische Umsetzung

Die vorgestellte Logik wurde mit Hilfe eines Servers und sechs zusätzlichen Industriecomputern umgesetzt: Jede Produktionsstation erhielt dabei einen eigenen Industriecomputer, auf den die relevanten Daten der externen Systeme (SPS der Montagelinien, Computersysteme der Spritzgussmaschine, ...) übertragen wurden. Um die Daten zu vernetzen, wurde auf einem Server eine Datenbank aufgebaut. Diese Datenbank durchsucht automatisch alle 15 Minuten die einzelnen Industriecomputer nach Daten, die nach der oben genannten Logik zusammenpassen, kopiert diese und führt sie zu einer neuen ganzheitlichen Datei zusammen.

Herausforderungen

Die Herausforderungen, die sich in der Umsetzung des digitalen Schattens, während einer Projektdauer von ca. sechs Monaten gestellt haben, sind folgende:

- Die Kosten für die Vernetzung der Anlage betragen ca. 100'000 CHF. Diese setzen sich zusammen aus: a) Kosten für Schnittstellen, die die Hersteller der einzelnen Produktionsstationen nicht zur Verfügung stellen, allen voran für die Spritzgussmaschine mit ca. 25'000 CHF. b) Kosten für die Programmierung der Daten pro Produktionsstation von ca. 13'000 CHF. Gerade die Montageanlagen waren nicht darauf ausgelegt, Daten inklusive einer eingelesenen eindeutigen Identifikation zur Verfügung zu stellen. c) Kosten für die Bereitstellung der 6 Industriecomputer von 15'000 CHF. d) Versuche zur Aufbringung des Data-MatrixCodes, inklusive der technischen Vorrichtungen zur Positionierung zur Lasermarkierung 22'000
- Die hohen Kosten für die Schnittstellen gerade bei der Spritzgussmaschine deuten auf eine weitere Herausforderung hin: Die Maschinenhersteller waren nicht auf die entsprechende Anfrage durch den Industriepartner vorbereitet. Entsprechend war es nicht die Hardware, sondern ganze Softwareschnittstellen, die teilweise und zeitaufwendig neu entwickelt werden mussten.

Zusammenfassung und Ausblick

Trotz der erfolgreichen Umsetzung des digitalen Schattens auf dem beschriebenen Produktionsablauf wird aufgrund der Erfahrungen aus dem Pilotprojekt die weitere Umsetzung des digitalen Schattens durch den Industriepartner (zunächst) nicht weiterverfolgt. Der umgesetzte Pilot soll zuerst seinen versprochenen Mehrwert unter Beweis stellen, bevor die Anwendung auf die anderen Produktionsabläufe folgt. Dies wird insbesondere durch zwei Aspekte begründet: Erstens dadurch, dass die Maschinenhersteller offenbar noch nicht in der Lage sind, vernetzbare Produktionsanlagen zur Verfügung zu stellen. Zweites aufgrund der doch relativ hohen Kosten für die Schnittstellen und die IT-Hardware.

Dennoch birgt die hier gewählte Form der Umsetzung digitale Schatten vier Vorteile: 1) der digitale Schatten, welcher auf der Produktidentifikation beruht, kann auch Daten über nicht digitalisierte oder chaotische Teilprozesse miteinander verbinden. 2) Durch die Einführung des digitalen Schattens des individuellen Produktes sind zum ersten Mal durchgängige Daten in Schadensfällen in einem System zentral vorhanden: Wenn bei diesen Produkten Schadensfälle auftreten sollten, kann der Qualitätsmitarbeiter die Daten zügig abrufen und konsistent gegenüber dritten nachweisen, dass alle Qualitätskontrollen für jedes individuelle Produkt durchgeführt wurden. Es muss einzig die eindeutige Produktidentifikation zur Verfügung stehen. 3) Den Aufbau eines Korrelationsmodells für den gesamten Produktionsablauf: Die relevanten Daten der einzelnen Stationen stellen dabei die Eingangsparameter dar, während die Ergebnisse der Qualitätskontrolle am Anfang und Ende des Ablaufs (End of Line Test) die Ausgangsparameter darstellen. Basierend auf diesen Daten kann ein Modell entwickelt werden, welches nicht mehr auf physischen Modellen basiert, sondern rein auf der Basis eines Datentrainings. 4) Als datentechnische Grundlage für den Austausch von Daten innerhalb der Lieferkette mit dem Ziel der Optimierung der Produkte, zum Beispiel des Maschinenherstellers durch den Maschinenhersteller.

Der digitale Schatten bietet das passende Gefäß um Produktionsdaten in hoher Qualität an externe Partner zu übermitteln. Durch den vorher beschriebenen Produktionsablauf kann beispielsweise das Zusammenspiel der gewählten Einstellungen der Spritzgussmaschine und das Ergebnis der nachfolgenden Qualitätskontrolle für jedes individuelle Produkt miteinander verglichen werden. Hierdurch stehen dem Maschinenhersteller Informationen zur Verfügung wie dieser sein Produkt verbessern kann. Relevant sind hierbei vor allem die Fälle bei denen ein Produkt als Ausschuss deklariert wird, da hierdurch

ein Zusammenhang zwischen Parametern der Spritzgussmaschine und Produktqualität hergestellt werden kann.

Eine Methode, die auf produzierende Unternehmen abzielt, wurde entwickelt und wird im nächsten Abschnitt präsentiert. Diese basiert auf der Verfügbarkeit von Produktionsdaten in hoher Qualität. Die verfügbaren Produktionsdaten liefern die Grundlage für ein neues Geschäftsmodell für Maschinennutzer und Maschinenhersteller. Zurzeit existieren Geschäftsmodell zwischen Maschinennutzern und Maschinenherstellern, die sich vor allem auf Services fokussieren, welche vom Maschinenhersteller angeboten werden. Beispielsweise [82] zeigt die Möglichkeiten des remote monitoring und der prädiktiven Wartung für CNC Maschinen durch den Maschinenhersteller auf. Die hier vorgestellte Methode geht aber weiter, sie fokussiert eher auf eine kontinuierliche Produktverbesserung durch den Maschinenhersteller. Um die Maschinen möglichst optimal zu verbessern, müssen die detaillierten Daten des Maschinenherstellers dem Maschinennutzer zur Verfügung stehen. Diese Daten stellen einen Wert für den Maschinenhersteller dar, weshalb er bereit ist einen geldwerten Vorteil für den Maschinennutzer zu bieten.

6.2 Methode zur datengetriebenen Optimierung von Produktionsabläufen durch Zusammenarbeit mit externen Partnern

Wie von Massimo et al. [81] beschrieben, soll es das Ziel künftiger Forschung im Bereich Operations- und Supply Chain Management sein die Frage zu beantworten, welche digitalen Werte mit wem ausgetauscht werden sollen. Dies wird im Zusammenhang der Arbeit spezifiziert beantwortet: Die im Folgenden vorgestellte Methode soll produzierende Unternehmen beim interbetrieblichen Produktionsdaten-Austausch mit dem Ziel der Produktivitätssteigerung unterstützen. Da die Potentiale einer möglichen Zusammenarbeit aus Sicht des Autors und des Industriepartners mit dem Maschinenhersteller am grössten sind, wurde auf eine solche Zusammenarbeit fokussiert. Allerdings ist die Methode genauso für eine neue Zusammenarbeit mit zum Beispiel Banken oder Versicherungen denkbar.

Die hier vorgestellte Methode identifiziert Produktionsdaten, die für einen Maschinenhersteller relevant sind und vom Maschinennutzer nicht als kritisch bzgl. seines Geschäftsmodells (Know-how-kritisch) eingestuft werden. Die Methode ist kollaborativ, weil sie die Zusammenarbeit beider erfordert. Entsprechend führt die hier vorgestellte Methode zu Daten / Datensätzen, die interbetrieblich ausgetauscht werden können. Diese Daten sollen dazu dienen Produkte (Maschinen) zu verbessern, vorhersagende

Instandhaltung zu ermöglichen und so den produktiven Zeitanteil der Maschinen zu steigern. Folglich unterstützt die Methode produzierende Unternehmen, die Vorteile der interbetrieblichen, datengetriebenen Produktivitätssteigerung von Produktionsabläufen für sich nutzbar zu machen.

Im Gegensatz zu existierenden Methoden fokussiert sich die hier vorgestellte Methode auf den Maschinennutzer und soll diesen dabei unterstützen, gemeinsam mit dem Maschinenhersteller den Nutzen einer datengetriebenen, interbetrieblichen Zusammenarbeit auszuschöpfen. Die Methode ermöglicht die Identifikation nicht kritischer Daten, die vom Maschinenhersteller analysiert werden können, um basierend auf den Ergebnissen die Produktivität der Maschinen zu steigern.

6.2.1 Methodischer Aufbau der Methode

Die neue vorgeschlagene Methode umfasst fünf Schritte; dabei orientiert sich ihre grundlegende Idee am Business Model Navigator Framework von Gassmann et al. [158]: Die hier vorgestellte Methode beginnt mit der Beschreibung des aktuellen Geschäftsmodells und endet mit der Implementierung eines Neuen. Bei Gassmann et al. folgt auf die Beschreibung des Ist-Geschäftsmodells eine Ideenphase. Basierend auf den generierten Ideen wird ein neues Geschäftsmodell entwickelt, welches im Abschluss implementiert werden soll. Die hier vorgestellte Methode ist aber nicht generisch für alle Industrien gemeint, sondern fokussiert sich auf die Entwicklung von Geschäftsmodellen, die auf einer datengetriebenen Zusammenarbeit von Maschinenhersteller und -nutzer basieren.

Schritt 1: Beschreibung des aktuellen Geschäftsmodells	Schritt 2: Erarbeitung der interessanten Daten	Schritt 3: Bewertung der interessanten Daten	Schritt 4: Entwicklung eines neues Geschäftsmodells	Schritt 5: Implementierung des Datenprodukt- Geschäftsmodells
Workshop	Workshop	Interviews	Workshop	Schrittweise
Wie und mit wem schafft der Maschinennutzer einen Mehrwert?	Welche Daten sind für den Maschinenhersteller von Interesse?	Welche Daten sind nicht kritisch und können techn. leicht geteilt werden?	Wie gelingt gegenseitiger Mehrwert durch Datenprodukte? (Geschäftsmodell)	Welche Datenprodukte, sollen für welchen Zeithorizont mit wem geteilt werden?
Resultat: Liste der Maschinenhersteller	Resultat: Liste der interessanten Daten	Resultat: Potentiell teilbare Datenprodukte	Resultat: Geschäftsmodell, bas. auf Datenprodukten	Resultat: Umsetzungs- und Implementierungsplan

Abbildung 6-4: Fünfstufige Methode zur Einführung datengetriebener Produktivitätssteigerung durch interbetriebliche Zusammenarbeit: Darstellung der Schritte, der Form der Erarbeitung, den hauptsächlich zu beantwortenden Fragestellungen, sowie den zu erzielenden Resultaten, basierend auf Lorenz et al. [139].

6.2.2 Schritt 1: Beschreibung des Geschäftsmodells und möglicher Partner

Das Ziel des ersten Schrittes ist es, dass der Maschinennutzer versteht, wie sein eigenes Geschäftsmodell aktuell funktioniert und wie er darin wertschöpfend tätig ist. Dies legt

den Ausgangspunkt zur weiteren Analyse. Hierzu soll der Maschinennutzer selbst einen Workshop durchführen, um das aktuelle Geschäftsmodell, basierend auf dem Business Model Canvas von Osterwalder & Pigneur [159], zu beschreiben. Dieser Business Model Canvas fokussiert darauf, wie Wertschöpfung mit wem kreiert wird und wer dabei die Hauptpartner sind. Daraus entsteht eine Liste, die die aktuellen Wertschöpfungspartner des Maschinennutzers aufzählt. Hierin sind Maschinenhersteller enthalten, falls ihre Maschinen aktuell im Produktionsablauf genutzt werden und diese Daten zur Verfügung stellen können. Die aufgelisteten Maschinenhersteller werden in den Dimensionen "Vertrauenswürdigkeit" und "mögliche finanzielle Vorteile einer Zusammenarbeit" bewertet. Hierbei beschreibt die "Vertrauenswürdigkeit" den Grad, zu dem der Maschinennutzer dem Maschinenhersteller bezüglich der Bereitstellung von Produktionsdaten vertraut. Diese Dimension wird stark beeinflusst durch das historische Verhältnis sowie die Reife des Maschinenherstellers bzgl. seiner Fähigkeit, Daten zu analysieren. Die Vorteile der Zusammenarbeit für den Maschinennutzer lassen sich beispielsweise dadurch beschreiben, wie stark sein Produktionsablauf vom Maschinenhersteller abhängig ist: Wenn ein Hersteller mehrere und vielleicht sogar kritische Maschinen liefert, sind die möglichen Vorteile für den Maschinennutzer deutlich höher, weil auch die Auswirkungen höher sind. Basierend auf der Bewertung der Maschinenhersteller, rein bezogen auf eine intensivierete, datengetriebene Zusammenarbeit, sollte der Maschinennutzer in die Diskussion mit den vielversprechendsten Herstellern einsteigen, von dem bereits eine ausreichende Anzahl Maschinen in der eigenen Produktion zum Einsatz kommen.

6.2.3 Schritt 2: Erarbeitung der interessanten Daten

Im zweiten Schritt erarbeitet der Maschinennutzer gemeinsam mit dem Maschinenhersteller, welche Daten aufgrund des gemeinsamen Interesses ausgetauscht werden sollen. Hierzu veranstaltet der Maschinennutzer einen zweiten Workshop mit den relevantesten Maschinenherstellern. Ziel dieses Workshops ist es herauszufinden, welche Produktionsdaten des Maschinennutzer, für welchen Maschinenhersteller theoretisch relevant sein könnten. Zum Start soll hierzu eine Liste der aktuellen Daten, die der Maschinennutzer zur Verfügung stellen kann, präsentiert werden. Der Maschinenhersteller vervollständigt die Liste mit den Daten, die seine Maschinen aktuell zur Verfügung stellen können. Unabhängig davon soll der Workshop nicht nur auf bereits erfasste Daten fokussieren, sondern soll gerade auch das Potential ausserhalb aktueller Grenzen identifizieren. Hierzu zählen zum Beispiel Daten, die der Maschinenhersteller für zukünftige eigene Geschäftsmodelle benötigt. Diese Geschäftsmodelle können beispielsweise die

Produktivität des Maschinennutzers steigern und durch Serviceverträge monetarisiert werden. Für den Maschinenhersteller sind typischerweise die Prozessparameter des alltäglichen Produktionsablaufs relevant. Aus diesen kann er Rückschlüsse ziehen, wie sein Produkt eingesetzt wird. Für den Maschinenhersteller sind typischerweise die Prozessparameter des alltäglichen Produktionsablaufs relevant. Aus diesen kann er Rückschlüsse ziehen, wie sein Produkt eingesetzt wird.

In diesem Zusammenhang soll die Terminologie des Datenproduktes eingeführt werden. Ein Datenprodukt beschreibt einen spezifischen Satz von Daten, der durch den Maschinennutzer mit dem Maschinenhersteller ausgetauscht wird, um gegenseitige Vorteile zu generieren. Ähnlich zu einem physischen Produkt stellt ein Datenprodukt die Grundlage für ein Geschäftsmodell dar, wie zum Beispiel die Verbesserung des Produktes und die damit einhergehende Effizienzsteigerung beim Kunden. Ein typisches Beispiel hierbei ist die Bedienoberfläche der Maschinensteuerung einer beliebigen Maschine. Die Art und Weise, insbesondere die Häufigkeit und die Dauer der Nutzung der unterschiedlichen Seiten einer Maschinensteuerung geben Aufschluss darüber, welche Seiten wirklich für den Benutzer relevant sind. Basierend hierauf kann der Maschinenhersteller die Bedienoberfläche so gestalten, dass beispielsweise gewisse Seiten angezeigt werden, die häufig verwendet werden. Verbindet man jetzt noch die Daten der Nutzung mit den zu diesem Zeitpunkt vorherrschenden Prozessparametern, so lassen sich zukünftig aufgrund der vorherrschenden Parameter, gezielt die richtigen Seiten der Maschinensteuerung anzeigen. Der Mitarbeiter des Maschinennutzers spart so wertvolle Zeit.

6.2.4 Schritt 3: Bewertung der interessanten Daten

In Schritt 3 wird die Liste der interessanten Daten aus Schritt 2 durch den Maschinennutzer bewertet. Diese Bewertung beruht insbesondere auf drei grundsätzlichen Fragestellungen: Können die Daten technisch erfasst werden? Sind die Daten kritisch für den weiteren Fortbestand meines Geschäftsmodells (Know-how kritisch)? Wie aufwendig sind Datenerfassung und -bereitstellung der Daten im geforderten Format?

Die Fragen eins und drei können relativ leicht durch Interviews mit IT- und Automatisierungsexperten der Maschinennutzer und -hersteller beantwortet werden. Insbesondere der Maschinenhersteller kann dabei unterstützend tätig werden, wie die Daten erfasst werden könnten. Die Beantwortung der zweiten Frage ist komplexer und bedarf eines systematischen Vorgehens.

Sie ist insbesondere schwierig, weil die meisten Maschinennutzer heute selbst nicht beurteilen können, welche Produktionsdaten kritisch sind und welche nicht. Deshalb

verfolgen sie häufig die angesprochene Strategie des "better safe than sorry". Diese besagt, vergleiche Abschnitt 3.5, dass produzierende Unternehmen es häufig angstgetrieben und nicht basierend auf einer objektiven Beurteilung, grundsätzlich ablehnen Daten ihrer Produktion mit anderen Unternehmen zu teilen. Um dieses Problem zu lösen, wird im Zusammenhang mit der hier vorgestellten Methode empfohlen wertvolles Wissen basierend auf dem Vorgehen von Lindemann et al. zu definieren. Das Vorgehen von Lindemann et al. schlägt vor, wertvolles Wissen in Informationen und dann in Daten zu detaillieren. Um wertvolles Wissen zu erhalten, müssen dafür unterschiedliche Informationen zur Verfügung stehen, die einen Kontext bilden und so Wissen formen. Die Informationen bestehen wiederum aus Daten, die eine Syntax benötigen, vergleiche hierzu die Abgrenzung der Begriffe nach [67]: Zeichen mit einer Syntax ergeben Daten; Daten im Kontext ergeben Information; die Vernetzung von Informationen führt zu Wissen, vergleiche Abschnitt 2.4, Abbildung 2-5.

Die Methode von Lindemann et al. [178] erlaubt es dem Maschinennutzer, auf diese Weise zu bewerten, welche Daten wertvoll und/oder kritisch sind. Damit wird die Grundlage zur Entscheidung gelegt, welche Produktionsdaten ausgetauscht werden sollen und welche nicht: Die Aufteilung der Daten in wertvolle und nicht-wertvolle Daten liefert die Grundlage, welche Daten das wertvoll für das eigene Geschäftsmodell sind und dieses somit gefährden könnten. Diese, das Geschäftsmodell gefährdende Daten, sollten somit nicht geteilt werden. Für Maschinennutzer setzt sich das genannte wertvolle Wissen typischerweise aus der optimalen Kombination von Rohstoffen, Prozessparametern und dem eingesetzten Werkzeug zusammen, um damit hochqualitative Produkte zu fertigen.

Folglich kann die Kritikalität und damit die Gefährdung des existierenden Geschäftsmodells, jedes individuellen Datensatzes bzw. jedes möglichen Datenproduktes objektiv bewertet werden. Maschinennutzer sollten nur diejenigen Daten teilen, die:

1. Für den Maschinenhersteller einen Mehrwert bieten.
2. Bei geringem Aufwand technisch erfasst und zur Verfügung gestellt werden können und
3. Das aktuelle Businessmodell des Maschinennutzers nicht gefährden, weil sie diesem durch Wissensabfluss die Grundlage entziehen könnten.

6.2.5 Schritt 4: Entwicklung eines neuen Geschäftsmodells

Basierend auf der Definition der Datenprodukte wird ein neues Geschäftsmodell hergeleitet. Das Geschäftsmodell muss, wenn es erfolgreich sein will, die Interessen des Maschinennutzers und – herstellers berücksichtigen.

Um überhaupt einen Mehrwert für den Maschinennutzer bieten zu können, darf ein zukünftiges Geschäftsmodell einerseits ausschliesslich auf Datenprodukten basieren, wie sie in Schritt 2 definiert wurden; andererseits muss das Geschäftsmodell dazu führen, dass die Produktivität innerhalb der Lieferkette verbessert wird. Wenn der Maschinennutzer also beispielsweise Prozessparameter teilt und als Austausch dafür Wissen zur Optimierung seines Produktionsablaufs erhält, sind das greifbare Vorteile für den Maschinennutzer.

Damit der Maschinenhersteller vom Teilen der Datenprodukte profitieren kann, muss er diese entweder bei der Verbesserung / der Weiterentwicklung seiner Produkte nutzen können, oder diese müssen ihn in die Lage versetzen, nun Mehrwert-Dienstleistungen anbieten zu können. Um bei dem gleichen Beispiel zu bleiben: Der Maschinenhersteller kann die Prozessparameter nutzen, um den Typ der Maschine zum Beispiel für die nächste Generation zu verbessern oder um andere Kunden zu beraten. Der Maschinenhersteller kann dies durch bessere Produkte und durch bessere Verkaufszahlen monetarisieren. Weitere Interessen des Maschinenherstellers liegen beispielsweise im Umfeld von Ausfällen: basierend auf Prozessdaten und der Zuordnung dieser zu Unfällen, kann eine prädiktive Wartung als Service angeboten werden.

Um das Geschäftsmodell zu entwickeln, wird durch den Maschinennutzer ein letzter Workshop mit einem spezifischen Maschinenhersteller organisiert. Hierbei wird basierend auf den Datenprodukten ein neuer Business Model Canvas erarbeitet. Dies gibt Aufschluss darüber, wie beide Seiten von dem neuen Geschäftsmodell profitieren und damit den Rahmen für die weitere Zusammenarbeit. Entsprechend hängt das neue Geschäftsmodell stark vom alten ab, da die Hauptaktivität des alten Geschäftsmodells auch die Grundlage für das neue ist: erst durch die Herstellung von Produkten entstehen die Datenprodukte, die ausgetauscht werden sollen.

Allerdings wird durch das gemeinsame Geschäftsmodell, welches auf ausgetauschten Datenprodukten basiert, auch ein Risiko geteilt. Dieses Risiko besteht, wenn inkorrekte Datenprodukte ausgetauscht werden. Dies kann aufgrund der Fehlfunktion eines Sensors oder einer Software auftreten. Es kann dazu führen, wenn es unentdeckt bleibt, dass basierend auf falschen Daten falsche Schlüsse gezogen und falsche Entscheidungen getroffen werden, die finanziell relevant sein können. Am Beispiel der prädiktiven

Wartung kann dies verdeutlicht werden: Falsche Informationen über den Zustand von Komponenten können zu überflüssigen oder sogar verspäteten Wartungsarbeiten führen. Dies kann wiederum zu ungeplanten Maschinenstillständen führen, die die Produktionsbereitschaft des Maschinennutzers empfindlich einschränken können.

Um das Risiko zu beschränken, empfiehlt die Methode die Einführung technischer und vertraglicher Massnahmen. Als technische Massnahmen wird die Einführung eines Algorithmus zur Kontrolle der Datenqualität empfohlen, dieser überprüft klassische Fehler, wie fehlende oder doppelte Werte. Ein solcher Algorithmus wird im Detail von Ahlemeyer-Stubbe & Shirley [179] vorgeschlagen. Vertragliche Massnahmen, welche insbesondere das finanzielle Risiko beschränken, sind beispielsweise die Regelung in Form einer performance-basierten oder ergebnisorientierten Zusammenarbeit, wie sie von [146] im Fall des Rolls-Royce Beispiel beschrieben sind. Solche Vereinbarungen sind besonders für Geschäftsmodelle geeignet, die die Interessen des Maschinennutzers und des -herstellers gleichermaßen berücksichtigen und zu einem gegenseitigen Mehrwert führen. Hier soll das klassische Beispiel der prädiktiven Wartung genannt werden, welches in Form einer Dienstleistung monetarisiert wird, die nur dann wirksam wird, wenn die Verfügbarkeit der Maschine steigt, wie dies beispielhaft in Form eines datenbasierten Geschäftsmodells von [158] ausgeführt wird. Entsprechend muss der Maschinenhersteller fähig und gewillt sein, nicht nur Ausfälle vorherzusagen, sondern auch entsprechende Instandhaltungsarbeiten durchführen zu können. Die Vorteile für den Maschinennutzer sind offensichtlich.

Entsprechend führt also dieser vierte Schritt zu der Beschreibung eines neuen Geschäftsmodells, welches auf Datenprodukten, deren Austausch und dem gegenseitigen Nutzen derselben basiert. Aufgrund der industriellen Akzeptanz wird empfohlen, dieses neue Geschäftsmodell mit Hilfe des Business Model Canvas von Osterwalder & Pigneur [159] zu beschreiben. Die Darstellung des neuen und des alten Geschäftsmodells in der gleichen Darstellungsweise ermöglicht einen direkten Vergleich der beiden in den neun unterschiedlichen Kategorien.

6.2.6 Schritt 5: Implementierung des datenprodukt-basierten Geschäftsmodells

Final soll das neue Geschäftsmodell wie in fast allen aktuell existierenden Vorgehen zur Umsetzung neuer Geschäftsmodelle implementiert werden, vergleiche Abschnitt 3.4.3. Die Methode empfiehlt das neue Datenprodukt-Geschäftsmodell zunächst mit einem einzelnen Maschinenhersteller einzuführen. In einer Testphase von sechs Monaten, in der finanzielle Aspekte keine Rolle spielen sollten, sollen die evaluierten Daten geteilt

werden. Dieser Zeitraum soll als Grundlage zur Validierung des Geschäftsmodells dienen. Hierdurch wird, wie von Osterwalder & Pigneur [159] vorgeschlagen, die Möglichkeit gegeben, auf die Reaktionen des Marktes resp. der Geschäftsmodellteilnehmer zu reagieren. Entsprechend sollte der Maschinenhersteller nach sechs Monaten in der Lage sein, standardisierte Datenprodukte zu definieren, welche sich in der Validierungsphase bewährt haben. Diese könnten dann auch mit anderen Maschinennutzern ausgetauscht werden, um die Dienstleistungen des Maschinenherstellers weiter zu verbessern, und so den Nutzen für beide Seiten zu steigern.

6.3 Validierung in einem realen Produktionsablauf

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter Lorenz et al. [139] und Holzwarth [68] veröffentlicht.

6.3.1 Validierung und Ergebnisse

Die vorgestellte Methode unterstützt Maschinennutzer und -hersteller bei der Ausarbeitung neuer Geschäftsmodelle, welche auf Produktionsdaten basieren. Diese so bezeichneten Datenprodukte legen hierbei die Grundlage zur gemeinsamen Wertschöpfung für beide involvierten Betriebe.

Die vorgestellte Methode hat einen ähnlichen industriellen Fokus wie beispielsweise die Methode von Gassmann [158]. Um ihre Anwendbarkeit zu zeigen, wird sie in Zusammenarbeit mit einem Maschinennutzer und seinen Maschinenhersteller validiert. Ein geeigneter Maschinennutzer muss dabei über folgende Eigenschaften verfügen:

1. Verfügbarkeit digitaler Produktionsdaten (eine ausreichende Anzahl digitalisierter Maschinen der entsprechenden Hersteller)
2. Grundsätzlich positive Erwartungen / Diskussionsbereitschaft bzgl. des Austauschs von Produktionsdaten

In der Produktionsstätte, in der die Methode validiert wurde, kommen mehr als 70 Spritzgussmaschinen unterschiedlicher Hersteller zum Einsatz. Die Spritzgussmaschinen erfassen mit integrierten Sensoren und der SPS der Maschinen unterschiedlichste Produktionsdaten. Beispiele dieser Daten sind die Feuchtigkeit des Rohmaterials, der Förderschneckendurchmesser, Temperatur des Motors, des Kühlwassers, usw. Von diesen Daten ist der Förderschneckendurchmesser schon heute ein wichtiger Indikator für den Verschleiss und die Wirksamkeit der Maschine. Dieser Wert wird bis jetzt allerdings nur von Maschinennutzer in unregelmässigen Abständen als Bewertungsparameter

verwendet. Entsprechend werden die Daten heute nicht systematisch durch den Maschinenhersteller analysiert.

Schritt 1

Der Business Model Canvas von Osterwalder & Pigneur [159] wird verwendet, um das aktuelle Geschäftsmodell in neun Kategorien detailliert zu beschreiben. Zurzeit verfolgt der Maschinennutzer nur das klassische Geschäftsmodell, welches auf der Produktion und dem Verkauf von Produkten basiert. Es existieren aktuell keine digitalen Geschäftsmodelle. Basierend auf der Kategorie der Schlüsselpartner des erarbeiteten Business Model Canvas wurde vier Maschinenhersteller ausgewählt, die für einen möglichen Produktionsdatenaustausch in Frage kommen.

Schritt 2

Um die interessanten Daten zu erarbeiten, wurde ein Workshop mit den Maschinenherstellern organisiert. Zunächst präsentierte der Maschinennutzer eine Liste von Produktionsdaten, welche bereits durch ihn erfasst werden. Zusätzlich präsentierten die Maschinenhersteller jeweils eine Liste derjenigen Daten, die für sie im Sinne einer gesteigerten Wertschöpfung von Interesse sind. Hierbei beschrieben diese jeweils, wie die jeweiligen Produktionsdaten im Zuge eines neuen Geschäftsmodells genutzt werden können. Ein Beispiel in diesem Zusammenhang bezieht sich auf den Temperatur- und den Feuchtigkeitsverlauf, in dem die Maschinen arbeiten: Diese Daten wären für den Maschinenhersteller hilfreich, um die einzelnen Komponenten der Maschine besser und damit kosteneffizienter dimensionieren zu können. Total wurde hierbei 46 potentielle Datenprodukte erarbeitet.

Diese 46 Datenprodukte, wurden basierend auf den vier (adaptierten) Trends neuer Geschäftsmodelle von Manyika et al. [180] Instandhaltung, Optimierung des Produktionsablaufs, Forschung und Entwicklung, sowie Vorverkaufsdienstleistungen (Pre-Sales) eingeteilt. Die vier genannten Kategorien können hauptsächlich den folgenden möglichen Grundlagen neuer Geschäftsmodelle zugeordnet werden:

1. Instandhaltung: Prädiktive Wartung / Vorhersage von Ausfällen
2. Optimierung des Produktionsablaufs: Verbesserung und Effizienzsteigerung der Anlagen des Maschinennutzers
3. Forschung und Entwicklung: Verbesserung zukünftiger Produkte des Maschinenherstellers

4. Vorverkaufsdienstleistungen: Angebot maschinennutzer-spezifischer und damit bedarfsgerechter Maschinen

Diese Einteilung ist jedoch nicht strikt, sondern es existieren auch Mischformen der vier Trends. Das Ergebnis dieser Kategorisierung ist in Abbildung 6-5 dargestellt.

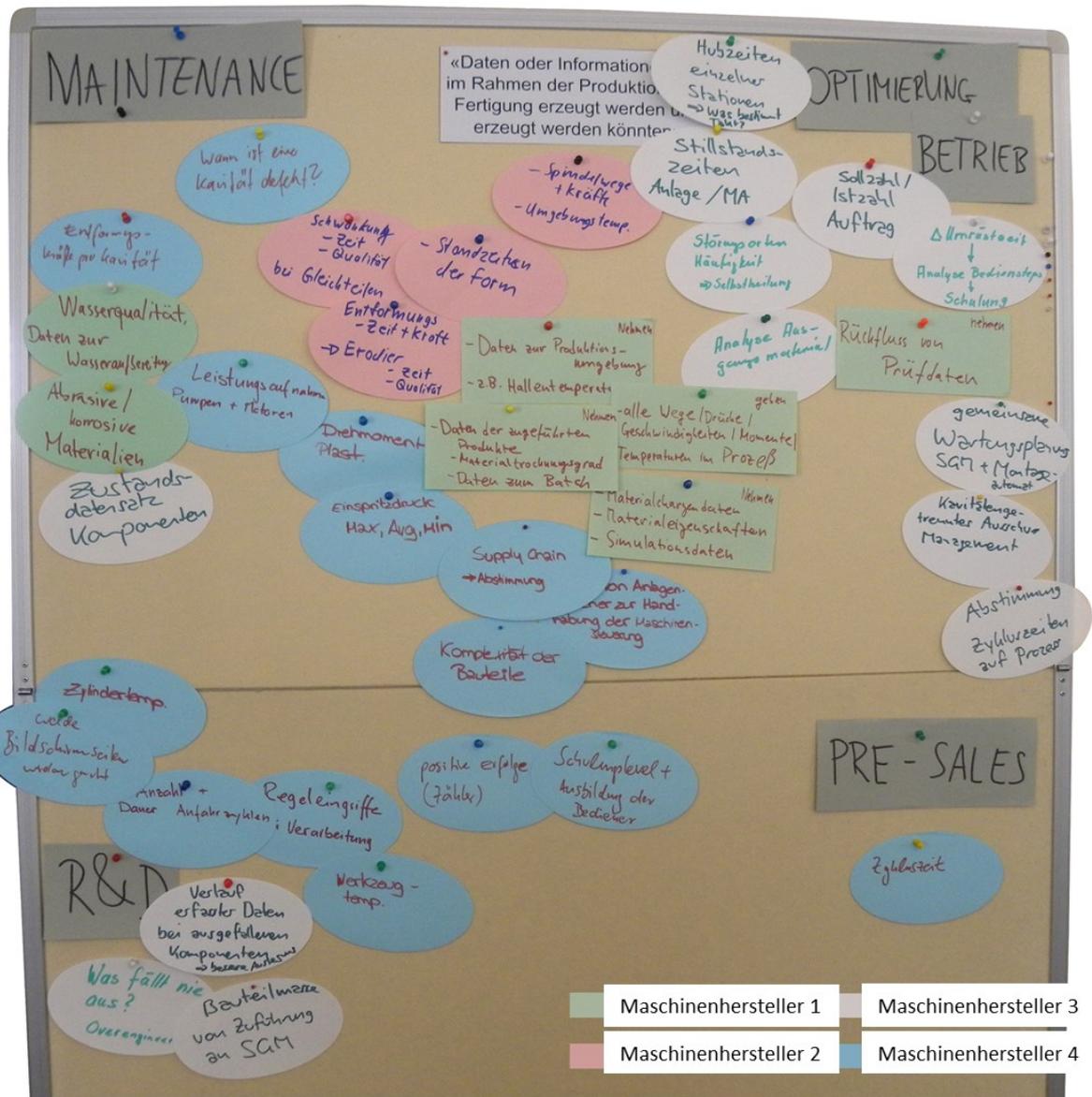


Abbildung 6-5: Ergebnis des Workshops in Schritt 2 in vier Kategorien der Datenprodukte: Darstellung der Datenproduktideen, die die vier Maschinenhersteller im Zusammenhang des Workshops erarbeitet haben, adaptiert von [68].

Die Detaillierung der 46 Datenprodukte können aufgrund der geforderten Vertraulichkeit aller Workshop Teilnehmer hier nicht vollumfänglich detailliert werden.

Die 46 erarbeiteten Datenprodukte können die Grundlage für neue Geschäftsmodelle bieten, da sie einen Mehrwert für den Maschinenhersteller und den Maschinennutzer

bieten. Der Mehrwert für den Maschinennutzer ergibt sich direkt aus den oben genannten vier Kategorien nach [180], da sich jeweils die Produktivität der Maschinen verbessert, entweder durch verbesserte Komponenten, verringerte Ausfälle oder eine verbesserte Betriebsführung und damit Nutzung der Maschinen. Der Maschinenhersteller kann zum Beispiel durch Dienstleistungsverträge einen finanziellen Mehrwert für sich generieren, indem er die Daten analysiert und so zur Produktivitätssteigerung beim Maschinennutzer beiträgt.

Schritt 3

Im dritten Schritt folgt die Bewertung der Datenprodukte, also der interessanten Daten, durch den Maschinennutzer. Die 46 Datenprodukte werden anhand ihrer technischen Erfassbarkeit gefiltert, ihrer Know-how Kritikalität für das existierende Geschäftsmodell des Maschinennutzers und des Aufwandes, diese zur Verfügung zu stellen.

Fünf der 46 Datenprodukte konnten keiner Kategorie zugeordnet werden und deshalb nicht im Produktionsablauf erfasst werden. Ein Beispiel hierfür ist eine Beschreibung des haptischen Empfindens des Produktes durch den Kunden; diese Daten können durch den Maschinennutzer nicht erfasst werden, da sie ausserhalb der Produktionsumgebung liegen. Die restlichen 41 Datenprodukte wurden darauf aufbauend auf ihre Kritikalität bzgl. des Geschäftsmodells des Maschinennutzers überprüft.

Da der Maschinennutzer nicht über eine interne Definition des kritischen Wissens im Sinne von Lindemann et al. [178] verfügt, wurde diese zunächst erarbeitet: Basierend auf den Hauptaktivitäten und den Hauptressourcen des Business Model Canvas aus Schritt 1 wurde in Zusammenarbeit mit dem Maschinennutzer wertvolles Wissen definiert. Die verallgemeinerte Definition des Maschinennutzers lautet, basierend auf [68], wie folgt:

"Daten und Informationen der Produktion gelten beim Maschinennutzer – insbesondere aber nicht ausschliesslich – als Know-how kritisch, wenn ein Dritter dadurch ganz oder teilweise:

1. Aufschluss über die Stückzahl und die Art der hergestellten Produkte erhält
2. Das Werkzeug nachbilden kann
3. Den Verarbeitungsprozess eines spezifischen Rohmaterials nachbilden und entstehende Produkte imitieren kann."

Basierend auf dieser Definition des Maschinenherstellers wurden alle 41 Datenprodukte durch Experten des Maschinenherstellers auf die ihre Kritikalität hin überprüft. Wenn

Datenprodukte Daten enthalten, die sich auf obige Definition beziehen oder nur darauf hinweisen, wurden die Datenprodukte verworfen. Die Filterung des Maschinennutzers gestaltete sich als sehr restriktiv, um jede Gefährdung des Geschäftsmodells auszugleichen. Trotzdem wurden aufgrund der Filterung nur 16 Datenprodukte als Know-how kritisch verworfen. Konkrete Beispiele, die aufgrund obiger Definition verworfen wurden, sind alle Datenprodukte, die sich auf den spezifischen Rohstoff und die Verwendung von diesem zur Herstellung von Produkten beziehen, also auch Zykluszeiten.

Nach der Filterung durch den Maschinennutzer konnten 25 Datenprodukte, also immerhin 61 %, direkt mit den Maschinenherstellern ausgetauscht werden, da sie sowohl technisch erfassbar sind, als auch das aktuelle Geschäftsmodell nicht gefährden.

Zum Abschluss werden die Aufwände bezogen auf die Erfassung, Verarbeitung und Bereitstellung der Datenprodukte bewertet. Diese werden in die drei Kategorien *tief* (geringer zusätzlicher Aufwand, da sie bereits erfasst werden und nicht weiterverarbeitet werden müssen), *mittel* (Daten werden erfasst, müssen aber noch weiterverarbeitet werden, was heute nicht passiert), *hoch* (werden nicht erfasst) eingeteilt. Acht der 25 Datenprodukte sind der untersten Kategorie (*tief*) zuzuordnen. Entsprechend beschränkt sich der Aufwand hier darauf, sie zur Verfügung zu stellen. Die acht Datenprodukte sind in Tabelle 6-1 dargestellt.

Tabelle 6-1: Beispielhafte Auswahl leicht umsetzbarer Datenprodukte (der tiefsten Kategorie): dargestellt sind die Nummerierung der Produkte, deren Spezifizierung sowie der vorschlagende Maschinenhersteller, adaptiert von [68].

Datenprodukt	Spezifizierung / Inhalt	Maschinenhersteller
15	Standzeit des Werkzeuges	1
18	Wasserqualität / Daten zur Wasseraufbereitung	1
20	Produktionsumgebungstemperatur, -feuchtigkeit	2
28	Drehmoment der Plastifizierungseinheit	2
29	Einspritzdruck	3
33	Temperatur des Zylinders	3
35	Anzahl und Dauer der Anfahrszyklen	4
39	Häufigkeit der Verwendung einzelner Eingabefenster der Maschinenbedienfläche	4

Schritt 4

Im vierten Schritt wird das neue Geschäftsmodell, welches aus Datenprodukten besteht, generisch beschrieben. Hierzu wird der Business Model Canvas, vergleiche Abbildung

3-7 verwendet und entsprechend auf Datenprodukte adaptiert, vergleiche Abbildung 6-6. Hierdurch entsteht ein festgelegter Rahmen, der sowohl für den Maschinennutzer als auch den Maschinenhersteller als Orientierungspunkt fungiert.

Die Beschreibung des neuen Geschäftsmodells in den neun Kategorien orientiert sich an den Ergebnissen der durchgeführten Workshops. Der Canvas berücksichtigt, wie der Mehrwert durch die genannten Datenprodukte für beide Seiten geschaffen wird.

Für die erste Phase der Umsetzung liegt der Fokus auf den genannten Datenprodukten, die nicht kritisch sind und leicht ausgetauscht werden können und dem Austausch dieser mit einem Maschinenhersteller. Um das beschriebene Risiko inkorrektur Daten bereits in der Validierungsphase zu vermindern, wurde zwischen dem Maschinenhersteller und dem Maschinennutzer vereinbart, dass der Maschinenhersteller die Daten direkt von den Sensoren der Maschine bezieht und selbst die Qualität der Daten im Sinne von Ahlemeyer-Stubbe & Coleman [179] überprüft, bevor diese als Grundlage von Analysen verwendet werden.

Besondere Beachtung gilt hierbei der Kategorie der Einnahmequelle: Weder der Maschinennutzer noch der Maschinenhersteller waren in der Lage, den finanziellen Wert der auszutauschenden Datenprodukte zu beziffern. Aus diesem Grund wurde für eine Pilotphase von sechs Monaten vereinbart, dass finanzielle Aspekte keine Rolle spielen sollten. Die Kosten für den Datenaustausch wurden hierbei komplett durch den Maschinenhersteller übernommen, was das Potential verdeutlicht, was dieser dem Austausch von Produktionsdaten mit einem seiner Kunden, dem Maschinennutzer beimisst. Entsprechend soll die Einnahmequelle der direkten Monetarisierung, welche im Zusammenhang digitaler Geschäftsmodelle allgemein Anwendung findet, siehe [179], im Zusammenhang dieser Arbeit als zukünftige Option interpretiert werden.

Schlüsselpartner <ul style="list-style-type: none"> • IT Infrastruktur-anbieter und -dienstleister • Anbieter von Datenverarbeitungssoftware • Anbieter von Sensoren 	Schlüsselaktivitäten <ul style="list-style-type: none"> • Erfassung von Produktionsdaten • Verarbeitung von Produktionsdaten • Bereitstellung von Produktionsdaten 	Leistungsversprechen <ul style="list-style-type: none"> • Werthaltige Datenprodukte für Maschinenhersteller in der Supply Chain 	Kundenbeziehung <ul style="list-style-type: none"> • Individuell • Mit der Möglichkeit der Automation nach der Testphase 	Kundensegment <ul style="list-style-type: none"> • Ausgewählte Maschinenhersteller
	Schlüsselressource <ul style="list-style-type: none"> • Produktion • IT • Mitarbeiter 		Kanäle <ul style="list-style-type: none"> • Direkter Austausch der Datenprodukte zum Beispiel via VPN 	
Kostenstruktur <ul style="list-style-type: none"> • IT Infrastruktur • Sensoren • Personalkosten 		Einnahmequelle <ul style="list-style-type: none"> • Steigerung der Produktivität der eigenen Produktionsabläufe • <i>Direkte Monetarisierung</i> 		

Abbildung 6-6: Ausgefüllter neuer Business Modell Canvas in neun Kategorien zur Beschreibung eines Datenprodukt basierten Geschäftsmodells für den Maschinennutzer, adaptiert von [142] und Lorenz et al. [139].

Schritt 5

Mit dem Ziel der Implementierung des neuen Geschäftsmodells, vergleiche Abbildung 6-6, werden zwischen dem Maschinenhersteller und dem Maschinennutzer für eine Erprobungsphase von sechs Monaten unkritische und leicht zu erfassende Datenprodukte ausgetauscht. Die Testphase dient dem Zweck, die Marktrelevanz zu erproben und gegebenenfalls weitere Anpassungen vorzunehmen.

Die Erwartungen beider Seiten an die Testphase lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Die Vorteile für den Maschinenhersteller sind hoch, da dieser besser versteht, wie seine Maschinen in der Realität zum Einsatz kommen. Die Erkenntnisse können auf alle Kunden angewendet werden.
- Die Daten existieren bereits, deshalb beschränkt sich der Aufwand auf das Teilen der Daten.
- Die Daten sind nicht kritisch für den Maschinennutzer. Das bedeutet, dass der Schaden begrenzt ist, selbst wenn Dritte (unberechtigt) Zugriff darauf erhalten.
- Die Vorteile für den Maschinennutzer sind hoch, da dieser mit Hilfe der externen Expertise des Maschinenherstellers die Produktivität seiner Produktionsabläufe kurz bis langfristig steigern kann. Diese Produktivitätssteigerung soll sich

insbesondere durch einen höheren Ausstoss basierend auf einer gesteigerten Maschinenverfügbarkeit und auf verbesserten Komponenten ausdrücken. Dies gilt nicht nur für neue Maschinen, sondern auch für existierende Maschinen, zum Beispiel mit Hilfe von Softwareupdates.

Um die Ergebnisse der sechsmonatigen Testphase bewerten zu können, wurden nur drei Maschinen des Maschinennutzers zum Austausch der Datenprodukte mit dem Maschinenhersteller befähigt. So kann die erzielte Produktivitätssteigerung im direkten Vergleich mit anderen Maschinen bewerten werden.

6.3.2 Bewertung und Diskussion der Ergebnisse der Validierungsphase

Basierend auf dem vorgestellten fünfstufigen Vorgehen zur Implementierung neuer Geschäftsmodelle wurde ein neues Geschäftsmodell entwickelt, welches auf Datenprodukten basiert. Um dessen Marktrelevanz zu überprüfen, wurde es in einer sechsmonatigen Validierungsphase evaluiert. Im Zuge dieser Validierung teilten drei Maschinen des Maschinennutzers ausgewählte Datenprodukte mit dem Maschinenhersteller. Durch einen Vergleich mit drei Maschinen, die die Daten nicht teilen, kann so der Mehrwert, welcher durch allfällige Produktivitätssteigerungen für den Maschinennutzer entstehen, quantifiziert werden. Die sechs Maschinen führen vergleichbare Prozesse aus.

Der Mehrwert für den Maschinennutzer entsteht durch eine gesteigerte Maschinenverfügbarkeit, durch eine reduzierte mean-time-to-repair (MTTR) und eine gesteigerte mean-time-before-failure (MTBF). Dies aber nicht, wie zunächst erwartet durch, ein Softwareupdate, sondern durch einen deutlich beschleunigten Instandhaltungsprozess in Zusammenarbeit mit dem Maschinenhersteller. Komplexe und damit aufwendige Instandhaltungsarbeiten an Maschinen bedürfen der Unterstützung durch den Maschinenhersteller. Eine dieser typischen Instandhaltungsarbeiten läuft folgendermassen ab:

In dem Fall, in dem keine Daten mit dem Maschinenhersteller ausgetauscht werden, nimmt der Instandhaltungsprozess ca. drei Tage in Anspruch. Dieser Prozess wird initialisiert durch einen Telefonanruf des Maschinennutzers zum -hersteller (Initialisierungstag). Darauf folgt, meist am nächsten Tag (erster Tag), ein Besuch eines Technikers des Maschinenherstellers. Dieser versucht zunächst das Problem zu lösen. Gelingt dies nicht, überträgt er die relevanten Daten von der Spritzgussmaschine auf einen Datenträger. Danach kehrt der Techniker zum Hersteller zurück und analysiert die Daten. Diese Analyse findet am zweiten Tag statt. Häufig wird der Fehler hierbei gefunden und der Techniker kehrt am dritten Tag zum Maschinennutzer zurück um das Problem zu

lösen. Folglich dauert der klassische Instandhaltungsprozess komplexer Problemstellungen ca. drei Tage.

Durch das automatische Teilen der Daten mit dem Maschinenhersteller kann dieser Prozess signifikant beschleunigt und damit verbessert werden: Basierend auf der Verfügbarkeit der Daten für den Maschinenhersteller via VPN-Tunnel können nicht nur der Techniker vor Ort, sondern alle relevanten Spezialisten des Maschinenherstellers auf die Daten zugreifen. Auf diese Weise sind keine Fahrtstrecken und Voruntersuchungen notwendig und das Problem kann schneller, zum Beispiel durch Softwareingenieure, gelöst werden. Der beschleunigte Problemlösungs-Prozess verringert nicht nur die MTTR des Maschinennutzers, sondern reduziert auch die Instandhaltungskosten des Maschinenherstellers. Auf diese Weise konnte die Dauer komplexer Instandhaltungsprozesse von drei auf einen halben Tag reduziert werden. Es konnten also zeitliche Einsparungen von 2.5 Tagen realisiert werden. Diese Zeiteinsparungen basieren auf der reduzierten Reisetätigkeit und dem Zugriff der notwendigen Fachkräfte auf die Daten.

Monetär lässt sich dieser Vorteil für den Maschinennutzer folgendermassen abschätzen: Bei 70 Spritzgussmaschinen tritt der genannte Instandhaltungsprozess ca. zehn Mal pro Jahr auf. Bei ungefähren Kosten von 200 CHF pro Maschinenstunde, basierend auf einem Abschreibungszeitraum von acht Jahren und einer beschriebenen MTTR-Reduktion von 2.5 Tagen resultiert dies in Einsparungen von $10/j \times 2.5 \text{ t} \times 8 \text{ Std./t} \times 200 \text{ CHF/Std.} = 40'000 \text{ CHF}$ pro Jahr für den gesamten Produktionsbetrieb. Dieser Betrag erscheint nicht allzu hoch, zeigt aber die Potentiale auf, die durch wenige Aufwände realisiert werden können. Die zusätzlichen Einsparungen gerade für den Maschinenhersteller sind hier nicht quantifiziert.

Grundsätzlich stellte die Datenerfassung und -aufbereitung keine Herausforderungen in der Anwendungsphase dar. Alle Daten, die für den genannten Instandhaltungsprozess benötigt werden, werden durch die SPS oder die Sensoren der Maschine zur Verfügung gestellt.

Der Austausch der Daten stellte die Beteiligten jedoch vor grössere Herausforderungen, weil genau in der Zeit vor der Validierung eine verheerende Cyberattacke auf den Maschinenhersteller Kraus Maffei ausgeführt wurde, wie von [181] beschrieben. Dies führte insbesondere beim Maschinennutzer zu einer weiteren Sensibilisierung für die Thematik der sicheren Datenübertragung. Die ursprünglich geplante technische Umsetzung des Datenaustauschs zwischen dem Maschinennutzer und dem Maschinenhersteller mit Hilfe einer VPN (Virtual Private Network) Verbindung wurde nicht mehr als ausreichend sicher betrachtet. Die VPN-Verbindung allein ist einfach zu

implementieren. Um die Sicherheit weiter auszubauen, wurden zwei Massnahmen durch den Maschinennutzer ergriffen: Zum einen wurden "managed switches" verwendet, welches jede einzelne Datenpaket, dass über diesen Switch ausgetauscht wird, auf Inhalt und Ziel überprüfen. Entspricht der Inhalt nicht dem vereinbarten Datenaustausch mit dem Maschinenhersteller, wird der Datenaustausch blockiert. Zum anderen wurden offene Zeitfenster definiert. Dies führt dazu, dass der Maschinenhersteller nur während festgeschriebener Zeitfenster oder nach Sonderfreigabe via VPN die Daten austauschen kann.

Neben der unbestrittenen Wichtigkeit sind aber weder die Sicherheit der Datenübertragung noch das Thema des Datenzugriffs (unberechtigter) Dritter auf die zwischen Maschinennutzer und Maschinenhersteller ausgetauschten Daten das Ziel dieser Arbeit. Das klare Ziel der hier vorgestellten Methode ist hingegen die bis jetzt ungenutzten Potentiale der Produktivitätssteigerung, die durch den Austausch von Datenprodukten ausgeschöpft werden können, darzustellen und in einem realen Industriekontext zu validieren.

6.3.3 Handlungsempfehlungen

In der langfristigen Perspektive, wenn der Austausch von Produktionsdaten skalierbar und entsprechend grossflächig umgesetzt wird, erwarten sowohl Maschinennutzer als auch Maschinenhersteller grossen Nutzen. Dies gerade im Zusammenhang der prädiktiven Instandhaltung und der Verbesserung von Maschinenkomponenten und damit insgesamt bezogen auf Produktivität der Produktionsabläufe des Maschinennutzers, weil:

- 1) Prädiktive Instandhaltung ist nicht möglich, ohne dass die individuellen Produktionsdaten in Echtzeit zur Verfügung stehen.
- 2) Nur durch den Austausch von Produktionsdaten steht dem Maschinenhersteller das notwendige Wissen zur Verfügung, um die einzelnen Maschinenkomponenten verwendungsorientiert zu verbessern.

Allerdings bedeutet das Teilen von Produktionsdaten gerade für den Maschinennutzer auch zum Teil das Teilen von Wissen über seine täglichen Produktionsabläufe. Die Weitergabe solchen Wissens zum Beispiel an Mitbewerber kann dem aktuellen Geschäftsmodell die Grundlage entziehen oder zumindest den Verlust des Wettbewerbsvorteils bedeuten. Aus diesem Grund wird, basierend auf den Erfahrungen aus der Validierung der Methode, folgendes empfohlen, um das Risiko zu minimieren.

1. Maschinennutzer sollten für einen Datenaustausch mit Maschinenherstellern zunächst nur individuelle, vertrauensvolle Unternehmensbeziehungen aus ihrem aktuellen Geschäftsmodell mit einem starken partnerschaftlichen Charakter in Betracht ziehen. Falls in Zukunft ein offener, kompetitiver Markt für Produktionsdaten entsteht, könnten auch andere Marktteilnehmer wie Bank und Versicherungen interessante Partner werden, siehe [182].
2. Der Austausch von Produktionsdaten sollte zunächst in einer bilateralen Beziehung erprobt werden, bevor über Wertschöpfungsnetzwerke diskutiert werden kann.
3. Die Definition von teilbaren und unteilbaren Produktionsdaten unterstützt den Maschinennutzer darin, potentielle Wissensabflüsse im Vorhinein zu identifizieren. Nicht alle Produktionsdaten sind kritisch oder gefährden das Geschäftsmodell. Jene, die unkritisch und leicht zu erfassen sind, sollten zuerst ausgetauscht werden. Die Strategie des "better safe than sorry" verdeutlicht, dass viele produzierende Unternehmen sich heute noch nicht mit dem Teilen von Produktionsdaten beschäftigt haben und hier ein entsprechender Nachholbedarf besteht.

6.3.4 Einschränkungen

Neben den dargestellten bzw. den zu erwartenden Vorteilen hat die Anwendung der Methode bei einem spezifischen Maschinennutzer gezeigt, dass sowohl dieser als auch sein Maschinenhersteller noch nicht bereit sind, das neue Geschäftsmodell vollständig zu implementieren. Die Gründe hierfür sind vielfältig:

1. Das aktuelle Geschäftsmodell von Maschinenherstellern und Maschinennutzer ist auf die Produktion und den Verkauf physischer Produkte ausgelegt. Digitale Dienstleistungen, basierend auf dem Austausch von Datenprodukten, stellen für sie Neuland dar.
2. Aus dem ersten Punkt folgt auch direkt, dass der Markt für Produktionsdaten deutlich weniger entwickelt ist als beispielsweise der Markt für persönliche Daten, wie [183] ausführt. Entsprechend weniger ausgereift sind auch die zugrundeliegenden Geschäftsmodelle. Folglich kann auch das hier beschriebene neue Geschäftsmodell nur einen ersten Entwurf darstellen, der sich unter Marktbedingungen beweisen muss.
3. Derzeit behindert die aktuelle Einstellung vieler Maschinennutzer und -hersteller die weitere Ausschöpfung der Potentiale: Zurzeit wird diese Einstellung vor

allem durch die Angst des Wissensverlustes beeinflusst, die sich im Sinne einer Self-Fulfilling Prophecy durch Cyberattacken wie die auf Krauss Maffei bestätigt, wie sie von [181] beschrieben wurde. Hierbei werden jedoch häufig die zu erwartenden Produktivitätssteigerungen vollkommen ausgeblendet.

4. Der sichere Austausch von Daten ist nach wie vor eine Herausforderung gerade für Maschinennutzer und -hersteller, die nicht auf Datensicherheit spezifiziert sind. Diese Herausforderung ist auch im Zusammenhang des Austauschs persönlicher Daten nach wie vor nicht gelöst. Allerdings existieren technische Massnahmen, die das Risiko zumindest senken können.

Neben den inhaltlichen Beschränkungen besitzt das vorgestellte Vorgehen auch methodische Beschränkungen: Zunächst ist hier zu nennen, dass die Vorgehensweise bis jetzt nur in einem konkreten Fall validiert wurde. Das gezeigte Interesse der teilnehmenden Maschinenhersteller ist dabei zwar vielversprechend, aber nicht ausreichend, um die generelle Anwendbarkeit sicherzustellen. Darüber hinaus wurden einige Faktoren wie die Unterstützung der Unternehmensführung des Maschinennutzers, die für den Erfolg der Implementierung des neuen Geschäftsmodells entscheidend sind, nicht diskutiert.

6.4 Zusammenfassung und Ausblick der vorgestellten Methode

Teile der hier berichteten wissenschaftlichen Arbeit wurden auch bereits unter Lorenz et al. [139] und Holzwarth [68] veröffentlicht.

Die vorgestellte fünfstufige Methode hat das Ziel, Maschinennutzer dabei zu unterstützen, das Potential auszuschöpfen, welches mit dem Teilen von Produktionsdaten einhergeht. Hierzu werden im ersten Schritt das aktuelle Geschäftsmodell beschrieben und die relevanten Maschinenhersteller identifiziert. Im zweiten Schritt werden gemeinsam mit den identifizierten Maschinenherstellern in einem Workshop für den Austausch interessante Daten identifiziert. Im dritten Schritt werden diese durch den Maschinennutzer aufgrund der drei Kriterien der technischen Erfassbarkeit, der Know-how Kritikalität und des Aufwandes zur Erfassung, Weiterverarbeitung und Bereitstellung gefiltert und bewertet. Basierend auf den zu tauschenden Datenprodukten wird ein digitales Businessmodell entwickelt. Dieses wird im fünften Schritt implementiert.

Hierbei ermöglicht die Methode nicht nur eine Initialisierungsphase eines datenproduktbasierten Geschäftsmodells, sondern auch eine faktenbasierte Diskussion darüber, welche Produktionsdaten mit wem ausgetauscht werden sollten. In der Methode wird hierzu das Kriterium verwendet, ob die zu teilenden Produktionsdaten das aktuelle

Geschäftsmodell des Maschinenherstellers gefährden könnten. Die Objektivierung der Diskussion, welche Produktionsdaten ausgetauscht werden könnten und welche nicht, hat innerhalb der Validierung der Methode zu einem Einstellungswechsel beim Maschinennutzer geführt: Die ursprüngliche "better safe than sorry"-Mentalität, wurde durch eine ehrliche und gewissenhafte Analyse der Know-how Kritikalität jedes einzelnen Datenproduktes ersetzt.

Die vorgestellte Methode erweitert somit die existierende Literatur um ein Vorgehen, welches Maschinennutzer, und nicht nur Maschinenhersteller, bei der Entwicklung digitaler Geschäftsmodelle unterstützt. Die Methode ist spezifisch entwickelt worden für die Anwendung in Maschinennutzer – Maschinenhersteller - Partnerschaften innerhalb der gleichen Lieferkette, mit dem Ziel der gegenseitigen Mehrwertsteigerung. Der Mehrwert wird hierbei dadurch gesteigert, dass das Verbesserungspotential durch einen externen Partner lokalisiert und so überhaupt erst aufgedeckt wird. Dies ist gerade im Fall von Werkzeugmaschinen sinnvoll, da der Maschinenhersteller seine Maschinen häufig besser kennt als der Maschinennutzer.

Gerade die Umsetzung zeigt, dass die Potentiale des Teilens von Produktionsdaten mit der Literatur [82, 83, 182] übereinstimmen. Basierend auf den beschriebenen Workshops, die sich aus Teilnehmern des Maschinennutzers und von Maschinenherstellern zusammensetzten, konnten 41 Datenprodukte erarbeitet werden. Diese Datenprodukte können nicht nur ausgetauscht werden, sondern weisen auch einen gegenseitigen Nutzen für beide Seiten auf. 25 dieser 41 Datenprodukte konnten als unkritisch für das aktuelle Geschäftsmodell des Maschinennutzers eingestuft werden. Acht dieser 41 Datenprodukte werden nicht nur bereits erfasst, sondern weisen nur einen geringen Aufwand zum Teilen der Daten auf. Diese acht Datenprodukte stellen somit beispielhaft Produkte für ein neues digitales Geschäftsmodell dar, welches leicht umzusetzen ist. Basierend auf diesen leicht zu teilenden Datenprodukten konnte mit Hilfe der Validierung gezeigt werden, dass die Produktivität der Produktionsabläufe des Maschinenherstellers insbesondere durch eine Reduktion der Stillstandzeit (MTTR) gesteigert werden konnte. Für den Maschinenhersteller basiert der Nutzen in deutlich reduzierten Instandhaltungsaufwänden im Zusammenhang seiner existierenden Dienstleistungsverträge.

Trotz der genannten Herausforderungen insbesondere der sicheren Datenübertragung, war es möglich, ein erstes Pilotprojekt zum Austausch von Daten zwischen Maschinennutzern und -herstellern zu implementieren.

Die Vorteile für den Maschinennutzer, die durch den Austausch von Produktionsdaten erzielt werden können, konnten im Zuge der Validierung für ein produzierendes

Unternehmen mit ca. 70 Spritzgussmaschinen auf ca. 40'000 CHF beziffert werden. Die Vorteile des Maschinenherstellers wurden im Zuge der Validierung nicht quantifiziert, drücken sich aber in deutlich verringerten Aufwänden zur Erbringung seiner Instandhaltungs-Dienstleistungsverträge aus.

Ausblick

Zukünftige Forschung sollte sich mit den folgenden drei Aspekten auseinandersetzen:

1. Wenn sich der Austausch von Produktionsdaten, in derselben Richtung weiterentwickelt wie der Markt für persönlich Daten, werden folgende Fragen relevant:
 - a. Wer sind zukünftige Marktteilnehmer?
 - b. Wie sehen die entsprechenden Wertschöpfungsketten aus?
 - c. Welche Rolle übernehmen produzierende Unternehmen als Produzenten der Daten?
2. Solange sich kein offener Markt für Produktionsdaten entwickelt hat, besteht sowohl in der Forschung als auch in der industriellen Praxis die Frage nach dem Wert von Produktionsdaten. Basierend auf der vorgestellten Validierungsphase können drei Ideen zur finanziellen Bewertung von Produktionsdaten formuliert werden:
 - a. Preisbildungsmechanismen eines offenen Marktes (dafür muss der Markt aber erst existieren)
 - b. Preisbildung basierend auf dem geschaffenen Mehrwert des Maschinenherstellers. Allerdings können diese momentan den Wert der Daten selbst nicht beziffern.
 - c. Preisbildung basierend auf den Kosten des Maschinennutzers zur Erfassung, Verarbeitung und Bereitstellung der Daten plus der generellen Marge, die das produzierende Unternehmen erwirtschaftet, zum Beispiel dem EBITDA (earnings before interests, taxes, depreciation and amortisation). Hierdurch könnten zusätzlich Anreize für den Maschinennutzer geschaffen werden.
3. Zur Definition von Know-how und damit zur Bewertung der Kritikalität auszutauschender Produktionsdaten konnte in der Literatur ausschliesslich das Vorgehen nach Lindemann et al. [178] gefunden werden. Der

Forschungsbedarf besteht somit in einer Weiterentwicklung der Methode zum Beispiel in Form einer Verknüpfung der Kernkompetenzen mit dem bestehenden Geschäftsmodell. Diese Kernkompetenzen könnten dann wertvolle Wissensselemente beschreiben, wie sie von [68] definiert wurden.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Moderne Produktionsabläufe sind komplexe, dynamische Systeme. Gerade aufgrund der Vielzahl produzierter Produktvarianten verändern sich nicht nur die internen Strukturen und Abläufe rasch, sondern auch externe Faktoren, allen voran schwankende Nachfragezahlen, beeinflussen die Komplexität stark. Die Einführung von Lean Manufacturing hat in vielen produzierenden Betrieben dazu geführt, dass Pufferbestände vor allem innerhalb von Produktionsabläufen abgebaut werden konnten. Hierdurch konnten die Durchlaufzeiten teilweise massiv verkürzt werden. Allerdings werden durch die Einführung von Lean Manufacturing dynamische Abhängigkeiten deutlich wirksamer, da sie nicht mehr durch Lagerbestände abgefangen werden können. Zusätzlich zur gesteigerten Komplexität und Dynamik fordert der immerwährende Kostendruck gerade in Hochlohnländern wie der Schweiz eine stetige Steigerung der Effizienz in den Produktionsabläufen, um wettbewerbsfähig produzieren zu können. Dies führt zu einer intensiveren Ressourcennutzung, was wiederum Überkapazitäten, die ähnlich zu Lagerbeständen Schwankungen abfangen könnten, schwinden lässt.

Fertigungstransparenz bildet dabei die Grundlage, um Produktionsabläufe analysieren und so Verbesserungen gezielt umsetzen zu können. Durch die gesteigerte Komplexität und Dynamik steigt damit auch die Herausforderung fortwährend an, Transparenz in Produktionsabläufen herzustellen.

Auf diese Herausforderung liefert die vorgelegte Arbeit Antworten in Form von drei Methoden, die dazu beitragen, das Verbesserungspotential zur Produktivitätssteigerung in Produktionsabläufen zu lokalisieren. Hierdurch werden der gesteigerten Komplexität und Dynamik mit gesteigerter Fertigungstransparenz begegnet.

Unterstützend wirkt hierbei der Trend durch die Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien. Dieser Trend umschreibt, gemäss [18], die mehrwertschöpfende Vernetzung von Produktionsabläufen der Industrie mit Hilfe von datengetriebenen Kommunikationstechnologien. Explizites Ziel dieser Vernetzung ist es, dass Daten des Produktionsablaufs zusammengeführt und analysiert werden. Aus dieser Datenanalyse können Hinweise abgeleitet werden, wie die Effizienz der Produktion gesteigert werden kann. Folglich bieten Industrie 4.0-Technologien die Grundlage, um die notwendigen Daten zu erfassen und zur Verfügung zu stellen, die einen Produktionsablauf ausreichend detailliert beschreiben. Basierend auf dieser Beschreibung können - so der Tenor - Methoden und Algorithmen entwickelt werden, die zur Produktivitätssteigerung beitragen.

Genau diese Rolle erfüllen die drei vorgestellten Methoden. Die exakte Lokalisierung des Verbesserungspotentials zur Produktivitätssteigerung in Produktionsläufen ist die zentrale Aufgabe produzierender Unternehmen. Heutige, dynamische Produktionsabläufe zeichnen sich durch eine gesteigerte Komplexität aus. Diese ist gekoppelt mit einem immerwährenden Kostendruck. Parallel gewinnt mit der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien die zielgerichtete Nutzung von Daten der Produktionsabläufe (inner- und ausserbetrieblich) immer mehr an Bedeutung. Die datengetriebene Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen stellt sich folglich als grundlegende Herausforderung dar, wenn die Produktivität weiter gesteigert werden soll. Die neue Datenbasis führt zu einer neuen Art der Transparenz: Ehemals häufig auf Erfahrung basierte Entscheidungen sind jetzt Daten und damit Fakten basiert. Auf diese Weise wird die Grundlage gelegt, um den Forderung Taylors [7] nachzukommen, Daumenregeln durch wissenschaftlich ermittelte Vorgehen zu ersetzen.

Um die Produktivität in komplexen, dynamischen Produktionsabläufen weiterhin steigern zu können, ist es Ziel, neue datengetriebene Methoden zu entwickeln, die auf existierenden Ansätzen zur Lokalisierung des Verbesserungspotentials in Produktionsabläufen basieren. Diese neuen Methoden nutzen die Vorteile, welche mit der verbreiteten Digitalisierung und Vernetzung (der Nutzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien) in Produktionsabläufen einhergehen. Hierdurch entsteht eine daten-getriebene Form der Fertigungstransparenz.

Die vorgestellte Methode zur Lokalisierung von Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen stellt die Transparenz bezüglich existierender und sich zeitlich ändernder Engpässe her. Sie baut auf den exakten Daten darüber auf, welches individuelle Produkt sich wann und wo innerhalb des Produktionsablaufs befindet. Basierend auf dem realen Produktionsablauf werden zunächst Produktionssegmente definiert, die den Produktionsablauf in Abschnitte gliedern. Pro Segment und pro Produktvariante (Produktionsauftrag) wird die kumulative Dichteverteilung und damit die Wahrscheinlichkeitsfunktion der Prozessdurchlaufzeit jedes individuellen Produktes abgeleitet. Diese Funktion wird mit dem Kundentakt verglichen. Der Kundentakt ist ein Mass zur Beschreibung der zeitlichen Veränderung der Nachfrage, der jedes Produktionssegment ausgesetzt ist. Die Wahrscheinlichkeitsfunktion ist ein Mass für die zeitlich variante Kapazität, über die ein Produktionssegment verfügt. Wenn der Quotient aus Kapazität und Nachfrage kleiner als Eins ist, dann reicht die Kapazität nicht aus, um die Nachfrage zu befriedigen; es liegt, basierend auf der Definition von Goldratt & Cox [24], ein Engpass vor. Diese

Analyse kann für einen beliebigen Zeithorizont ausgeführt werden, auf diese Weise können auch sich zeitlich verändernde Engpässe detektiert werden.

Die vorgestellte Methode ist die erste, die eine produktvarianten-spezifische Engpasslokalisierung auf einem spezifischen Produktionssegment zulässt. Die Methode wurde nicht nur durch aufwendige Simulationsstudien validiert, sondern auch unter realen Bedingungen - während 170 Schichten - getestet. Die Ergebnisse zeigen die gewünschten Resultate.

Die Informationsstromanalyse stellt Transparenz hinsichtlich der Informationsströme in Produktionsabläufen her. Die vorgestellte Methode ähnelt in ihrem Vorgehen stark der Wertstromanalyse, fokussiert jedoch auf Informationsströme. Dadurch können die aktuellen Schwächen der Wertstromanalyse, wie sie beispielhaft von Dal Forno et al. [23] beschrieben wurden, überwunden werden. Um die Informationsströme zu erfassen, wird zunächst, angelehnt an die Wertstrommethode, eine Prozesskarte erstellt. Diese Karte orientiert über die Reihenfolge der Schritte des Produktionsablaufs. Aufbauend auf der Makigami-Methode werden mit den verantwortlichen Mitarbeitern Interviews geführt, um die Informationsströme zu erfassen. Diese werden dann in einer Informationsstromkarte visuell dargestellt. Um diese Informationsströme zu bewerten, werden aufbauend auf den klassischen sieben Arten der Verschwendung des Lean Manufacturing fünf Performanceindikatoren entwickelt, die die Effizienz der Informationsströme bewerten: Die Stufe der Automation, die Medienbruchrate, die Echtzeitfähigkeit, der Zentralitätsindex und der "first pass yield" für Informationen. Aufbauend auf der so bewerteten Informationsstromkarte, die den Ist-Zustand der Informationsströme des Produktionsablaufs beschreibt, wird der Soll-Zustand abgeleitet. Dieser Soll-Zustand ist optimiert bezogen auf die fünf beschriebenen Parameter.

Diese Methode lässt erstmalig eine ausreichend genaue Analyse, Bewertung und Verbesserung von Informationsströmen in Produktionsabläufen zu. Die Herangehensweise folgt dem klassischen "pen-and-paper" Ansatz, welcher wiederum leicht im Produktionsalltag implementiert werden kann. Die Methode kann somit als Enabler interpretiert werden, die es produzierenden Unternehmen ermöglicht, bis dahin nicht genutzte Verbesserungspotentiale der täglichen Produktionsabläufe zu nutzen. Diese Potentiale liegen vor allem in komplexen Informationsströmen begründet. Auch hier haben die Resultate der industriellen Validierung die gewünschten Ergebnisse gezeigt.

Die Methode zur Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit zielt darauf ab, Maschinennutzer dabei zu unterstützen, das Potential auszuschöpfen, welches mit dem Teilen von Produktionsdaten mit dem

Maschinenhersteller einhergeht. Die vorgestellte Methode beinhaltet dazu fünf Schritte und ist die erste, die explizit die Interessen des Maschinennutzers berücksichtigt. Sie orientiert sich an den beiden klassischen Vorgehen zur Geschäftsmodellinnovation von Osterwalder et al. [159] und Gassmann et al. [158]. Zunächst wird das aktuelle Geschäftsmodell im Schritt eins beschrieben. Hierdurch werden die Maschinenhersteller identifiziert, mit denen der Maschinennutzer zurzeit zusammenarbeitet. Im zweiten Schritt werden in einem gemeinsamen Workshop mit Maschinennutzern und Maschinenherstellern mögliche Daten evaluiert, die für die Maschinenhersteller nützlich wären, wenn sie ihnen zur Verfügung stünden. Produktionsdaten werden für den Maschinenhersteller als nützlich bewertet, wenn er hierauf aufbauend ein Geschäftsmodell kreieren und somit Wertschöpfung betreiben kann. Diese für die Maschinenhersteller nützlichen oder relevanten Daten werden im dritten Schritt durch den Maschinennutzer aufgrund von drei Kriterien gefiltert: Der technischen Erfassbarkeit, der Frage, inwieweit Betriebsgeheimnisse betroffen sein können, und des Aufwandes zur Erfassung, Weiterverarbeitung und Zur-Verfügungstellung der Produktionsdaten. Die Datensätze, im Zuge der Methode als Datenprodukte bezeichnet, die sowohl für den Maschinennutzer aufgrund der drei genannten Kriterien als teilbar bewertet als auch vom Maschinennutzer als nützlich bewertet werden, dienen als Grundlage zur Beschreibung eines neuen Geschäftsmodells. Dieses zeigt neue Wege der gemeinsamen Wertschöpfung durch eine datengetriebene Zusammenarbeit auf. Das Geschäftsmodell dient dabei als Grundlage der formalen Beschreibung der Zusammenarbeit. Im fünften Schritt soll dieses neue Geschäftsmodell implementiert werden.

Die vorgestellte Methode unterstützt auf diese Weise nicht nur eine Initialisierungsphase eines auf Datenprodukten basierenden Geschäftsmodells, sondern auch eine auf Fakten basierende Diskussion, welche Produktionsdaten mit wem ausgetauscht werden können. Die Methode verwendet hierzu das Kriterium der Know-how- / Geschäftsmodell - Kritikalität, also ob die Daten das existierende Geschäftsmodell gefährden oder nicht. Die Objektivierung der Diskussion, welche Produktionsdaten ausgetauscht werden könnten und welche nicht, ist die Grundvoraussetzung, wenn produzierende Unternehmen in Zukunft einen Mehrwert aus diesen ziehen möchten. Die aktuelle "better safe than sorry"-Mentalität vieler produzierender Unternehmen muss durch eine ehrliche und damit objektivierte Analyse jedes einzelnen Datenproduktes, ob es das Geschäftsmodell gefährdet, ersetzt werden. Nur auf einer solchen Basis können objektivierte Entscheidungen über eine mögliche datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit getroffen werden.

Obwohl die vorgestellte Methode für die Anwendung in Maschinennutzer – Maschinenhersteller - Partnerschaften innerhalb der gleichen Lieferkette entwickelt worden ist, ist sie nicht auf diese Anwendung beschränkt. Der Autor der Arbeit ist davon überzeugt, dass eine datengetriebene Zusammenarbeit nur dann erfolgreich sein kann bzw. umgesetzt werden wird, wenn sie zu einer gegenseitigen Mehrwertsteigerung führt. Das ist auch das Ziel der Methode. Durch die Umsetzung des Austauschs von Datenprodukten wird das Verbesserungspotential innerhalb eines Produktionsablaufs durch einen externen Partner lokalisiert. Die Umsetzung im Zusammenhang der Validierungsphase hat die gewünschten Resultate gezeigt, die mit den Erwartungen der Literatur [82, 83, 182] übereinstimmen.

Ausblick

Die hier vorgeschlagenen Methoden der Engpass-Lokalisierung und des Datenaustauschs mit dem Maschinenhersteller sind für eine Vielzahl von Produktionsabläufen, anwendbar. Grundvoraussetzung ist jedoch immer, dass die Daten in ausreichend guter Qualität und digital zur Verfügung stehen.

Da dies jedoch heute häufig nicht erfüllt ist, zeigt die Methode der Informationsstromanalyse einen ersten Weg in Richtung der Erfassung von Informationsströmen auf. Um Produktionsabläufe aber effizient optimieren zu können, wie dies durch die vorgestellte Methode der Engpasserkennung möglich ist, bedarf es einer digitalisierten Informationsstromanalyse. Es muss ein Weg gefunden werden, die relevanten Parameter der Informationsstromanalyse, die zur Bewertung durch die Performanceindikatoren führen, digital zu erfassen.

Ähnliches gilt für das Vorgehen zur Optimierung von Produktionsabläufen durch eine datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit: Häufig stehen die Daten, die für einen Austausch mit dem Maschinenhersteller sinnvoll wären, nicht digital zur Verfügung.

Dies steht im Einklang mit der aktuell zu beobachtenden Entwicklung: Produktionsbetriebe entwickeln nur sehr langsam ein Verständnis dafür, wie einer sicheren Datenübertragung Rechnung zu tragen ist und dem Wert von Produktionsdaten.

Des Weiteren bedürfen alle drei in dieser Arbeit vorgestellten Methoden einer weitergehenden Validierung:

1. Die Informationsstromanalyse wurde bis jetzt nur in einem industriellen Betrieb validiert und muss entsprechend der Anforderung die notwendige Allgemeingültigkeit noch unter Beweis stellen.

2. Das fünfstufige Vorgehen zur Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit konnte ebenfalls nur in einem Betrieb validiert werden.

Um einen wirklichen Mehrwert für die produzierende Industrie der Schweiz zu bieten, müssen beide Methoden unter Beweis stellen, dass sie auch in anderen Industrien die gewünschten Resultate erzielen.

3. Die vorgestellte Methode zur datengetriebenen Lokalisierung von Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen konnte sowohl in einer ausgedehnten Simulationsstudie als auch in einer ausgedehnten Validierungsphase in einem realen Produktionsablauf ihre Funktionsfähigkeit unter Beweis stellen. Trotzdem ist eine Anwendung in den Produktionsabläufen anderer Unternehmen erforderlich, um auch hier die Allgemeingültigkeit endgültig zu beweisen.

Neben der weitergehenden Anwendung der Methoden und der damit verbundenen Validierung und Verbesserung sollte sich weitere Forschung mit der Thematik des Process Minings zur Produktivitätssteigerung auseinandersetzen: Durch verfügbaren Industrie 4.0-Technologien und die damit einhergehende Digitalisierung und Vernetzung von Produktionsabläufen werden Produktionsdaten in hoher Qualität zur Verfügung stehen. Es gilt, diese Produktionsdaten gewinnbringend zu nutzen. Die Vorgehensweise des Process Minings scheint hierzu ein erster vielversprechender Schritt zu sein, um aktuelle Abläufe zu bewerten und darauf aufbauend zu verbessern. Die Grundvoraussetzung dafür sind allerdings Daten in guter Qualität, welche aber in heutigen Produktionsabläufen in den seltensten Fällen gegeben sind. Die flächendeckende Umsetzung der verfügbaren Industrie 4.0-Technologien kann hierzu aber einen entscheidenden Beitrag leisten. Dennoch dürfen die Investitionshürden dabei nicht unterbewertet werden, die notwendige Technik ist heute nicht kostenlos und der Problematik steckt häufig im Detail der Umsetzung, wie die beschriebene Umsetzung des digitalen Schattens eines Produktionsablaufs aufzeigt.

Des Weiteren sollte für die weitere Forschung generell die Anwendung stark datengetriebener Vorgehen oder Geschäftsmodelle, die aus dem privaten Umfeld bekannt sind, auf Gebiete der Produktionsablaufoptimierung geprüft werden: Einerseits ist grundsätzlich die Verarbeitung und finanzielle Nutzung privater Daten deutlich weiter entwickelt als die von Produktionsdaten, vergleiche Facebook; andererseits bieten gerade bekannte Applikationen wie Google Maps das Potential einer gewinnbringenden Anwendung im Produktionsumfeld. Allerdings müssen auch hier die relevanten Daten des Produktionsablaufs, wie sie durch die Nutzung von mobilen Endgeräten im persönlichen Bereich

zur Verfügung stehen, in ähnlicher Dichte und Qualität auch im Produktionsumfeld zur Verfügung gestellt werden. Dies ist häufig noch nicht der Fall und zusammenfassend die grösste Herausforderung.

8 Literaturverzeichnis

- [1] U. Dombrowski, T. Mielke, 2015, Einleitung und historische Entwicklung, in ganzheitliche Produktionssystemen: Aktueller Stand und zukünftige Entwicklungen. Springer Berlin Heidelberg, 1-24.
- [2] H. Kreitling, 2011, Das Vorbild des Fließbands ist der Schlachthof, in Welt online, verfügbar unter <https://www.welt.de/kultur/history/article13416694/Das-Vorbild-des-Fließbands-ist-der-Schlachthof.html>, abgerufen am 12.06.2019 Axel Springer SE.
- [3] P. F. Drucker, 1946, Concept of the corporation, 4. Auflage, New York.
- [4] H. Ford, 1923, My life and work, London: Heinemann.
- [5] T. Ōno, 1988, Toyota production system: beyond large-scale production. Cambridge, MA: Productivity Press.
- [6] J. P. Womack, 1990, The machine that changed the world: based on the Massachusetts Institute of Technology 5-million-dollar 5-year study on the future of the automobile. New York.
- [7] F. W. Taylor, 1913, Die Grundsätze wissenschaftlicher Betriebsführung, deutsche autorisierte Ausgabe von Rudolf Rossler, München: Oldenbourg.
- [8] H. J. Ford, 1926, Today and tomorrow. New York: Doubelday.
- [9] K. Wegener, 2018, Lean Six Sigma, in Vorlesungsskript Wahlfach Fertigungstechnik, IWF, D-MAVT, ETH Zürich, 77-81.
- [10] M. Rother, J. Shook, 1999, Learning to see: value stream mapping to add value and eliminate muda. Lean Enterprise Institute, Cambridge, MA, USA.
- [11] C. Roser, K. Lorentzen, J. Deuse, 2014, Reliable Shop Floor Bottleneck Detection for Flow Lines through Process and Inventory Observations, Procedia CIRP, 19: 63-68.
- [12] D. Spath, O. Ganschar, S. Gerlach, M. Hämmerle, T. Krause, Sebastian Schlund, 2013, Produktionsarbeit der Zukunft – Industrie 4.0, Studie, verfügbar unter https://www.mechatronik-bw.de/attachments/article/272/Fraunhofer-IAO-Studie_Produktionsarbeit_der_Zukunft_-_Industrie_4.0.pdf, abgerufen am 15.04.2019: Fraunhofer IAO.
- [13] B. Stahl, 2019, Industrie 4.0 – eine Einordnung, VDMA, verfügbar unter <https://industrie40.vdma.org/article/-/articleview/4263683>, abgerufen am 16.07.2019.
- [14] D. Feldges, 2016, Industrie 4.0 sorgt für frischen Wind, in Neue Züricher Zeitung, verfügbar unter <https://www.nzz.ch/wirtschaft/industrie-40-sorgt-fuer-frischen-wind-1.18679393>, abgerufen am 16.04.2018: Neue Züricher Zeitung.
- [15] T. Bauernhansl, J. Krüger, G. Reinhart, G. Schuh, E. Abele, 2016, WGP-Standpunkt Industrie 4.0, verfügbar unter www.ipa.fraunhofer.de/fileadmin/user_upload/Presse_und_Medien/Pressinformationen, abgerufen am 16.04.2018: Fraunhofer IPA.
- [16] F. Reichert, 2010, Die struktur- und kompetenzbasierte Methodik zur globalen taktischen Produktionsplanung, Nr. 674, Düsseldorf : VDI Verlag GmbH.
- [17] H. Kagermann, W.-D. Lukas, W. Wahlster, 2011, Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. industriellen Revolution, VDI Nachrichten, 13.

- [18] Bunderministerium für Wirtschaft und Energie, 2019, verfügbar unter <https://www.plattform-i40.de/PI40/Navigation/DE/Home/home.html> , abgerufen am 20.11.2017, Plattform Industrie 4.0.
- [19] K. Efthymiou, D. Mourtzis, A. Pagoropoulos, N. Papakostas, G. Chryssolouris, 2016, Manufacturing systems complexity analysis methods review, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 29: 1025-1044.
- [20] G. Heinecke, 2013, Resilient automotive production in vulnerable supply networks: a supply chain event management system, Nr. 452, Düsseldorf: VDI-Verlag.
- [21] J. C. Kubenke, P. Roh, A. Kunz, 2018, Assessing the Efficiency of Information Retrieval from the Digital Shadow at the Shop Floor using IT Assistive Systems, in *Mechatronics 2018*, Glasgow, United Kingdom: 202-209.
- [22] A. Sunk, P. Kuhlang, T. Edtmayr, W. Sihn, 2017, Developments of traditional value stream mapping to enhance personal and organisational system and methods competencies, *International Journal of Production Research*, 55: 3732-3746.
- [23] A. J. Dal Forno, F. A. Pereira, F. A. Forcellini, L. M. Kipper, 2014, Value Stream Mapping: a study about the problems and challenges found in the literature from the past 15 years about application of Lean tools, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 72: 779-790.
- [24] E. M. Goldratt, J. Cox, 1984, *The goal: excellence in manufacturing*. North River Press.
- [25] C. E. Betterton, S. J. Silver, 2012, Detecting bottlenecks in serial production lines – a focus on interdeparture time variance, *International Journal of Production Research*, 50: 4158-4174.
- [26] P. Burcher, S. Dupernex, G. Relph, 1996, The road to lean repetitive batch manufacturing: Modelling planning system performance, *International Journal of Operations & Production Management*, 16: 210-220.
- [27] G. Schuh, P. Nyhuis, 2015, Produktionsdaten als Enabler für Industrie 4.0– Studie der produktionstechnischen Institute IFA, IPMT, Fraunhofer IWU und WZL. *Werkstattstechnik online*, 105.
- [28] T. Pötter, J. Folmer, B. Vogel-Heuser, 2014, Enabling Industrie 4.0 – Chancen und Nutzen für die Prozessindustrie, in *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik: Anwendung Technologien Migration*, T. Bauernhansl, M. ten Hompel, B. Vogel-Heuser, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 159-171.
- [29] H. Gienke, R. Kämpf, 2007, *Handbuch Produktion: Innovatives Produktionsmanagement: Organisation, Konzepte, Controlling*. Hanser Verlag.
- [30] P. Schönsleben, 2016, Geschäftsprozessanalyse und Konzepte zur Planung & Steuerung, in *Integrales Logistikmanagement: Operations und Supply Chain Management innerhalb des Unternehmens und unternehmensübergreifend*, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 169-222.
- [31] P. Schönsleben, 2016, Das Lean-/Just-in-time-Konzept und die Wiederholproduktion, in *Integrales Logistikmanagement: Operations und Supply Chain Management innerhalb des Unternehmens und unternehmensübergreifend*, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 281-320.

- [32] J. Bicheno, 2001, Kaizen and kaikaku, Manufacturing operations and supply chain management: The LEAN approach, 175-184.
- [33] E. Abele, J. Kluge, U. Näher, 2006, Handbuch globale Produktion. Hanser München.
- [34] S. Kinkel, C. Zanker, 2007, Globale Produktionsstrategien in der Automobilzulieferindustrie: Erfolgsmuster und zukunftsorientierte Methoden zur Standortbewertung. Springer Science & Business Media.
- [35] J. Ríos, J. C. Hernández, M. Oliva, F. Mas, 2015, Product Avatar as Digital Counterpart of a Physical Individual Product: Literature Review and Implications in an Aircraft, in ISPE CE:657-666.
- [36] K. Hribernik, L. Rabe, J. Schumacher, K. D. Thoben, 2005, A concept for product-instance-centric information management, in 2005 IEEE International Technology Management Conference (ICE):1-8.
- [37] K. Hribernik, T. Wuest, K.-D. Thoben, 2013, Towards Product Avatars Representing Middle-of-Life Information for Improving Design, Development and Manufacturing Processes, in Digital Product and Process Development Systems: IFIP TC 5 International Conference, NEW PROLAMAT 2013, Dresden, Germany, October 10-11, 2013. Proceedings, G. L. Kovács, D. Kochan, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 85-96.
- [38] K. A. Hribernik, L. Rabe, K.-D. Thoben, J. Schumacher, 2006, The product avatar as a product-instance-centric information management concept, International Journal of Product Lifecycle Management, 1: 367-379.
- [39] S. Horn, B. Schennerlein, A. Pfortner, T. Hansen, 2013, Distributed Digital Product Memories, in SemProM: Foundations of Semantic Product Memories for the Internet of Things, W. Wahlster, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 205-219.
- [40] K. Främling, M. Harrison, J. Brusey, 2006, Globally unique identifiers - requirements and solutions to product lifecycle management, IFAC Proceedings Volumes, 39: 855-860.
- [41] P. Roh, A. Kunz, T. Netland, 2018, Data-driven detection of moving bottlenecks in multi-variant production lines, IFAC-PapersOnLine, 51: 158-163.
- [42] H. Krcmar, 2015, Begriffe und Definitionen, in Informationsmanagement, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 11-29.
- [43] P. Schönsleben, 2016, Zeit- und Terminmanagement, in Integrales Logistikmanagement: Operations und Supply Chain Management innerhalb des Unternehmens und unternehmensübergreifend, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 523-566.
- [44] J. W. Forrester, 1958, Industrial Dynamics: A major breakthrough for decision makers, Harvard business review, 36: 37-66.
- [45] H. L. Lee, V. Padmanabhan, S. Whang, 1997, Information distortion in a supply chain: the bullwhip effect, Management science, 43: 546-558.
- [46] H. Rinne, H.-J. Mittag, 1999, Prozessfähigkeitsmessung für die industrielle Praxis: Hanser Verlag.
- [47] A. Töpfer, 2007, Six Sigma: Konzeption und Erfolgsbeispiele für praktizierte Null-Fehler-Qualität. Springer Science & Business Media.

- [48] H.-P. Wiendahl, 2009, Produktionsplanung und -steuerung (PPS), in Betriebsorganisation für Ingenieure, Carl Hanser Verlag: 249-356.
- [49] J.-Q. Wang, J. Chen, Y. Zhang, G. Q. Huang, 2016, Schedule-based execution bottleneck identification in a job shop, *Computers Industrial Engineering*, 98: 308-322.
- [50] N. Slack, R. Wild, 1972, A note on the operating characteristics of 'balanced' and 'unbalanced' production flow lines, *International Journal of Production Research*, 10: 93-98.
- [51] C. Yu, A. Matta, 2016, A statistical framework of data-driven bottleneck identification in manufacturing systems, *International Journal of Production Research*, 54: 6317-6332.
- [52] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Continuous Improvement of Bernoulli Lines, in *Production Systems Engineering*, ed. Boston, MA: Springer US, pp. 1-33.
- [53] Q. Chang, J. Ni, 2009, Data driven bottleneck detection of manufacturing systems, *International Journal of Production Research*, 47: 5019-5036.
- [54] S. R. Lawrence, A. Buss, 1994, Shifting production bottlenecks: causes, cures, and conundrums, *Production and Operations Management*, 3: 21-37.
- [55] C. Roser, K. Lorentzen, J. Deuse, 2014, Reliable shop floor bottleneck detection for flow lines through process and inventory observations, *Procedia CIRP*, 19: 63-68.
- [56] M. Wedel, M. von Hacht, R. Hieber, J. Metternich, E. Abele, 2015, Real-time Bottleneck Detection and Prediction to Prioritize Fault Repair in Interlinked Production Lines, *Procedia CIRP*, 37: 140-145.
- [57] E. Lima, L. Chwif, M. Pereira-Barretto, und P. Barreto, 2008, Methodology for selecting the best suitable bottleneck detection method, presented at the 2008 Winter Simulation Conference, Miami, FL: 1746-1751.
- [58] C. Roser, M. Nakano, 2015, A quantitative comparison of bottleneck detection methods in manufacturing systems with particular consideration for shifting bottlenecks, in *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*:273-281.
- [59] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Foreword, in *Production Systems Engineering*, ed. Boston, MA: Springer US, xxiii - xxix.
- [60] D. R. Anderson, C. L. Moodie, 1968, OPTIMAL BUFFER STORAGE CAPACITY IN PRODUCTION, *International Journal of Production Research*, 7: 233-240.
- [61] C. Roser, M. Nakano, M. Tanaka, 2002, Productivity improvement: shifting bottleneck detection, in *Proceedings of the 34th conference on Winter simulation: exploring new frontiers*:1079-1086.
- [62] K. Efthymiou, A. Pagoropoulos, N. Papakostas, D. Mourtzis, G. Chryssolouris, 2014, Manufacturing systems complexity: An assessment of manufacturing performance indicators unpredictability, *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 7: 324-334.
- [63] P. Kuhlmann, T. Edtmayr, W. Sihn, 2011, Methodical approach to increase productivity and reduce lead time in assembly and production-logistic processes, *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 4: 24-32.

- [64] T. Meudt, J. Metternich, E. Abele, 2017, Value stream mapping 4.0: Holistic examination of value stream and information logistics in production, *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 66: 413-416.
- [65] A. Aamodt, M. Nygård, 1995, Different roles and mutual dependencies of data, information, and knowledge - An AI perspective on their integration, *Data & Knowledge Engineering*, 16: 191-222.
- [66] D. Knauer, 2015, Informationen und Informationsmanagement, in *Act Big - Neue Ansätze für das Informationsmanagement: Informationsstrategie im Zeitalter von Big Data und digitaler Transformation*, ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 1-45.
- [67] J. Rehäuser, H. Krcmar, 1996, Wissensmanagement in Unternehmen. Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik, in *Managementforschung 6 Auflage*, Schreyögg, Georg, Conrad, Peter: 1-40
- [68] V. Holzwarth, 2017, Businessmodelle: "Produktionsdaten sind das Öl der Zukunft" - Wertschöpfung durch Informationen der Produktion, Masterarbeit, Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung (IWF), D-MAVT, ETH Zürich, confidential / Library of IWF.
- [69] B. J. Hicks, 2007, Lean information management: Understanding and eliminating waste, *International Journal of Information Management*, 27: 233-249.
- [70] T. Netland, 2013, Exploring the phenomenon of company-specific production systems: one-best-way or own-best-way?, *International Journal of Production Research*, 51: 1084-1097.
- [71] VDI Richtlinie, 2012, 2870 - 1. Ganzheitliche Produktionssysteme: Grundlagen, Einführung und Bewertung.
- [72] T. Netland, 2016, Critical success factors for implementing lean production: the effect of contingencies, *International Journal of Production Research*, 54: 2433-2448.
- [73] L. Hartmann, T. Meudt, S. Seifermann, J. Metternich, 2018, Value Stream Design 4.0 – Designing lean value streams in times of digitalization and Industrie 4.0, *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 113: 393-397.
- [74] K. Hribernik, T. Wuest, K.-D. Thoben, 2013, A Product Avatar for Leisure Boats Owners: Concept, Development and Findings, Berlin, Heidelberg:560-569.
- [75] C. Frey, M. Heizmann, J. Jasperneite, O. Niggemann, O. Sauer, M. Sschleipen, T. Usländer, M. Voit, 2014, IKT in der Fabrik der Zukunft, *atp magazin*, 56: 42-53.
- [76] E. Brynjolfsson, A. McAfee, 2014, *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.
- [77] H. Kagermann, 2015, Change Through Digitization—Value Creation in the Age of Industry 4.0, in *Management of Permanent Change*, H. Albach, H. Meffert, A. Pinkwart, and R. Reichwald, ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 23-45.
- [78] L. Monostori, B. Kádár, T. Bauernhansl, S. Kondoh, S. Kumara, G. Reinhart, O. Sauer, G. Schuh, W. Sihn, K. Ueda, 2016, Cyber-physical systems in manufacturing, *CIRP Annals*, 65: 621-641.

- [79] G. Von Krogh, T. Netland, M. Wörter, 2018, Winning with open process innovation, *MIT Sloan Management Review*, 59: 53-56.
- [80] J. Rowley, 2007, The wisdom hierarchy: representations of the DIKW hierarchy, *Journal of information science*, 33: 163-180.
- [81] B. Massimino, J. V. Gray, Y. Lan, 2018, On the Inattention to Digital Confidentiality in Operations and Supply Chain Research, *Production and Operations Management*, 27: 1492-1515.
- [82] M. Mori, M. Fujishima, 2013, Remote monitoring and maintenance system for CNC machine tools, *Procedia CIRP*, 12: 7-12.
- [83] H. Schöning, M. Dorchain, 2014, Data Mining und Analyse, in *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik: Anwendung, Technologien, Migration*, T. Bauernhansl, M. ten Hompel, B. Vogel-Heuser, ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 543-554.
- [84] J. Hambach, K. Kümmel, und J. Metternich, 2017, Development of a Digital Continuous Improvement System for Production, *Procedia CIRP*, 63: 330-335.
- [85] G. Warnecke, K. Eichgrün, R. Kluge, und U. Zitt, 1999, Improvement of process reliability within process chains by comprehensive control strategies, *Production Engineering*, 6: 1-6.
- [86] B. Aggteleky, 1982, *Fabrikplanung: Werksentwicklung und Betriebsrationalisierung. Bd. 2: Betriebsanalyse und Feasibility-Studie, technisch-wirtschaftliche Optimierung von Anlagen und Bauten.*
- [87] K. Erlach, 2007, Die schlanke Fabrik, in *Wertstromdesign: Der Weg zur schlanken Fabrik*, ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 235-246.
- [88] C. Roser, M. Nakano, M. Tanaka, 2002, Productivity improvement: shifting bottleneck detection, presented at the Proceedings of the 34th conference on Winter simulation: exploring new frontiers, San Diego, California.
- [89] C. Roser, M. Nakano, M. Tanaka, 2001, A practical bottleneck detection method, presented at the Proceedings of the 33nd conference on Winter simulation, Arlington, Virginia.
- [90] P. Dennis, 2007, *Lean Production Simplified: a Plain Language Guide to the World's Most Powerful Production System: With a Foreword by John Shook.* Productivity Press.
- [91] J. Liker, D. Meier, 2006, *The Toyota Way Field Book: A Practical Guide for Implementing Toyota's 4Ps*, ed. New York: McGraw-Hill.
- [92] B. Singh, S. K. Garg, S. K. Sharma, 2011, Value stream mapping: literature review and implications for Indian industry, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 53: 799-809.
- [93] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Mathematical Modeling of Production Systems, in *Production Systems Engineering*, ed. Boston, MA: Springer US, 1-59.
- [94] C. Engler, 2018, Bottleneck Detection Methods - towards a taxonomy for industrial application, *Study on Mechatronics*, Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung (IWF), D-MAVT, ETH Zürich, Confidential / library of IWF.
- [95] C.-T. Kuo, J.-T. Lim, S. M. Meerkov, 1996, Bottlenecks in serial production lines: A system-theoretic approach, *Mathematical problems in engineering*, 2: 233-276.

- [96] S.-Y. Chiang, C.-T. Kuo, S. M. Meerkov, 2001, c-Bottlenecks in serial production lines: Identification and application, *Mathematical Problems in Engineering*, 7: 543-578.
- [97] C. Roser, M. Nakano, M. Tanaka, 2004, Time shifting bottlenecks in manufacturing, *International Conference on Advanced Mechatronics*, Asahikawa, Hokkaido, Japan, verfügbar unter: https://www.researchgate.net/profile/Christoph_Roser2/publication/309379957_Time_Shifting_Bottlenecks_in_Manufacturing/links/5810e66108ae009606be7310.pdf, abgerufen am 11.08.2018.
- [98] C. Roser, M. Nakano, M. Tanaka, 2004, Monitoring bottlenecks in dynamic discrete event systems, in *European Simulation Multiconference*, Magdeburg, Germany. verfügbar unter: https://www.researchgate.net/profile/Christoph_Roser2/publication/309380014_Monitoring_Bottlenecks_in_Dynamic_Discrete_Event_Systems/links/5810e63408aee15d4914fa83/Monitoring-Bottlenecks-in-Dynamic-Discrete-Event-Systems.pdf, abgerufen am 12.08.2018.
- [99] S. Sengupta, K. Das, R. P. VanTil, 2009, A new method for bottleneck detection, *Proceedings of the 40th Conference on Winter Simulation*, Miami, Florida, 1741-1745.
- [100] C. E. Betterton, J. F. Cox, 2009, Espoused drum-buffer-rope flow control in serial lines: A comparative study of simulation models, *International Journal of Production Economics*, 117: 66-79.
- [101] S. Biller, J. Li, S. P. Marin, S. M. Meerkov, L. Zhang, 2010, Bottlenecks in Bernoulli Serial Lines With Rework, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 7: 208-217.
- [102] A. Grosfeld-Nir, 1995, Single bottleneck systems with proportional expected yields and rigid demand, *European Journal of Operational Research*, 80: 297-307.
- [103] Y. P. Aneja, A. P. Punnen, 1999, Multiple bottleneck assignment problem, *European Journal of Operational Research*, 112: 167-173.
- [104] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Assembly Systems with Continuous Time Models of Machine Reliability, in *Production Systems Engineering*, ed. Boston, MA: Springer US, 1-17.
- [105] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Analysis of Non-Exponential Lines, in *Production Systems Engineering*, ed. Boston, MA: Springer US, 1-20.
- [106] B. Huff, M. AlMansouri, 2017, Systematic evaluation for bottleneck detection methods, *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 27: 365-389.
- [107] L. Li, 2009, Bottleneck detection of complex manufacturing systems using a data-driven method, *International Journal of Production Research*, 47: 6929-6940.
- [108] P. Roh, T. Netland, A. Kunz, 2018, Data-driven detection of moving bottlenecks in multi-variant production lines, *IFAC-PapersOnLine*, 51: 158-163.
- [109] A. M. Law und D. W. Kelton, 2000, *Simulation modeling and analysis*, 3 ed. McGraw Hill, Boston, MA.

- [110] W. J. Hopp, 2001, *Factory physics : foundations of manufacturing management*, 2 ed. McGraw-Hill, Boston.
- [111] P. Faget, U. Eriksson, F. Herrmann, 2005, Applying discrete event simulation and an automated bottleneck analysis as an aid to detect running production constraints, presented at the Proceedings of the 37th Winter Simulation Conference, Orlando, FL: 1401-1407.
- [112] K. M. N. Muthiah, S. H. Huang, 2007, Overall throughput effectiveness (OTE) metric for factory-level performance monitoring and bottleneck detection, *International Journal of Production Research*, 45: 4753-4769.
- [113] S. Hansman, R. Hunt, 2005, A taxonomy of network and computer attacks, *Computers & Security*, 24: 31-43.
- [114] W. J. Hopp, M. L. Spearman, 2011, *Factory physics*. Waveland Press.
- [115] W. v. Eversheim, G. Schuh, 1996, *Betriebshütte Produktion und Management (2 Bd.)*, Berlin, Heidelberg, New York,
- [116] A. Syska, J. Bohnisch, 2006, Produktionsmanagement-Produktionscontrolling mit Kennzahlen, *VDI Z-Integrierte Produktion*, 148: 26-29.
- [117] M. Braglia, G. Carmignani, und F. Zammori, 2006, A new value stream mapping approach for complex production systems, *International Journal of Production Research*, 44: 3929-3952.
- [118] P. Roh, A. Kunz, K. Wegener, 2019, Information stream mapping: Mapping, analysing and improving the efficiency of information streams in manufacturing value streams, *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 25: 1-13.
- [119] S. Ebnöther, 2017, *Der digitale Schatten des Produktes: Umsetzungsstrategien des produktzentrischen Ansatzes für den Lebenszyklus von Spritzgusswerkzeugen*, Masterarbeit, Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung (IWF), D-MAVT, ETH Zürich, confidential / Library of IWF.
- [120] Y. Isler, 2017, *Informationsstromanalyse: Verbesserung der Informationsströme in den Produktionsprozessen der Geberit Produktions AG*, Masterarbeit, Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung (IWF), D-MAVT, ETH Zürich, confidential / Library of IWF.
- [121] N. Madenas, A. Tiwari, C. J. Turner, J. Woodward, 2014, Information flow in supply chain management: A review across the product lifecycle, *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 7: 335-346.
- [122] T. Ohno, 1998, *Toyota production system: beyond large-scale production*. Cambridge, MA: Productivity Press, Portland.
- [123] T. Meudt, M. P. Röbber, J. Böllhoff, J. Metternich, 2016, Wertstromanalyse 4.0, *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 111: 319-323.
- [124] B. G. Rüttimann, K. Wegener, 2014, *Einführung in die Methoden von Lean Manufacturing und Six Sigma Quality Management*, ETH Tools-IV Kurs, Lecturing Notes HS2014, D-MAVT, IWF,
- [125] B. G. Rüttimann, 2018, Implementing Lean, in *Lean Compendium: Introduction to Modern Manufacturing Theory*, ed. Cham: Springer International Publishing, 133-144.
- [126] T. Meudt, C. Leipoldt, J. Metternich, 2016, A New Approach to See Waste in Context of Industry 4.0, *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 111: 754-758.

- [127] B. Resta, D. Powell, P. Gaiardelli, S. Dotti, 2015, Towards a framework for lean operations in product-oriented product service systems, *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 9: 12-22.
- [128] S. Altendorfer-Kaiser, J. Kapeller, G. Judmaier, 2015, Schlanke Informationswirtschaft als Herausforderung der modernen Industrie, *Industrie Management* (31: 2), 19-22.
- [129] K. A. Magenheimer, 2014, Lean Management in indirekten Unternehmensbereichen: Modellierung, Analyse und Bewertung von Verschwendung, Dissertation der Technischen Universität München.
- [130] W. J. C. Verhagen, B. de Vrugt, J. Schut, R. Curran, 2015, A method for identification of automation potential through modelling of engineering processes and quantification of information waste, *Advanced Engineering Informatics*, 29: 307-321.
- [131] D. Uckelmann, 2014, Wertstromorientierte Informationsflüsse für Industrie 4.0. Kernprozesse und Gestaltungsvariablen, *Industrie Management*, 30: 13-16.
- [132] B. Wiegand, P. Franck, 2008, Lean-Administration: So werden Geschäftsprozesse transparent: Workbook für Manager und Mitarbeiter in Industrie, Verwaltung und Dienstleistungsbranche, *Lean-Management-Inst.*
- [133] B. Keyte, D. A. Locher, 2015, *The complete lean enterprise: value stream mapping for office and services*. CRC Press.
- [134] K. W. Wagner, A. M. Lindner, 2013, Lean in administrativen Prozessen, in *Wertstromorientiertes Prozessmanagement: Carl Hanser Verlag*, 47-65.
- [135] S. Schewe, N. Herbig, 2015, *Lean Administration: Methoden zur Prozessvisualisierung und-optimierung, Tätigkeitsanalyse, Kennzahlen und Office Management*. BoD–Books on Demand.
- [136] J. Metternich, M. Müller, T. Meudt, C. Schaede, 2017, Lean 4.0 – between Contradiction and Vision, *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 112: 346-348.
- [137] G. Reinhart, K. Magenheimer, J. Greitemann, 2012, Waste Focussed Process Modeling Methodology, *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 107: 235-239.
- [138] VDMA, 2018, Leitfaden: Industrie 4.0 trifft Lean - Wertschöpfung ganzheitlich steigern, in *VDMA Verlag*, ed. Frankfurt am Main, 29.
- [139] R. Lorenz, T. Netland, P. Roh, V. Holzwarth, A. Kunz, K. Wegener, 2019, Data-driven productivity improvement in machinery supply chains, *International Journal of Mechatronics and Manufacturing Systems*, Vol. 12 No. 2: to be published.
- [140] H. W. Chesbrough, 2006, *Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology*. Harvard Business Press.
- [141] A. Demont, D. Paulus-Rohmer, 2017, Industrie 4.0-Geschäftsmodelle systematisch entwickeln, in *Digitale Transformation von Geschäftsmodellen: Grundlagen, Instrumente und Best Practices*, D. Schallmo, A. Rusnjak, J. Anzengruber, T. Werani, M. Jünger, ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 97-125.
- [142] K. Wegener, A. Kunz, L. Bochmann, T. Bänziger, 2016, Industrie 4.0 für den Maschinen und Anlagenbau, 3. Wiener Produktionstechnik Kongress Adaptive & Smart Manufacturing, Wien, Österreich, September 28-29, 2016: 29-53.

- [143] M. Abramovici, A. Lindner, 2011, Providing product use knowledge for the design of improved product generations, *CIRP Annals*, 60: 211-214.
- [144] C. Lim, K. H. Kim, M. J. Kim, J. Y. Heo, K. J. Kim, P. P. Maglio, 2018, From data to value: A nine-factor framework for data-based value creation in information-intensive services, *International Journal of Information Management*, 39: 121-135.
- [145] T. Kaihara, N. Nishino, K. Ueda, M. Tseng, J. Váncza, P. Schönsleben, R. Teti, T. Takenaka, 2018, Value creation in production: reconsideration from interdisciplinary approaches, *CIRP Annals*, 67: 791-813.
- [146] D. J. Smith, 2013, Power-by-the-hour: the role of technology in reshaping business strategy at Rolls-Royce, *Technology Analysis & Strategic Management*, 25: 987-1007.
- [147] T. S. Baines, H. W. Lightfoot, O. Benedettini, J. M. Kay, 2009, The servitization of manufacturing: A review of literature and reflection on future challenges, *Journal of manufacturing technology management*, 20: 547-567.
- [148] D. Reinsel, J. Gantz, J. Rydning, 2017, *Data Age 2025: The Evolution of Data to Life-Critical*, IDC, Framingham USA, White Paper.
- [179] C. Soukup, 2013, *Wissensmanagement: Wissen zwischen Steuerung und Selbstorganisation*. Springer-Verlag.
- [150] R. Kaumanns, V. Siegenheim, 2012, Apple, Google, Facebook, Amazon: Strategien und Geschäftsmodelle einfach auf den Punkt gebracht, Landesanstalt für Medien Nordrhein-Westfalen (LfM), Düsseldorf, #05 Digitalkompakt LfM, verfügbar unter: https://www.medienanstalt-nrw.de/fileadmin/lfm-nrw/nrw_digital/DK_Apple_Google_Facebook_Amazon.pdf , abgerufen am 06.01.2018.
- [151] S. Bründl, C. Matt, T. Hess, 2015, White Paper: Wertschöpfung in Datenmärkten - eine explorative Untersuchung am Beispiel des deutschen Marktes für persönliche Daten, Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung, Karlsruhe, verfügbar unter <https://boris.unibe.ch/105186/> abgerufen am 07.01.2018.
- [152] M. Zollenkop, R. Lässig, 2017, Digitalisierung im Industriegütergeschäft, in *Digitale Transformation von Geschäftsmodellen: Grundlagen, Instrumente und Best Practices*, D. Schallmo, A. Rusnjak, J. Anzengruber, T. Werani, M. Jünger, ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 59-95.
- [153] M. Barbian, I. Gräßler, F. T. Piller, C. Gülpen, P. Welp, H. Kamal, T. Buchegger, U. Splettstößer, M. G. Schmidt, M. Schmalfuß, J. Wilkie, M. Krüger, P. Scholle, B. Bergmair, M. Neuenhahn, D. Dirzus, 2016, *Digitale Chancen und Bedrohungen - Geschäftsmodelle für Industrie 4.0*, VDI, Statusreport, Mai: 670-674.
- [154] M. E. Porter, J. E. Heppelmann, 2014, How Smart, Connected Products Are Transforming Competition, in *Harvard Business Review: Harvard Business Publishing*, 1-23.
- [155] T. Burkhart, J. Krumeich, D. Werth, P. Loos, 2011, Analyzing the Business Model Concept – A Comprehensive Classification of Literature, Deutsches Forschungsinstitut für künstliche Intelligenz, verfügbar unter: https://www.researchgate.net/profile/Dirk_Werth/publication/221599299_Analyzing_the_Business_Model_Concept_-

- [_A_Comprehensive_Classification_of_Literature/links/0c96051ad98b0a0d1f000000/Analyzing-the-Business-Model-Concept-A-Comprehensive-Classification-of-Literature.pdf](#), abgerufen am 16.01.2018.
- [156] D. Schallmo, 2013, Geschäftsmodelle erfolgreich entwickeln und implementieren: Mit Aufgaben und Kontrollfragen. Springer Berlin, Heidelberg.
- [157] H. Kagermann, W. Wahlster, J. Helbig, 2012, Deutschlands Zukunft als Produktionsstandort sichern: Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0, Forschungsunion Wirtschaft - Wissenschaft, Berlin, verfügbar unter https://www.bmbf.de/files/Umsetzungsempfehlungen_Industrie4_0.pdf, abgerufen am 23.09.2016.
- [158] O. Gassmann, K. Frankenberger, M. Csik, 2013, Geschäftsmodelle entwickeln: 55 innovative Konzepte mit dem St. Galler Business Model Navigator. Carl Hanser Verlag, München.
- [159] A. Osterwalder, Y. Pigneur, 2011, Business Model Generation, 1st ed. Campus-Verlag, Frankfurt am Main.
- [160] R. Anderl, A. Picard, Y. Wang, J. Fleischer, S. Dosch, B. Klee, J. Bauer, 2015, Leitfaden Industrie 4.0 - Orientierungshilfe zur Einführung in den Mittelstand. VDMA Verlag.
- [161] P. Deflorin, M. Scherrer, J. Amgarten, 2017, Industrie 4.0 Geschäftsmodelle-Ein Analyse-Raster zum Erkennen von Industrie 4.0 Potenzialen und notwendigen Veränderungen, in Industrie Management, verfügbar unter <https://www.industrie-management.de/node/121>, abgerufen am 14.03.2018.
- [162] T. Kaufmann, 2015, Geschäftsmodelle in Industrie 4.0 und dem Internet der Dinge: Der Weg vom Anspruch in die Wirklichkeit, Springer-Verlag.
- [163] R. Anderl, A. Picard, Y. Wang, J. Fleischer, S. Dosch, B. Klee, J. Bauer, 2015, Leitfaden Industrie 4.0: Orientierungshilfe zur Einführung in den Mittelstand, in VDMA Forum Industrie, Frankfurt am Main.
- [164] P. Roh, A. Kunz, T. Netland, 2019, Detection of timely variant bottlenecks in multi-variant production lines, Journal of Operations Management, to be submitted.
- [165] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Improvement of Continuous Lines, in Production Systems Engineering, ed. Boston, MA: Springer US, 411-439.
- [166] MathWorks. 2006. pchip - Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial (PCHIP). verfügbar unter: <https://ch.mathworks.com/help/matlab/ref/pchip.html>, abgerufen am 17.04.2018
- [167] F. N. Fritsch, R. E. Carlson, 1980, Monotone Piecewise Cubic Interpolation, SIAM Journal on Numerical Analysis, 17: 238-246.
- [168] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Product Quality in Bernoulli Lines, in Production Systems Engineering, ed. Boston, MA: Springer US, 1-45.
- [169] N. Foraboschi, 2018, Simulation of moving bottlenecks detection, Semesterarbeit, Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung, D-MAVT, ETH Zürich.
- [170] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Analysis of Bernoulli Lines, in Production Systems Engineering, ed. Boston, MA: Springer US, 1-44.
- [171] J. Li, S. M. Meerkov, 2009, Closed Bernoulli Lines, in Production Systems Engineering, ed. Boston, MA: Springer US, 1-25.

- [172] H. M. Parsons, 1974, What Happened at Hawthorne?: New evidence suggests the Hawthorne effect resulted from operant reinforcement contingencies, *Science*, 183: 922-932.
- [173] C. Roser, K. Lorentzen, D. Lenze, J. Deuse, F. Klenner, R. Richter, J. Schmitt, P. Willats, 2017, Bottleneck Prediction Using the Active Period Method in Combination with Buffer Inventories, in *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*:374-381.
- [174] G.-C. Grün, 2012, Der beste Staumelder ist das eigene Handy, in *Zeit Online*, verfügbar unter <https://www.zeit.de/digital/mobil/2012-06/staudaten-handy>, abgerufen am 18.03.2019: *Zeit Online*.
- [175] R.-Y. Chen, 2017, An intelligent value stream-based approach to collaboration of food traceability cyber physical system by fog computing, *Food Control*, 71: 124-136.
- [176] VDI Richtlinie 5600 (2007) Fertigungsmanagementsysteme, 2013, *Manufacturing Execution System (MES)*, Blatt 1.
- [177] F. Balsliemke, 2015, Darstellung der Kombination von Wertstromplanung und Wertzuwachskurve, in *Kostenorientierte Wertstromplanung: Prozessoptimierung in Produktion und Logistik*, ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden: 19-21.
- [178] U. Lindemann, T. Meiwald, M. Petermann, S. Schenkl, 2012, *Know-how-Schutz im Wettbewerb: Gegen Produktpiraterie und unerwünschten Wissenstransfer*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
- [179] A. Ahlemeyer-Stubbe, S. Coleman, 2018, *Monetising Data: How to Uplift Your Business*, first ed. John Wiley & Sons Ltd, Chichester, UK.
- [180] M. James, M. Chui, P. Bisson, J. Woetzel, R. Dobbs, J. Bughin, D. Aharon, 2015, *The Internet of Things: Mapping the value beyond the hype*, McKinsey Global Institute.
- [181] DPA, 2018, Maschinenbauer Krauss Maffei wird Opfer von Cyberattacke, in *Neue Zürcher Zeitung*, verfügbar unter <https://www.nzz.ch/wirtschaft/maschinenbauer-krauss-maffei-wird-opfer-von-cyberattacke-ld.1442836>, abgerufen am 18.12.2018: *Neue Zürcher Zeitung*.
- [182] M. M. Herterich, F. Uebernickel, W. Brenner, 2015, The Impact of Cyber-physical Systems on Industrial Services in Manufacturing, *Procedia CIRP*, 30: 323-328.
- [183] OECD, 2013, *Exploring the Economics of Personal Data: A Survey of Methodologies for Measuring Monetary Value*, OECD Publishing, Paris, *OECD Digital Economy Papers No. 220*.

9 Appendix

9.1 Appendix A1

Angaben, basierend auf der Simulationsstudie von Foraboschi [169], siehe auch Roh et al. [164].

Tabelle 9-1: Parameter der Multivarianten Simulationsmodelle 1 und 2

Model multi-variant 1 & 2	
Number of stations	5
MTTF	200 min
MTTR	20 min
Process time	Depends on the station and on the product variant
Process time of bottleneck station	Depends on the station and on the product variant
Bottleneck station	For both model one and model two: <ul style="list-style-type: none"> • Station two and product variant C
Number of models	2
Replications per case	40
Buffer size	100 units
Number of bottlenecks at the same time	1
Warm-up period	100'000 min
Simulation time	100'000 min
Missing information	None

Tabelle 9-2: Verwendete Zykluszeiten der multivarianten Simulationsmodelle 1 und 2

	Model 1					Model 2				
	Cycle time [sec] for product ...					Cycle time [sec] for product ...				
	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E
Station 1	300	300	300	300	300	300	600	800	600	1000
Station 2	800	800	1000	800	800	350	900	1500	700	450
Station 3	350	350	350	350	350	700	550	900	500	600
Station 4	400	400	400	400	400	400	600	600	900	250
Station 5	350	350	350	350	350	250	1200	850	600	650
Customer takt time	440	440	480	440	440	400	770	930	660	590

Tabelle 9-3: Parameter der multivarianten Simulationsmodelle 3 bis 5

Model multi-variant 3-5	
Number of stations	6
MTTF	140 min
MTTR	35 min
Process time	Lognormal, $\mu =$ depends on the station, $\sigma = \mu/2$
Process time of bottleneck station	Lognormal, $\mu =$ depends on the station, $\sigma = \mu/2$
Bottleneck station	<p>For model one:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Station 1 and product variant C • Station 6 and product variant C <p>For model two:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Station 3 and product variant D • Station 6 and product variant B <p>For model three:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Station 3 and product variant E • Station 4 and product variant A
Number of models	3
Replications per case	40
Buffer size	100 units
Number of bottlenecks at the same time	2
Warm-up period	100'000 min
Simulation time	100'000 min
Missing information	None

Tabelle 9-4: Verwendete Zykluszeiten der multivarianten Simulationsmodelle 3 bis 5

	Model 3					Model 4					Model 5				
	Cycle time [sec] for product					Cycle time [sec] for product					Cycle time [sec] for product				
				
	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E
Station 1	180	180	500	180	180	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60
Station 2	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
Station 3	60	60	60	60	60	180	180	180	280	180	180	180	180	180	600
Station 4	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	700	180	180	180	180
Station 5	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
Customer takt time	180	180	500	180	180	180	300	180	180	180	60	60	60	60	60

10 Lebenslauf und Publikationen des Autors

10.1 Lebenslauf

- 20.01.1991 Geboren in Saarlouis, Deutschland
- 09/00 – 06/09 **Saarlouiser Gymnasium am Stadtgarten**, Saarlouis, Deutschland
Gymnasium, Abitur im Juni 2009
- 09/10 – 03/16 **ETH Zürich**, Schweiz,
Studium der Maschineningenieurwissenschaften (Bachelor und Master)
- 07/14 – 02/15 **University of Kyoto**, Kyoto, Japan
Auslandsstudium
- 03/15 – 07/15 **Geberit Proizvodnja**, Ruse, Slowenien
Industriepraktikum
- 05/16 – 09/19 **ETH Zürich**, Zürich, Schweiz
Dissertation am Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigung (IWF)
- 04/16 – 10/19 **Geberit Produktions AG**, Jona, Schweiz
Projektleiter Fertigungsplanung

10.2 Publikationen

Die Publikationen des Autors beziehen sich auf die drei vorgestellten Teilgebiete der Dissertation:

1. Methode zur Lokalisierung von Engpässen in "multivarianten" Produktionsabläufen
2. Informationsstromanalyse
3. Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene interbetriebliche Zusammenarbeit
4. Sonstige Veröffentlichungen

10.2.1 Zum Thema: Methode zur Lokalisierung von Engpässen in multivarianten Produktionsabläufen

P. Roh, A. Kunz, and T. Netland, 2018, Data-driven detection of moving bottlenecks in multi-variant production lines, IFAC-PapersOnLine, 51: 158-163.

P. Roh, A. Kunz, and T. Netland, 2019, Detection of timely variant bottlenecks in multi-variant production lines, Journal of Operations Management, to be submitted.

10.2.2 Zum Thema: Informationsstromanalyse

P. Roh, A. Kunz, and K. Wegener, 2019, Information stream mapping: Mapping, analysing and improving the efficiency of information streams in manufacturing value streams, CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 25: 1-13.

10.2.3 Zum Thema: Optimierung von Produktionsabläufen durch datengetriebene, interbetriebliche Zusammenarbeit

R. Lorenz, T. H. Netland, P. Roh, V. Holzwarth, A. Kunz, and K. Wegener, 2019, Data-driven productivity improvement in machinery supply chains, International Journal of Mechatronics and Manufacturing Systems, Vol. 12 No. 2: to be published.

10.2.4 Sonstige Veröffentlichungen

D. Kono, P. Roh, A. Matsubara, Investigation on position dependency of tool-workpiece compliance, Proceedings of 38th International MATADOR, 2015, Yunlin, Taiwan: 293 - 297

J. Kubenke, P. Roh, A. Kunz, Assessing the Efficiency of Information Retrieval from the Digital Shadow at the Shop Floor using IT Assistive Systems, Mechatronics 2018, 2018, Glasgow, United Kingdom, ISBN 978-1-909522-37-4: 202-209

O. Maghazei, T. Netland, P. Roh, M. Lewis, Drones in the factory: Developing field-tested and grounded technological rules, Proceedings of 26th Annual EurOMA Conference, Helsinki, Finland Brussels: European Operations Management Association (EurOMA), June 17-19, 2019, to be published