



OTTO VON GUERICKE  
UNIVERSITÄT  
MAGDEBURG



FAKULTÄT FÜR  
INFORMATIK

## **Otto-von-Guericke Universität Magdeburg**

**Institut für Technische und Betriebliche Informationssysteme**  
**Arbeitsgruppe Managementinformationssysteme**

Thema:

**Optimierung von Geschäftsprozessen mit Process Intelligence in  
Zeiten von Industrie 4.0**

### **Masterarbeit**

Themensteller: Prof. Dr. Hans-Knud Arndt  
Erstgutachter: Prof. Dr. Hans-Knud Arndt  
Zweitgutachter: Dr. Veit Köppen

Vorgelegt von: Manh Cuong Nguyen

Abgabetermin: 23. November 2020

## Kurzfassung

In einer digitalisierten Unternehmenswelt gewinnen Prozesse immer stärker an Bedeutung. Für das Unternehmen stellen sie den stillen Beobachter dar, nach außen fungieren sie als Antenne zum Kunden und können dem Unternehmen dementsprechend die Bedürfnisse der Kunden, deren individuelles Nutzerverhalten oder Informationen über die Dauer der anzubietenden Produkte und Dienstleistungen vermitteln. Sie erlauben dem Kunden, einen gewissen Einfluss auf die Gestaltung des Produktes zu haben, damit sie das Produkt nach ihren Wünschen und Anforderungen individualisieren können. Weiterhin können aus Prozessen Daten entnommen werden, die Informationen über zukünftige Trends liefern. Unternehmen können somit die Chance ergreifen, neue Märkte zu erschließen und nachgefragte Produkte zu erzeugen. Das Management des Unternehmens kann diese Daten wie eine Anleitung nutzen, um sich jederzeit an die Veränderungen am Markt anzupassen.

Nach innen geben Prozessdaten darüber Aufschluss, wie die Prozesse verlaufen und ob Komplikationen bei der Durchführung auftreten. Unternehmen können folglich Engpässe in deren Prozessen transparent darstellen, den exakten Materialbedarf für die Produktion ermitteln oder bestimmte Prozessschritte automatisieren. Das ganze Potenzial der Prozessdaten entfaltet sich jedoch erst, wenn Echtzeitdaten analysiert werden. Daraus können Zusammenhänge aus den Daten ermittelt werden, um neue Einsichten zu gewinnen. Dank der Analyse ist nicht nur die Erkennung von Mustern und Strukturen in den Geschäftsprozessen möglich, sondern auch die Prognostizierung von Entwicklungen in den Geschäftsfeldern, die sich entweder positiv oder negativ auf die Prozesse auswirken können. Eine kontinuierliche Optimierung der Prozesse mit den Prozessdaten stellt somit einen wesentlichen Schlüsselfaktor für das Bestehen eines Unternehmens dar.

---

## Eidesstattliche Erklärung

Name: Nguyen

Vorname: Manh Cuong

Studiengang: Master Wirtschaftsinformatik

Hiermit versichere ich, Manh Cuong Nguyen, an Eides statt, dass ich die vorliegende Masterarbeit mit dem Titel *Optimierung von Geschäftsprozessen mit Process Intelligence in Zeiten von Industrie 4.0* selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe. Die Stellen der Arbeit, die dem Wortlaut oder dem Sinne nach anderen Werken entnommen wurden, sind in jedem Fall unter Angabe der Quelle kenntlich gemacht. Die Arbeit ist noch nicht veröffentlicht oder in anderer Form als Prüfungsleistung vorgelegt worden.

### Auszug aus dem Strafgesetzbuch (StGB)

#### § 156 StGB Falsche Versicherung an Eides Statt

Wer von einer zur Abnahme einer Versicherung an Eides Statt zuständigen Behörde eine solche Versicherung falsch abgibt oder unter Berufung auf eine solche Versicherung falsch aussagt, wird mit Freiheitsstrafe bis zu drei Jahren oder mit Geldstrafe bestraft.

---

Ort, Datum

---

Unterschrift

## Danksagung

Ich bedanke mich herzlich bei Herrn Prof. Dr. Arndt. Sowohl für die Betreuung der Masterarbeit, als auch für die Lehre an der Universität. Es war mir immer eine große Freude, die Vorlesungen zu besuchen und neues Wissen anzueignen.

Des Weiteren möchte ich mich bei Herrn Dr. Köppen für die Rolle als Zweitgutachter bedanken und dafür, dass er mein Interesse im Bereich BI geweckt hat.

Besonderen Dank gilt an meinen Eltern, die mir in jeder Hinsicht unterstützt haben und durch ihre mutigen Entscheidungen im Leben meinem Bruder und mir den Weg ebnen, um das Leben in vollen Zügen zu genießen.

---

# Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung.....	II
Eidesstattliche Erklärung .....	III
Danksagung .....	IV
Inhaltsverzeichnis .....	V
Abbildungsverzeichnis .....	VII
Tabellenverzeichnis .....	IX
Liste der Abkürzungen.....	X
1 Einleitung .....	1
1.1 Ziel und Motivation der Arbeit .....	1
1.2 Gliederung der Arbeit.....	2
2 Grundlagen .....	3
2.1 Die Bedeutung von Daten in der heutigen Zeit .....	3
2.2 Geschäftsprozessmanagement .....	6
2.2.1 Geschäftsprozesse .....	7
2.2.2 Prozesse .....	8
2.2.3 Workflowmanagement.....	15
2.2.4 Prozessvariante.....	16
2.2.4.1 Variantenmodellierung durch Transformation.....	18
2.2.4.2 Variantenmodellierung durch Selektion.....	20
2.3 Business Process Intelligence .....	24
2.3.1 Business Intelligence .....	26
2.3.1.1 Historische Entwicklung .....	27
2.3.1.2 Anwendungsbereiche.....	29
2.3.1.3 Methoden des Business Intelligence .....	31
2.3.2 Process Mining .....	34
2.3.2.1 Die drei Arten des Process Minings .....	36
2.3.2.2 Der L* - Lifecycle.....	40

---

2.3.2.3	Leitsätze für die Anwendung von Process Mining .....	42
2.4	Industrie 4.0.....	45
3	Gegenwärtiger Stand der Technik im Unternehmen .....	47
3.1	Vorgehensweise bei der Optimierung von Geschäftsprozessen .....	47
3.2	Beispiel aus der Praxis .....	50
3.3	Fazit .....	51
4	Process Intelligence System .....	53
4.1	Prozessoptimierung durch Process Mining.....	54
4.1.1	Der $\alpha$ – Algorithmus.....	54
4.1.2	Analyse mit dem Software-Tool ‚Disco‘ .....	58
4.1.3	Fazit.....	64
4.2	Anwendung von Process Mining in der Praxis .....	65
4.3	Abgrenzung von Process Mining zu Data Mining.....	67
4.4	Herausforderungen von Process Mining.....	69
5	Evaluierung der beiden Vorgehensweisen zur Optimierung der Prozesse.....	74
6	Schlussbetrachtung.....	79
6.1	Zusammenfassung .....	79
6.2	Ausblick .....	81
	Literaturverzeichnis.....	83
	Anhang.....	i

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Verschiedene Typen von Latenz .....	5
Abbildung 2: Funktions- versus Prozessorientierung .....	8
Abbildung 3: Die Reihenfolge von Aktivitäten innerhalb eines Prozesses .....	11
Abbildung 4: Primärer und sekundärer Prozessinput und -output .....	12
Abbildung 5: Wertschöpfung durch die Aktivitäten eines Prozesses .....	13
Abbildung 6: Gebrauchs-, Verbrauchs- und Flussressourcen in einem Prozess .....	14
Abbildung 7: Workflow .....	15
Abbildung 8: Vergleich zwischen funktionaler und prozessorientierter Organisation .....	16
Abbildung 9: Varianten eines Prozesses .....	17
Abbildung 10: a) Referenzmodell mit Aufsetzpunkten, b) Änderungsoptionen, c)–h) Prozessmodelle bzw. -varianten nach der Anwendung der vorgestellten Optionen .....	19
Abbildung 11: Das konfigurierbare Prozessmodell für die Modelle aus Abbildung 10c)–h) .	21
Abbildung 12: Konfiguration des Prozessmodells aus Abbildung 10f) .....	23
Abbildung 13: Definitionen für Prozessintelligenz .....	25
Abbildung 14: Abgrenzung zwischen Business Process Management und Business Intelligence .....	26
Abbildung 15: Historische Entwicklung der IT-basierten Managementsystemen .....	27
Abbildung 16: Einsatzfeld von Business Intelligence.....	31
Abbildung 17: Illustration BI Datenquellen, DWH, BI Anwendung .....	32
Abbildung 18: CRISP-DM Modell .....	33
Abbildung 19: Google Trend des Suchbegriffs ‚Process Mining‘ .....	34
Abbildung 20: Die drei Arten von Process Mining .....	36
Abbildung 21: Discovery .....	36
Abbildung 22: Conformance Checking.....	37
Abbildung 23: Enhancement .....	38
Abbildung 24: Das L*- Lebenszyklusmodell .....	40
Abbildung 25: Phasen der Prozessoptimierung.....	47
Abbildung 26: Der PDCA-Zyklus.....	49
Abbildung 27: Wie Prozesse im Unternehmen wahrgenommen werden .....	52
Abbildung 28: Business Process Intelligence Referenzarchitektur .....	53
Abbildung 29: Abgeleitetes Prozessmodell .....	58
Abbildung 30: Importieren des Datasets in das Tool ‚Disco‘ .....	60
Abbildung 31: Prozessmodell aus dem Event-Log .....	61
Abbildung 32: Selektion der am meisten durchgeführten Prozessvariante .....	62

---

Abbildung 33: Prozessmodell mit Durchführungszeiten der Aktivitäten .....	63
Abbildung 34: Digitaler Zwilling .....	66
Abbildung 35: Data Mining - Process Mining.....	67
Abbildung 36: Herausforderungen von Process Mining.....	69
Abbildung 37: Arbeitsplan zur Prozessoptimierung .....	75

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Process Mining Perspektiven .....	39
Tabelle 2: Relationen, die durch den $\alpha$ -Algorithmus identifiziert werden .....	54
Tabelle 3: Beispiel für ein Event Log.....	55
Tabelle 4: Footprint-Matrix .....	56
Tabelle 5: Vergleich der beiden Methoden zur Prozessoptimierung .....	74

---

## Liste der Abkürzungen

BI.....	Business Intelligence
BPI.....	Business Process Intelligence
BPM.....	Business Process Management
CRISP-DM.....	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
DSS.....	Decision Support System
DWS.....	Data Warehouse System
EIS.....	Executive Information System
ETL.....	Extract, Transform, Load
KPI.....	Key Performance Indicator
KVP.....	Kontinuierlicher Verbesserungsprozess
MIS.....	Management Information System
OLAP.....	Online Analytical Processing
RPA.....	Robotic Process Automation
SPOT.....	Single Point of Truth
WfIM.....	Workflowmanagement

# 1 Einleitung

## 1.1 Ziel und Motivation der Arbeit

In der heutigen Zeit sehen sich Unternehmen mit unterschiedlichen Herausforderungen konfrontiert, um auf dem Markt dauerhaft bestehen zu können. Dieses Ziel setzt voraus, dass sowohl etablierte als auch junge Unternehmen langfristig ihre Leistungserstellung an den dynamischen Markt- und Kundenanforderungen ausrichten müssen. Mit einer stetigen wachsenden Anzahl neuer Technologien und der starken Vernetzung insgesamt, steigt jedoch die Komplexität, was das Vorhaben erschwert. Neue disruptive Mitstreiter auf dem immer stärker globalisierten Markt, individuelle Wünsche und Anforderungen der Kunden sowie die schnelle Weiterentwicklung von Informations- und Kommunikationstechnologien stellen nur einige der zu bewältigenden Herausforderungen eines Unternehmens dar. Damit das Unternehmen diese Hürden meistern kann, muss es die Gesamtheit seiner Prozesse kennen, um diese auch optimieren zu können. Effiziente Prozesse stellen nämlich die Grundlagen für wettbewerbsfähige Unternehmen dar.<sup>1</sup>

Prozesse sind metaphorisch betrachtet die Arterien eines Unternehmens. So wie Blut bei allen Menschen durch die Arterien fließt und dahingehend die menschlichen Organe am Leben erhalten, müssen Prozesse spiegelbildlich auch in einem Unternehmen ablaufen. Für Unternehmen ist die Wertschöpfung aus den Prozessen essenziell, denn ohne sie hat es keine Daseinsberechtigung. Daher ist es das Ziel eines jeden Unternehmens, eine konkrete Leistung für einen bestimmten Kontext zu generieren. Dabei entstehen Daten, die jeden Arbeitsschritt während der Leistungserstellung speichern. Je mehr von den Daten generiert werden und je detaillierter diese sind, desto effektiver können Unternehmen daraus Erkenntnisse ableiten, die wiederum für die Gestaltung der Prozesse verwendet werden können. Solche Daten können vielfältig sein und von Informationen über die Kundenanforderungen oder den Materialeinsatz bis hin zum zeitlichen Ablauf der Prozesse beinhalten. Diese Informationen können und vor allem sollen dann dem Unternehmen zu einer kontinuierlichen Prozessoptimierung verhelfen.<sup>2</sup>

Im Rahmen dieser vorliegenden Arbeit wird daher die Analyse von Prozessdaten näher beleuchtet. Dabei wird die traditionelle Vorgehensweise zur Prozessoptimierung mit der neuen Technologie ‚Process Mining‘ verglichen. Die Unterschiede der beiden Methoden sollen

---

<sup>1</sup> Freunsch et al. (2019), S. 138.

<sup>2</sup> Hierzer (2020), S. 17.

herausgearbeitet werden, um am Ende einschätzen zu können, ob sich die Prozesse mit Process Mining effizienter gestalten lassen.

Folgende Fragestellungen sollen in dieser Arbeit untersucht werden:

1. Stellt Process Intelligence eine Methode dar, um Prozesse ‚intelligenter‘ gestalten zu können?
2. Stellt Process Mining eine neue Vorgehensweise zur Prozessoptimierung dar? Falls ja, inwiefern unterscheidet diese sich von der herkömmlichen Methode?
3. Gibt es einen Unterschied zwischen Process Mining und Data Mining?

## 1.2 Gliederung der Arbeit

Im zweiten Kapitel wird auf die essenziellen Begriffe wie (Geschäfts-)Prozesse, Process Intelligence und Process Mining eingegangen, sodass der Leser ein fundamentales Grundverständnis für die Thematik bekommt.

Anschließend wird im dritten Kapitel dargelegt, wie Unternehmen mit der traditionellen Vorgehensweise ihre Prozesse verbessern. Dabei werden die einzelnen Schritte der Prozessoptimierung aufgezeigt und mit einem Beispiel eines Consulting-Unternehmens veranschaulicht.

Das vierte Kapitel setzt sich mit der Vorgehensweise der Prozessoptimierung mit Process Mining auseinander. In diesem Zusammenhang kommt das Tool ‚Disco‘ für die Analyse eines Datensets zum Einsatz. Dadurch soll die Anwendung von Process Mining veranschaulicht werden. Zudem wird eine Abgrenzung von Process Mining zu Data Mining herausgearbeitet. Am Ende des Kapitels werden die wesentlichen Herausforderungen für die Anwendung von Process Mining dargelegt.

Basierend darauf soll im vorletzten Kapitel eine Evaluierung der beiden vorgestellten Vorgehensweise der Prozessoptimierung erstellt werden. Dabei sollen die Unterschiede der beiden Methoden betont werden und aufzeigen, welche Vorteile die Anwendung der einzelnen Methoden für das Unternehmen bietet.

Am Ende wird die Ausarbeitung der Arbeit noch einmal zusammengefasst und auf die anfänglichen Fragestellungen eingegangen. Einen Ausblick über die weiteren Anwendungsmöglichkeiten von Process Mining erfolgt zum Schluss.

## 2 Grundlagen

Um die Forschungsfragen beantworten zu können, muss ein einheitliches Grundverständnis für die Begrifflichkeiten geschaffen werden. In diesem Kapitel sollen deshalb die Begriffe (Business-)Process-Intelligence, Business-Intelligence, Process-Mining und (Geschäfts-)Prozesse näher erläutert werden.

### 2.1 Die Bedeutung von Daten in der heutigen Zeit

*„Daten sind die Rohstoffe des 21. Jahrhunderts“<sup>3</sup>*

*– Angela Merkel, deutsche Bundeskanzlerin*

Das Zitat wurde von der derzeitigen deutschen Bundeskanzlerin bereits im Jahr 2016 auf der Cebit-Messe<sup>4</sup> geäußert. Dies zeigt, dass Daten bereits in der heutigen Zeit, aber auch zukünftig eine immer bedeutendere Rolle spielen werden. Die Transformation von der dritten industriellen Revolution in die vierte industrielle Revolution, auch Industrie 4.0 genannt, ist längst geschehen und schreitet weiter voran.

Durch den technischen Fortschritt in den letzten Jahren, insbesondere in der Informations- und Kommunikationstechnologie, haben Unternehmen heutzutage die Möglichkeit, Daten über ihre Geschäfte zu sammeln und alsbald zu analysieren. Besonders Daten im operativen Geschäft, sprich im operativen Ablauf, in der Marktentwicklung, bei Kundenkontakten etc., können aufschlussreiche Erkenntnisse bringen.

Für die Sammlung der Daten benötigen Unternehmen leistungsstarke und ausgefeilte IT-Systeme, die große Datenmengen erfassen und speichern können. Solche Daten, die größer als ein Terabyte (TB)<sup>5</sup> umfassen, werden in der Regel als ‚Big Data‘ bezeichnet.

Big Data bergen große Chancen für Unternehmen, die, sofern sie in der Lage sind, diese großen Daten zu analysieren, eine Wertschöpfung mit sich bringen. Diese Daten ermöglichen Unternehmen beispielsweise, Profile ihrer Kunden anzulegen, um sie somit besser ansprechen zu können. Besonders für die Endkunden können dadurch Vorteile generiert werden, z.B. individuelle Angebote. Weiterhin besteht die Möglichkeit für die Unternehmen, mit den vorhandenen Daten ihre Wettbewerbssituation, mögliche Trends oder die

---

<sup>3</sup> Bundesregierung (2016)

<sup>4</sup> Die Cebit-Messe ist eine Technologiemesse, die jährlich in Hannover stattfindet

<sup>5</sup> 1 TB = 1000 Gigabytes (GB)

Wirtschaftsentwicklung in potentiellen Regionen zu analysieren und dadurch ihre Wettbewerbsfähigkeit zu stärken.<sup>6</sup> Der frühzeitige Zugriff auf die richtigen und relevanten Daten erlaubt dem Unternehmen, zeitnah auf bestimmte Entwicklungen zu reagieren und folglich Handlungsmaßnahmen vorzunehmen.<sup>7</sup>

Um ein tieferes Verständnis des Begriffes zu erhalten, werden die Eigenschaften von Big Data im Nachfolgenden erläutert. Im Wesentlichen sind Big Data durch fünf Merkmale, die 5 Vs, gekennzeichnet:

- **Volume** beschreibt die exponentielle Wachstumsrate der Mengen an Daten. Volumen, die einen Terabyte an Daten überschreiten, werden als ‚Big‘ bezeichnet. Um sich ein Bild von dem täglich anfallendem Datenvolumen zu machen, sei erwähnt, dass pro Minute mehr als 200 Mio. E-Mails versendet werden und dass ca. 500 Mio. Twitter-Nachrichten pro Tag verfasst werden.<sup>8</sup>
- **Velocity** steht zum einen für die Geschwindigkeit, mit der die Daten entstehen, und zum anderen für den Zugriff auf die Daten, die bei der Analyse benötigt werden. In einem Unternehmen ist es besonders bedeutsam, die Daten in Echtzeit auswerten zu können.<sup>9</sup>
- **Variety** bezieht sich auf die Menge an verschiedenen Datentypen, die entweder strukturiert oder unstrukturiert sein können. Strukturierte Daten beschreiben die Speicherung der Daten in einer tabellarischen Form, während unstrukturierte Daten eine Vielfalt an Daten aus externen Quellen beinhalten, beispielsweise aus menschlichen Interaktionen aus sozialen Netzwerken.<sup>10</sup>
- **Veracity** beschreibt, wie zuverlässig bzw. genau die erhobenen Daten sind, was für Unternehmen eine Herausforderung darstellt. Daten kommen aus verschiedenen Quellen und können dabei in ihrer Struktur heterogen sein. Folglich kann dies zu Problemen bei der Integration und der Bereinigung der Daten führen, was eine Unschärfe bzw. Ungenauigkeit in der Datenbasis nach sich zieht. Um dieses Problem zu vermeiden, sollten die Daten vor der Nutzung bewertet, bereinigt und aufbereitet werden.<sup>11</sup>
- **Value** bezeichnet die Generierung eines ökonomischen Nutzens aus den verfügbaren Daten. Eine zentrale Rolle spielt dabei die Analyse der Daten, die dazu führen,

---

<sup>6</sup> Thomas (2015), S. 36-37.

<sup>7</sup> Thomas (2015), S. 1.

<sup>8</sup> Mertens et al. (2017), S. 57-58.

<sup>9</sup> Gronau et al. (2016), S. 474.

<sup>10</sup> Mertens et al. (2017), S. 58.

<sup>11</sup> Mertens et al. (2017), S. 58.

zukünftige Handlungsvorschläge zu formulieren, um damit das Kerngeschäft des Unternehmens zu verbessern.<sup>12</sup>

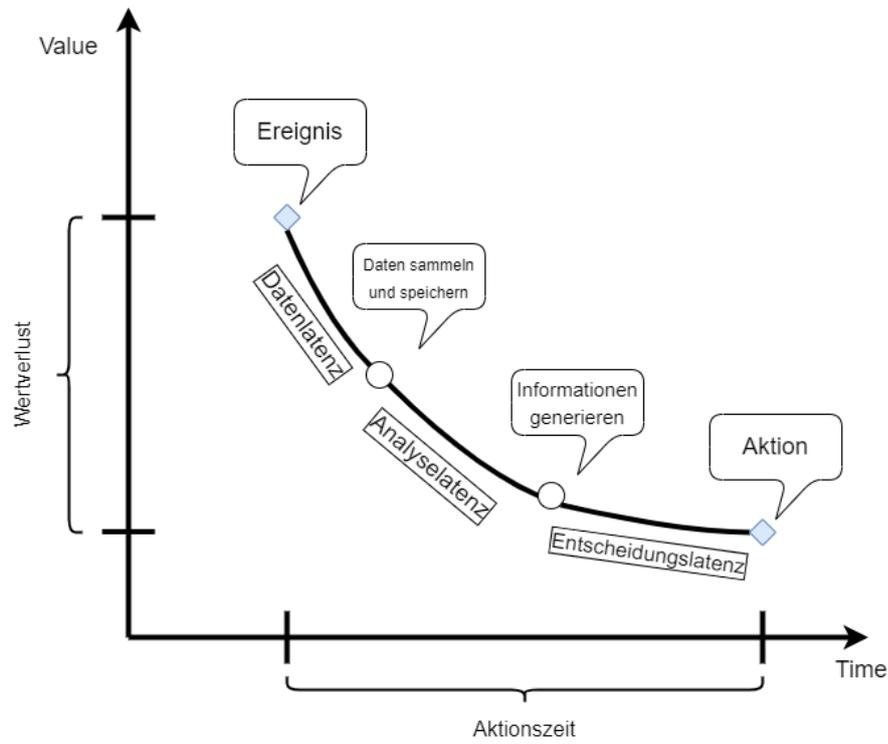


Abbildung 1: Verschiedene Typen von Latenz<sup>13</sup>

Abbildung 1 verdeutlicht, dass Unternehmen die verfügbaren Daten rasch verarbeiten müssen, ansonsten nimmt ihre Relevanz mit der Zeit ab und sie bietet keinen Mehrwert für das Unternehmen. Diese Problematik wird durch die Eigenschaften Velocity und Value der Big Data ausgedrückt. In der heutigen Zeit ist für Unternehmen von entscheidender Bedeutung, in Echtzeit, operieren zu können. Anforderungen des Kunden an das Produkt werden z.B. immer individueller, sodass Unternehmen diesen Wünschen gerecht werden müssen. Daten, die das Verhalten der Kunden ausdrücken, können jedoch bereits morgen veraltet sein, weil sich das Verhalten möglicherweise schon geändert hat und somit neue Erkenntnisse liefert. Diese Herausforderung lässt sich auch auf Prozesse übertragen. Aufgrund der dynamischen Anforderungen der Kunden und des Marktes müssen die Prozesse in der Lage sein, sich anzupassen, und dürfen nicht ‚starr‘ operieren. Oberste Priorität für jedes Unternehmen hat deshalb eine effiziente Analyse der Daten, die wiederum zur Verbesserung der Prozesse dient.

<sup>12</sup> Mertens et al. (2017), S. 58.

<sup>13</sup> In Anlehnung an Watson et al. (2009), S. 3.

## 2.2 Geschäftsprozessmanagement

Geschäftsprozessmanagement, auch bekannt unter dem Begriff Business Process Management (BPM), ist nach der Definition von Schmelzer und Sesselmann (2013) „ein integriertes System aus Führung, Organisation und Controlling zur zielgerichteten Steuerung und Optimierung von Geschäftsprozessen.“<sup>14</sup>

Eine weitere Definition für BPM kommt von der Fraunhofer-Gesellschaft und lautet wie folgt: „Unter Business Process Management (BPM) versteht man alle Aktivitäten, um die modellbasierten automatisierten Geschäftsprozesse (samt manuelle Aktivitäten) eines Unternehmens (und unternehmensübergreifend) stets optimal ablaufen lassen zu können.“<sup>15</sup>

Ein Geschäftsprozessmanagement zielt demnach auf den Automatisierungsaspekt der Geschäftsprozesse aus. Dabei soll es primär um die Bedürfnisse der Kunden und anderer Interessengruppen gehen, aber auch um die Erreichung der strategischen und operativen Ziele eines Unternehmens. Um diese Zielsetzung zu erreichen, muss das Geschäftsprozessmanagement des Unternehmens die Prozesseffektivität und -effizienz so steuern, dass die Wettbewerbsfähigkeit auf Dauer erhalten bleibt.<sup>16</sup>

Sofern das Unternehmen konsequent ein Geschäftsprozessmanagement führt, bietet dieses dem Unternehmen nach Ansicht von Sesselmann und Schmelzer (2013) folgende Vorteile<sup>17</sup>:

- auf die Bedürfnisse der Kunden und Stakeholder einzugehen
- effiziente Organisation
- Zielorientierung
- ständige Verbesserung

Das zentrale Bezugsobjekt eines jeden Geschäftsprozessmanagements ist hierbei der Geschäftsprozess.<sup>18</sup> Dementsprechend wird im nachfolgenden Kapitel näher auf die Begriffe ‚Geschäftsprozess‘ sowie ‚Prozess‘ eingegangen.

---

<sup>14</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 6.

<sup>15</sup> Fraunhofer ISST (2009), S. 1.

<sup>16</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 6.

<sup>17</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), Vorwort

<sup>18</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 6.

### 2.2.1 Geschäftsprozesse

Als Betrachtungsobjekt eines Geschäftsprozesses ist der Kunde zu erwähnen, d. h., der Kunde stellt den Anfangs- und den Endpunkt eines Geschäftsprozesses dar. Zu Beginn werden die Anforderungen, Erwartungen und Bedürfnisse eines Kunden in die Geschäftsprozesse einfließen, um diese zum Ende des Geschäftsprozesses in Leistungen zu transformieren, die wiederum der Kunde erhält. Diese Leistungen können unterschiedlicher Natur sein. Der Kunde kann entweder ein Produkt oder eine Dienstleistung erwarten oder eine Kombination aus den beiden. Die Geschäftsprozesse werden in der Praxis auch als ‚**End-to-End-Prozesse**‘ oder kundenorientierte Prozesse bezeichnet, da diese mit dem Kunden anfangen und mit demselben enden.<sup>19</sup>

Bestandteile eines Geschäftsprozesses sind die funktions- und organisationsüberschreitenden Verbindungen wertschöpfender Aktivitäten, die die Leistungen für den Kunden erzeugen und somit die Prozessziele aus den Geschäftsstrategien umsetzen. Ein Geschäftsprozess trägt im Wesentlichen zum Unternehmenserfolg bei, indem er einen direkten und messbaren Kundennutzen erbringt. Geschäftsprozesse unterscheiden sich in der Hinsicht von sonstigen Prozessen.<sup>20</sup>

Aktivitäten in einem Geschäftsprozess, die für die Kundenleistung benötigt werden, werden über mehrere Funktionen hinweg zusammengebündelt und somit gesamtheitlich gelenkt. Aufgaben, Verrichtungen und Tätigkeiten werden in dieser Arbeit als Synonyme für diesen Begriff verwendet.

Abbildung 2 präsentiert den Ablauf von Geschäftsprozessen in einem Unternehmen. Während horizontal betrachtet die Geschäftsprozesse (Produkt planen, Produkt entwickeln, Produkt liefern) bei den Kunden anfangen und enden, stehen die zur Ausführung benötigten Funktionen diametral zu diesen Prozessen. Funktionen wie das Marketing, die Entwicklung oder die Fertigung, haben keinen direkten Kundenbezug.<sup>21</sup>

---

<sup>19</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 53.

<sup>20</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 76.

<sup>21</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 53-54.

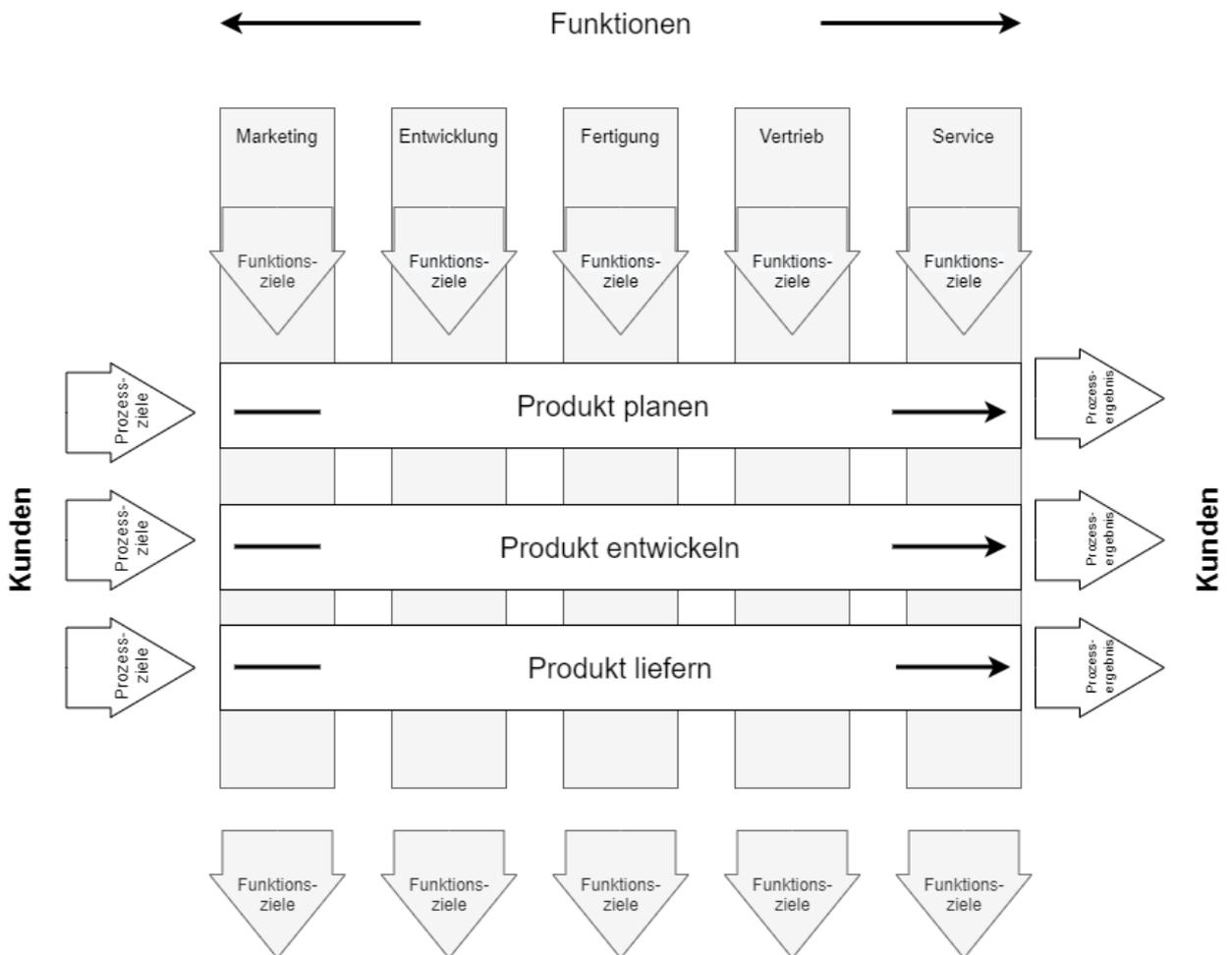


Abbildung 2: Funktions- versus Prozessorientierung<sup>22</sup>

### 2.2.2 Prozesse

In der Literatur hat sich noch kein einheitliches Verständnis für den Begriff ‚Prozess‘ etabliert, sodass eine einschlägige Auswahl der Begriffsdefinitionen aus der Literatur als Basis dienen soll. Laut Schantin (2004) weisen die unterschiedlichen Definitionen jedoch ähnliche Gemeinsamkeiten hinsichtlich der Funktionsweise auf. Der Prozess stellt nämlich die Durchführung und den Ablauf von Aktivitäten mit einem Input und einem Output dar.<sup>23</sup>

<sup>22</sup> In Anlehnung an Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 54.

<sup>23</sup> Schantin (2004), S. 41.

Becker und Kahn (2012) definieren den Prozess als „die inhaltlich abgeschlossene, zeitliche und sachlogische Folge von Aktivitäten, die zur Bearbeitung eines betriebswirtschaftlich relevanten Objektes notwendig sind“.<sup>24</sup>

Nach der Qualitätsmanagementnorm DIN EN ISO 9000:2015 ist ein Prozess ein „Satz zusammenhängender oder sich gegenseitig beeinflussender Tätigkeiten, der Eingaben zum Erzielen eines vorgesehenen Ergebnisses verwendet“.<sup>25</sup>

Hammer et al. (2003) verstehen unter dem Begriff einen „Unternehmensprozess als Bündel von Aktivitäten, für das ein oder mehrere unterschiedliche Inputs benötigt werden und das für den Kunden ein Ergebnis von Wert erzeugt“.<sup>26</sup>

Ferner definiert Talwar (1993) den Prozess als „any sequence of pre-defined activities executed to achieve a pre-specified type or range of outcomes“.<sup>27</sup>

Weiterhin beschreiben Fischermanns und Liebelt (2000) einen Prozess als „eine Struktur, deren Elemente Aufgaben sind, welche durch logische Folgebeziehungen verknüpft sind. Sie hat einen definierten Input und Output und dient dazu, einen Wert für den Kunden zu schaffen.“<sup>28</sup>

Aus den unterschiedlichen Definitionen des Begriffes Prozesses ist ersichtlich, dass der ‚klassische‘ Kunde des Unternehmens als Empfänger hervorgeht. Roberts (1994) erweitert den Begriff des Kunden und erklärt, dass die Prozessleistung eines Unternehmens ebenfalls für interne Abnehmer des Unternehmens erbracht werden kann:

„A (business) process consists of an activity, or a set of unrelated activities, intended to transform one or more inputs – at least some of which represent customer requirements – into one or more outputs that represent solutions from the internal or external customer’s point of view“.<sup>29</sup>

Der Unterschied zwischen einem Geschäftsprozess und einem Prozess ist somit durch den Kunden bzw. Endkunden gekennzeichnet. Bei einem Geschäftsprozess liefert das Endprodukt einen Mehrwert für den Endkunden. Die Ergebnisse eines Prozesses hingegen können als Input für einen anderen Prozess zur Verfügung gestellt werden und wiederum Folgeprozesse auslösen.<sup>30</sup> Diese Leistungen können sowohl von internen, als auch von externen Kunden entgegengenommen werden.

---

<sup>24</sup> Becker und Kahn (2012), S. 6.

<sup>25</sup> DIN EN ISO 9000:2015, S. 33.

<sup>26</sup> Hammer et al. (2003), S. 52.

<sup>27</sup> Talwar (1993), S. 26.

<sup>28</sup> Fischermanns und Liebelt (2000), S. 23.

<sup>29</sup> Roberts (1994), S. 14.

<sup>30</sup> Koch (2011), S. 5.

---

Zusammenfassend ergibt sich für Schantin (2004) daraus die folgende allgemeine Prozessdefinition:

„Ein Prozess ist eine sachlogische Abfolge von betrieblichen Tätigkeiten bzw. Aktivitäten mit dem Ziel eines klar festgelegten Outputs zur Erzeugung von Kundennutzen. Er besitzt einen bestimmten Leistungsumfang, ist durch einen definierten, messbaren Input und Output bestimmt, ist wiederholbar, fügt Kundenwert an Prozessobjekten hinzu, kann funktionsübergreifend sein, hat einen durchgängig verantwortlichen Prozess-Eigner und verfügt über alle notwendigen Ressourcen und Informationen.“<sup>31</sup>

Aus dieser Definition lassen sich bestimmte essenzielle Komponenten ableiten, die einen Prozess definieren. Es handelt sich dabei um folgende Elemente<sup>32</sup>:

- Aktivitäten, die in einer Folgebeziehung zueinander stehen
- vordefinierte Inputs und Outputs
- Transformationsvorgänge, die eine Wertschöpfung für den Kunden erbringen
- der Bedarf an Ressourcen

Nachfolgend werden die einzelnen Komponenten eines Prozesses erläutert.

### **Aktivitäten:**

Ein Prozess beinhaltet mindestens zwei Aktivitäten, die in einer Beziehung zueinander stehen. Aufgrund dieser Tatsache werden die Aktivitäten meistens chronologisch durchgeführt, d. h., sobald eine Aktivität erledigt ist, beginnt die nächste.

Aktivitäten bilden die kleinsten Einheiten eines Prozesses und haben gewöhnlich immer einen Vorgänger- und einen Nachfolgerknoten.<sup>33</sup> Das Ziel dieser strukturierten Menge von Aktivitäten ist es, eine vordefinierte Aufgabe zu erfüllen. Für die Konkretisierung einer spezifischen Aufgabe müssen zuerst die auszuführenden Objekte und die Verrichtungen bestimmt werden. Frese (1979) versteht unter dem Terminus ‚Aufgabe‘ die „dauerhaften wirksamen Aufforderungen, Verrichtungen an Objekten zur Erreichung eines Zieles vorzunehmen“.<sup>34</sup>

---

<sup>31</sup> Schantin (2004), S. 43.

<sup>32</sup> Schantin (2004), S. 44.

<sup>33</sup> Hallerbach (2009), S. 27.

<sup>34</sup> Frese (1976), S. 31.

Abbildung 3 präsentiert eine vereinfachte Darstellung eines Prozesses mit den zugehörigen Aktivitäten.

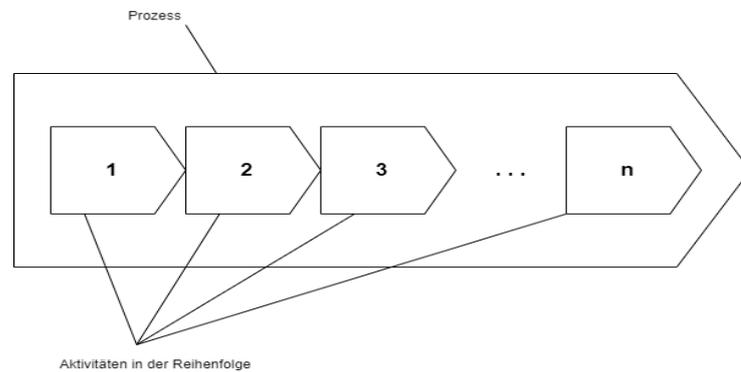


Abbildung 3: Die Reihenfolge von Aktivitäten innerhalb eines Prozesses<sup>35</sup>

Indem die Aktivitäten in einer Folgebeziehung festgelegt werden, werden die Erfüllungsinhalte der Aufgabe beschlossen. Die einzelnen Aktivitäten des Prozesses legen fest, wie die Aufgabe zu bewältigen ist. Die Folgebeziehung dieser Aktivitäten entscheidet wiederum, wann welche Aktivität erfüllt werden muss. Die Beziehung der Aktivitäten zueinander ist ein zentraler Bestandteil des Prozesses, da andernfalls nur eine Aneinanderreihung von nicht zusammenhängenden Aktivitäten betrachtet wird.<sup>36</sup>

### **Input und Output:**

Um einen Prozess in Bewegung zu setzen, benötigt dieser einen oder mehrere Inputs. Die Art der Inputs kann sowohl materiell als auch immateriell sein. Das daraus entstehende Ergebnis wird als Output bezeichnet.

Das Input-Objekt wird im Laufe des Prozesses durch bestimmte Aktivitäten in das gezielte Output-Objekt transformiert. Laut Schantin (2004) können die Input- bzw. Output-Objekte alles abbilden, was in der realen Welt vorhanden ist: Menschen, Tiere, Ideen oder sogar das Unternehmen mit all seinen Komponenten.<sup>37</sup> Das Input-Objekt ist somit der zentrale Gegenstand zur Lösung der Aufgabe und durchläuft dabei den Prozess. Als Beispiel für ein Input-Objekt wird eine Kundenbestellung genannt. Das sich daraus ergebende Output-Objekt kann beispielsweise eine Beratung, ein Angebot oder eine Auskunft für den Kunden sein.

Allgemein lassen sich ‚primäre‘ und ‚sekundäre‘ Inputs und Outputs differenzieren (s. Abbildung 4). Der Grund für diese Unterscheidung liegt darin, dass im Verlauf eines Prozesses

<sup>35</sup> In Anlehnung an Schantin (2004), S. 44.

<sup>36</sup> Schantin (2004), S. 44.

<sup>37</sup> Schantin (2004), S. 45.

unterschiedliche Objekte hinzugefügt werden können und es somit möglich ist, dass Zwischenprodukte entstehen. Ein primärer Input ist grundsätzlich das erste Objekt, das in den Prozess einfließt. Es löst somit den Prozess aus, der dadurch „getriggert“ wird.<sup>38</sup> Entsprechend markiert der primäre Output das Ende eines Prozesses. Für die Eindeutigkeit sowohl am Anfang als auch am Ende eines Prozesses sollten nur ein primärer Input und ein primärer Output definiert werden. Sobald der primäre Output geliefert wird, hat der Prozess seinen Zweck erfüllt.

Im Vergleich zu den primären In- und Outputs, haben sekundäre keine direkte Auswirkung auf den Anfang oder das Ende eines Prozesses. Sie kommen erst während des Prozessverlaufs vor und können somit den Prozess nicht ‚triggern‘ bzw. terminieren.<sup>39</sup>

Die Differenzierung zwischen primären und sekundären Inputs und Outputs erweckt den Anschein, dass primäre Inputs relevanter sind als sekundäre. Das ist jedoch nicht der Fall, denn ein sekundärer Input ist ebenfalls für die Erfüllung einer Tätigkeit innerhalb eines Prozesses essenziell (z. B., wenn eine relevante Information für die weitere Bearbeitung benötigt wird). Wenn der sekundäre Input nicht zum richtigen Zeitpunkt bei einer Tätigkeit vorhanden ist, kann der Prozess an der Stelle nicht weiter ausgeführt werden. Der primäre Output kann somit nicht für den Kunden erstellt werden. Der sekundäre Output dient folglich als Input für eine andere Tätigkeit, die wiederum primär oder sekundär sein kann.<sup>40</sup>

Zusammenfassend liegt der Unterschied darin, dass der primäre Input als Trigger für den Prozess dient und der primäre Output die Prozessleistung darstellt, während sekundäre Inputs und Outputs für die Sicherstellung der Prozessausführung benötigt werden.

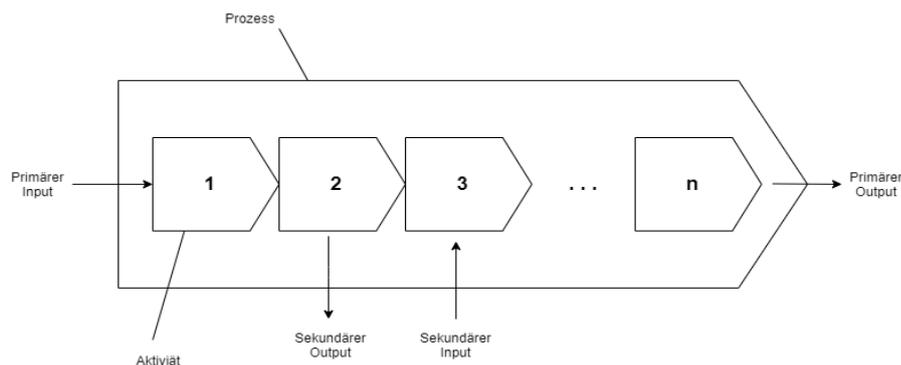


Abbildung 4: Primärer und sekundärer Prozessinput und -output<sup>41</sup>

<sup>38</sup> Engelmann (1995), S. 44.

<sup>39</sup> Corsten (1997), S. 17.

<sup>40</sup> Schantin (2004), S. 46.

<sup>41</sup> In Anlehnung an Schantin (2004), S. 45.

### Transformation:

Der anfängliche Input eines Prozesses wird durch Aktivitäten im Prozess in den gewünschten Output umgewandelt. Bei der Transformation kann der physische, informationelle, raum-zeitliche, physiologische oder psychologische Zustand des Inputs verändert werden. Der aus der Transformation resultierende Output wird als Prozessleistung bezeichnet.<sup>42</sup>

Ziel der Transformation ist immer eine Wertsteigerung des Inputs für den Kunden. Abbildung 5 veranschaulicht, wie der primäre Input durch die verschiedenen Aktivitäten im Prozess eine Wertsteigerung durchläuft. Wird der primäre Output mit dem Input verglichen, so hat dieser nach dem Prozess ein Vielfaches an Wert gewonnen. Der Wert des Ergebnisses stellt somit die Bedeutung dar, die eine Leistung für das individuelle Bedürfnis eines Kunden erbringt.<sup>43</sup>

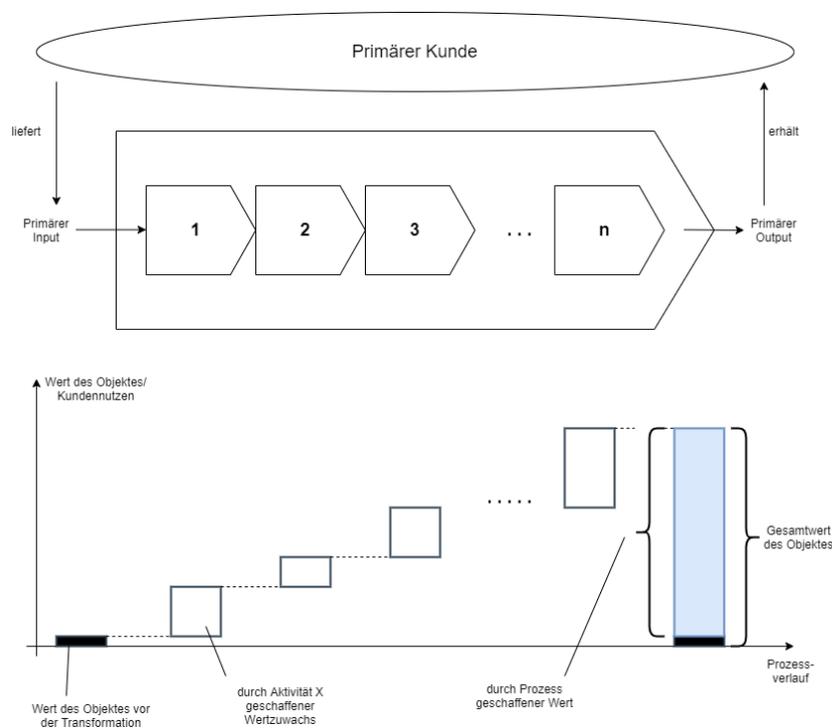


Abbildung 5: Wertschöpfung durch die Aktivitäten eines Prozesses<sup>44</sup>

### Prozessressource:

In einem Prozess werden während des Transformationsvorganges Ressourcen benötigt, die an den Prozessobjekten durchgeführt werden. Die Ressourcen können in Form von

<sup>42</sup> Hauser (1996), S. 16.

<sup>43</sup> Fischermanns und Liebelt (2000), S. 27.

<sup>44</sup> In Anlehnung an Schantin (2004), S. 48.

Sachmitteln (z.B. Maschinen, Computer, andere Arbeitsgeräte), von menschlicher Arbeitsleistung, Know-how über bestimmte Anwendungen oder Informationen auftreten. Es werden zwei Arten von Ressourcen unterschieden: Zum einen besitzt das Unternehmen Gebrauchsressourcen, die meistens für eine längere Zeit im Unternehmen sind und für die Prozesse langfristig zur Verfügung stehen. Sie gehen allerdings nicht in den Prozessoutput direkt ein und bleiben bei der Aktivität unverändert. Zum anderen gibt es Verbrauchsressourcen, die bei den Transformationsvorgang einfließen und ihre physikalische, chemische oder qualitative Eigenschaft verlieren (z. B. Kapital, Strom, Zeit). Diese können bei dem Vorgang nur ein einziges Mal eingesetzt werden.<sup>45</sup>

Innerhalb der Verbrauchsressourcen lässt sich eine weitere Gruppe, die Flussressource, klassifizieren. Sie beinhaltet Arbeits- bzw. Prozessobjekte, die bei den Transformationsvorgängen notwendig sind. Diese können als materielle Objekte (z. B. Werkstoffe oder bestimmte Komponenten) oder immaterielle Objekte (z. B. Informationen) vorliegen. Als primäre oder sekundäre Inputs werden sie in den Prozess hinzugefügt und im Verlauf verändert und/oder verknüpft, sodass sie unter Anwendung der anderen Ressourcen (Gebrauchs- und Verbrauchsressourcen) als primäre oder sekundäre Outputs eines Prozesses hervorgehen.<sup>46</sup> Die Abbildung 6 veranschaulicht die Nutzung der verschiedenen Ressourcen in einem Prozess.

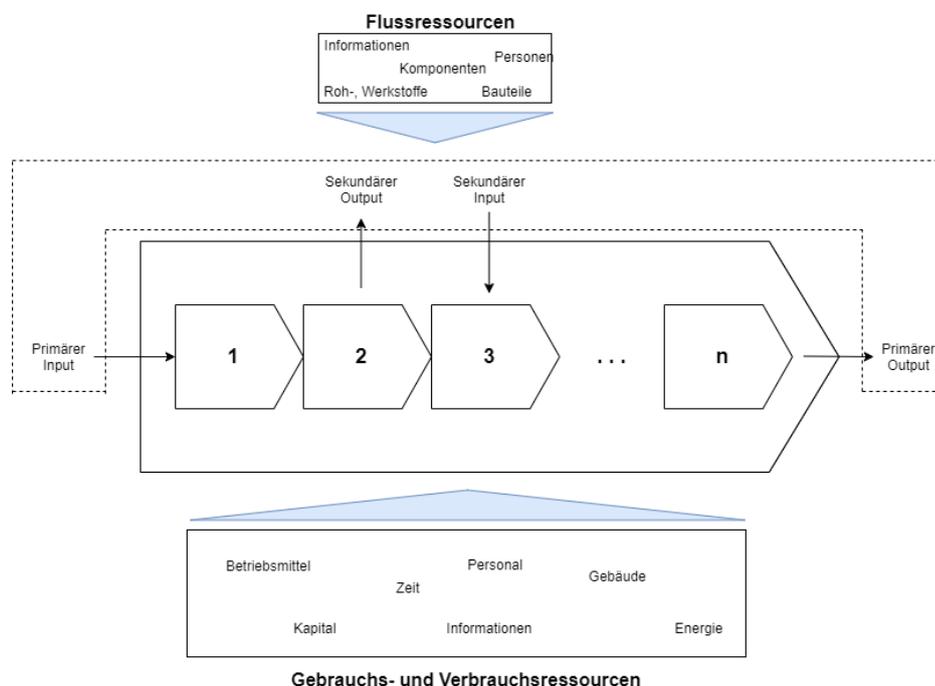


Abbildung 6: Gebrauchs-, Verbrauchs- und Flussressourcen in einem Prozess <sup>47</sup>

<sup>45</sup> Schantin (2004), S. 54.

<sup>46</sup> Schantin (2004), S. 54.

<sup>47</sup> In Anlehnung an Schantin (2004), S. 54.

### 2.2.3 Workflowmanagement

Ein Workflowmanagement (WfIM) dient der informationstechnischen Unterstützung bzw. (teilweisen) Automatisierung von Geschäftsprozessen. Es ist für die Ausführung von Arbeitsabläufen mithilfe von IT-Systemen verantwortlich und kann dabei das Geschäftsprozessmanagement technologisch unterstützen.<sup>48</sup>

Arbeitsabläufe, die in einem WfIM ausgeführt und geplant werden, werden als Workflows bezeichnet. Diese beinhalten einzelne Aktivitäten, die in einer definierten und strukturierten Abfolge innerhalb der Organisation vorliegen. Sie beziehen sich auf Geschäftsprozesse oder andere organisatorische Vorgänge.<sup>49</sup> Die Aktivitäten stehen somit in Abhängigkeit zueinander. Der Anfang und das Ende eines Workflows sowie der Ablauf sind grundsätzlich definiert. Der Workflow ist dabei der Teil des Geschäftsprozesses, der IT-gestützt durchgeführt werden kann. Mit einem WfIM werden die Workflows somit strukturiert und gesteuert. Der Vorteil durch die Vereinheitlichung und Automatisierung der Prozesse ist eine Zeitersparnis und die Transparenz.

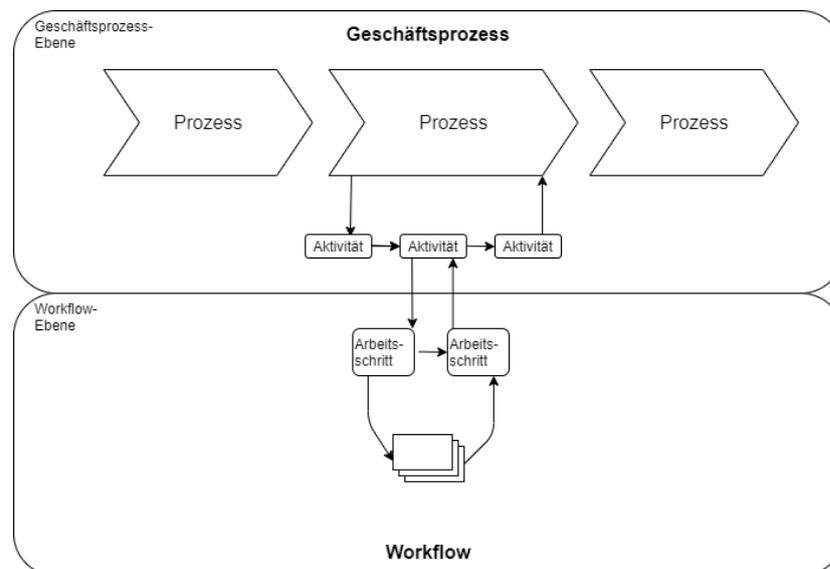


Abbildung 7: Workflow<sup>50</sup>

Abbildung 7 verdeutlicht den Ablauf eines Workflows. Die Aktivitäten werden in einzelnen Arbeitsschritten optimal gesteuert, wodurch der Ablauf des Prozesses kontrolliert werden kann.

<sup>48</sup> van der Aalst und van Hee (2002), S. 145.

<sup>49</sup> van der Aalst und van Hee (2002), xvi

<sup>50</sup> In Anlehnung an Steuerwald (2017)

Während das Prozessmanagement für die Durchführung der Arbeitsschritte zuständig ist, ist das Workflowmanagement für deren Steuerung verantwortlich. Das Prozessmanagement bezieht sich demnach auf die fachlich-konzeptionelle Ebene, das Workflowmanagement auf die operative Ebene.

#### 2.2.4 Prozessvariante

Durch den Wandel von funktionsorientierten zu prozessorientierten Organisationsformen können Geschäftsprozesse optimal unterstützt werden. Oberstes Ziel ist immer die Kundenzufriedenheit. Funktionsorientierte Organisationsformen stoßen hierbei an ihre Grenzen. Mit der prozessorientierten Organisationsform hingegen durchdringen die Prozesse die Gesamtorganisation über ihre Abteilungsgrenzen hinweg, wodurch die Wertschöpfungskette besser nachvollziehbar ist.<sup>51</sup>

In Abbildung 8 sind Vorteile der prozessorientierten Organisationsform denen der funktionsorientierten gegenübergestellt. Dabei ist zu erkennen, dass die Kundenzufriedenheit mit der Prozessorganisation zunimmt.

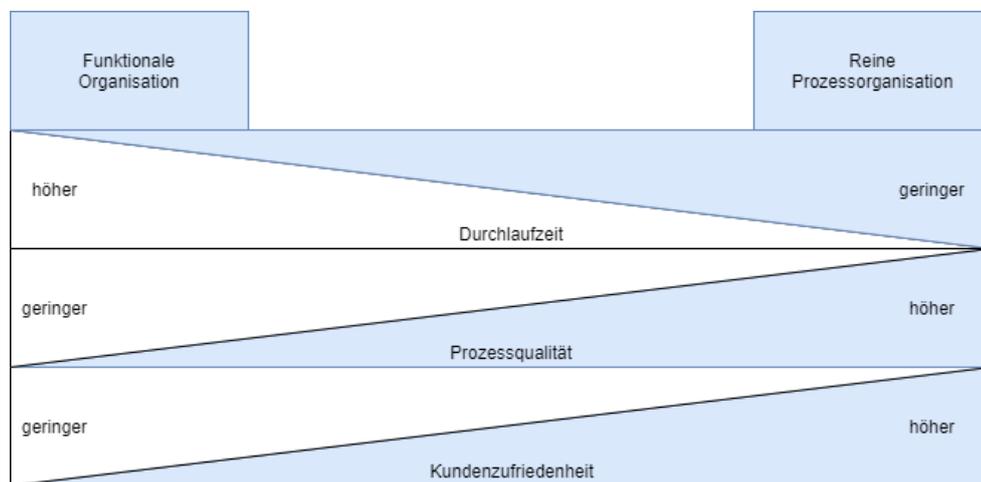


Abbildung 8: Vergleich zwischen funktionaler und prozessorientierter Organisation<sup>52</sup>

Durch den Übergang von der funktionalen zur prozessorientierten Organisation wurde beobachtet, dass ein bestimmter Prozesstyp nicht von einem einzigen Prozessmodell beschrieben

<sup>51</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 1.

<sup>52</sup> In Anlehnung an Jayadi (2020)

wird, sondern abhängig vom Kontext mehrerer Prozessvarianten ist. Alle Varianten eines Prozesses haben dabei dasselbe Ziel, dennoch können sie bei der Zielerreichung in bestimmten Teilen Unterschiede aufweisen. Diese werden mit der Anpassung an rechtliche Bestimmungen eines Landes, an die Organisationsstrukturen von Abteilungen oder an individuelle Anforderungen des Kunden begründet.<sup>53</sup>

Aufgrund dieser Anforderungen müssen Prozessvarianten jeweils für den spezifischen Kontext modelliert werden. Dabei sollten sie nicht unabhängig voneinander entworfen werden, sondern eine gemeinsame Basis haben, sodass die Komplexität in Grenzen gehalten werden kann. Bei Änderungen muss somit nicht jede einzelne Prozessvariante angepasst werden, sondern lediglich die Basis, die sich dann auf die einzelnen Prozessvarianten auswirkt.<sup>54</sup>



Abbildung 9: Varianten eines Prozesses<sup>55</sup>

Abbildung 9 stellt vereinfacht einen möglichen Prozess dar, der mehrere Varianten beinhaltet, wobei alle denselben Zweck verfolgen.

Für die Modellierung von Prozessvarianten gibt es zwei Methoden. Bei der ersten, der Variantenmodellierung durch Transformation, wird der Prozess an die Umstände angepasst. Dabei wird der Prozess mithilfe von Variantenfragmenten modifiziert. Bei der zweiten Methode, der Variantenmodellierung durch Selektion, wird die im Prozess vorhandene Variante ausgewählt und ausgeführt.<sup>56</sup> Im nachfolgenden Kapitel soll näher auf die beiden Methoden eingegangen werden.

<sup>53</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 1-2.

<sup>54</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 57.

<sup>55</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 4.

<sup>56</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 3.

#### 2.2.4.1 Variantenmodellierung durch Transformation

Die erste Methode, Prozessvarianten zu modellieren, ist die Variantenmodellierung durch Transformation. Dabei wird ein Prozessmodell, auch Referenzmodell genannt, unter Anwendung von definierten Änderungsoptionen an den Kontext angepasst. Die Gestaltung dieses Referenzmodells kann unterschiedlich erfolgen: Es kann entweder ein ausführbares Prozessmodell (z. B. das am häufigsten verwendete Prozessmodell) oder der kleinste gemeinsame Nenner sein, der allen Varianten zugrunde liegt.<sup>57</sup>

Mit den Änderungsoptionen können an dem Referenzmodell die Aktivitäten geändert werden. Um diese Änderungsoptionen anwenden zu können, werden sogenannte Aufsetzpunkte am Referenzmodell vorgesehen.<sup>58</sup> Die Ein- und Ausgangspunkte eines Knotens im Referenzmodell sind die Aufsetzpunkte für die Anpassungen. Die am meisten angewendete Änderungsoption ist das Einfügen von Aktivitäten.<sup>59</sup>

Die Änderungsoptionen stellen eigenständige Objekte mit eigener Semantik dar, die unter bestimmten Rahmenbedingungen, z. B. eine Änderung am Kontext, das Referenzmodell anpassen. So werden Prozessvarianten für bestimmte Kontextbedingungen generiert.

In Abbildung 10 wird die beschriebene Methode, um Prozessvarianten zu modellieren, veranschaulicht. Ausgangspunkt ist das in Abbildung 10a) dargestellte Referenzmodell mit den durch Rauten markierten Aufsetzpunkten. Das Referenzmodell beinhaltet einen Input, einen Output und drei Aktivitäten (A, B, C), wobei nur die Aktivitäten B und C Aufsetzpunkte, sowohl am Eingang- als auch am Ausgangspunkt, besitzen. Abbildung 10b) zeigt mögliche Änderungsoptionen, die bei der Anpassung des Referenzmodells an den markierten Aufsetzpunkten eingebunden werden können. Das Einfügen einer Aktivität wird durch eine Start- und eine Endmarkierung begrenzt (repräsentiert durch die Rauten mit den Buchstaben S und E). Option 1 betrifft beispielsweise das Einfügen der Aktivität D an die Aufsetzpunkte der Aktivität C. Das Ergebnis wird in Abbildung 10c) präsentiert. Mit dem Einfügen von Aktivität D entsteht nun im Referenzmodell eine parallele Ausführung von zwei Aktivitäten (C und D). Mit der Löschoption aus Option 4 kann die zuvor im Prozess bestehende Aktivität mit ihren Aufsetzpunkten entfernt werden (s. Abbildung 10f)). Für eine Verschiebung einer Aktivität im Referenzmodell wiederum werden die Aufsetzpunkte der zu verschiebenden Aktivität den Aufsetzpunkten der eingefügten Aktivität zugewiesen. Option 5 erfasst diese Änderung und Abbildung 10g) zeigt das Ergebnis. Bei der Modifizierung einer Aktivität hingegen werden lediglich die

---

<sup>57</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 15.

<sup>58</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 18.

<sup>59</sup> Hallerbach et al. (2008), S. 5.

Eigenschaften geändert, während sich an der Struktur des Prozessmodells nichts ändert (s. Abbildung 10h)).<sup>60</sup>

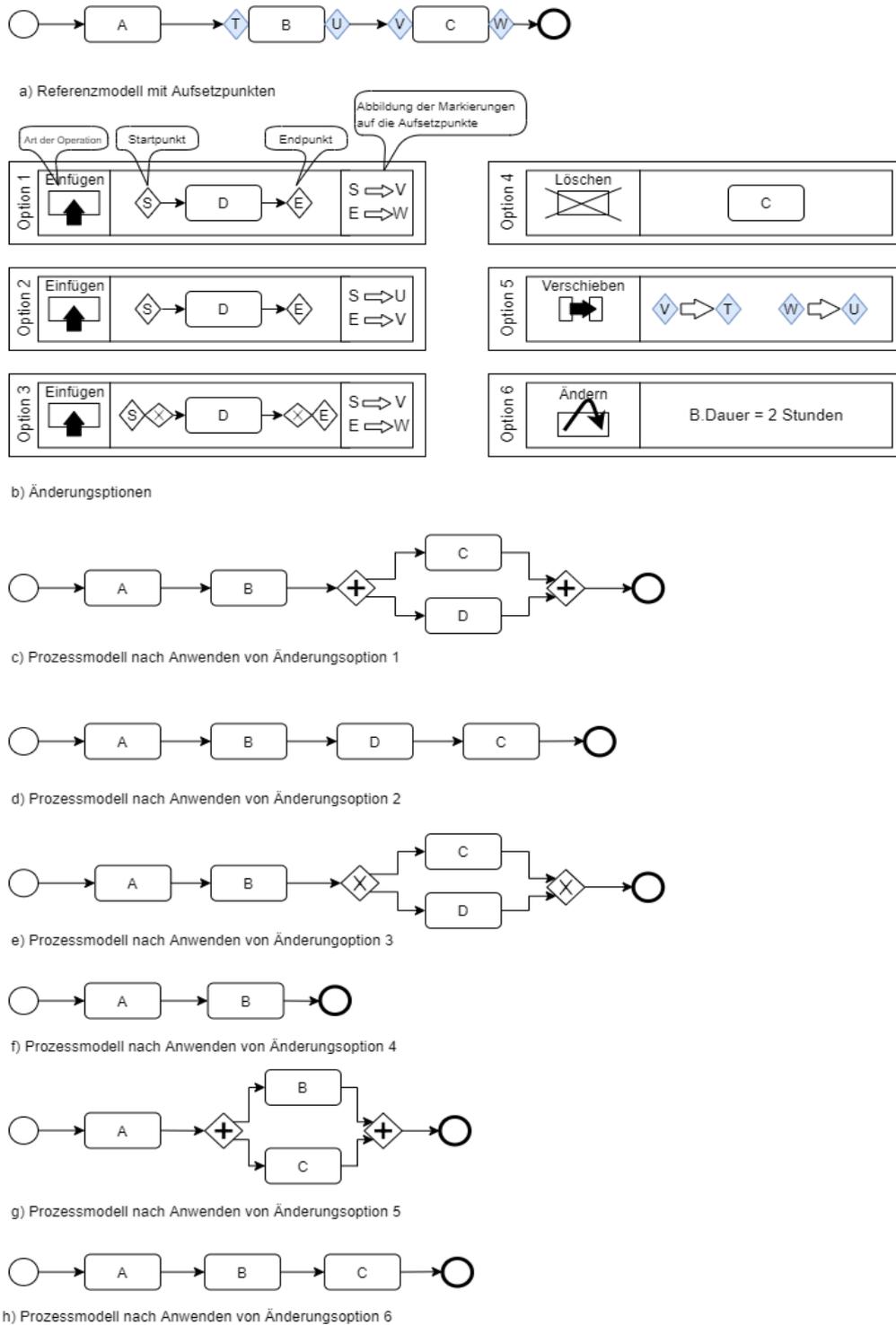


Abbildung 10: a) Referenzmodell mit Aufsetzpunkten, b) Änderungsoptionen, c)–h) Prozessmodelle bzw. -varianten nach der Anwendung der vorgestellten Optionen <sup>61</sup>

<sup>60</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 18.

<sup>61</sup> In Anlehnung an Kaiser und Reichert (2011), S. 19.

#### 2.2.4.2 Variantenmodellierung durch Selektion

Die zweite Methode zur Modellierung von Prozessvarianten ist die Variantenmodellierung durch Selektion. Hierbei sind alle Varianten eines Prozesses im Referenzmodell enthalten.<sup>62</sup> Folglich sind alle Varianten in einem großen Prozessmodell abgebildet, das dadurch redundante Prozessfragmente enthalten kann.<sup>63</sup>

Das Referenzmodell ist bei dieser Methode der Variantenmodellierung der kleinste gemeinsame Nenner aller Varianten. Es wird aus allen Varianten unter Beibehaltung der Eigenschaften abgeleitet und wird auch als konfigurierbares Prozessmodell bezeichnet. Dementsprechend ist das konfigurierbare Prozessmodell umfangreicher als eine spezifische Variante, da dieses zusätzliche Kontrollflusskanten, Verzweigungsknoten und Aktivitäten beinhaltet.<sup>64</sup>

Bei der Erstellung des konfigurierbaren Prozessmodells müssen bestimmte Anforderungen erfüllt sein. Zum einen muss es das Verhalten aller Prozessvariante abbilden können. Zum anderen muss ersichtlich sein, aus welchen Prozesselementen die Variante abgeleitet wird. Denn am Ende muss es möglich sein, aus dem Prozessmodell alle ursprünglichen Varianten zu generieren.

Zur Veranschaulichung dient die Abbildung 11, in der sich alle Prozessvarianten aus der Abbildung 10c)–h) befinden. Auf jeder Kante ist eine Aufschrift zu sehen, die darüber Aufschluss geben soll, welche Prozessvariante diese Kante impliziert. Des Weiteren enthält das konfigurierbare Prozessmodell sogenannte Variationspunkte, die wie klassische Verzweigungspunkte in dem Prozessmodell eingebunden sind und zur Entscheidung der Konfiguration dienen.<sup>65</sup> In der Abbildung 11 sind die Variationspunkte grau abgebildet.

Um eine Prozessvariante nun aus dem konfigurierbaren Prozessmodell zu selektieren, wird die Methode des Hiding und Blocking angewendet. Die jeweiligen Kontrollflusskanten können verschiedene Werte annehmen, die bestimmen, ob eine bestimmte Kante außen vorgelassen wird oder nicht. Gottschalk et al. (2008) beschreiben, dass die eingehenden Kontrollflusskanten (Inflow) an den jeweiligen Variationspunkten folgende Eigenschaft annehmen können: Sie sind entweder zulässig (Allowed), versteckt (Hidden) oder blockiert (Blocked).<sup>66</sup>

---

<sup>62</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 20.

<sup>63</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 29.

<sup>64</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 20.

<sup>65</sup> Wil M.P. van der Aalst, Marlon Dumas, Florian Gottschalk, Arthur H.M. ter Hofstede, Marcello La Rosa, and Jan Mendling (2008), S. 47.

<sup>66</sup> Gottschalk, van der Aalst, Jansen-Vullers, Monque H., La Rosa (2008), S. 6.

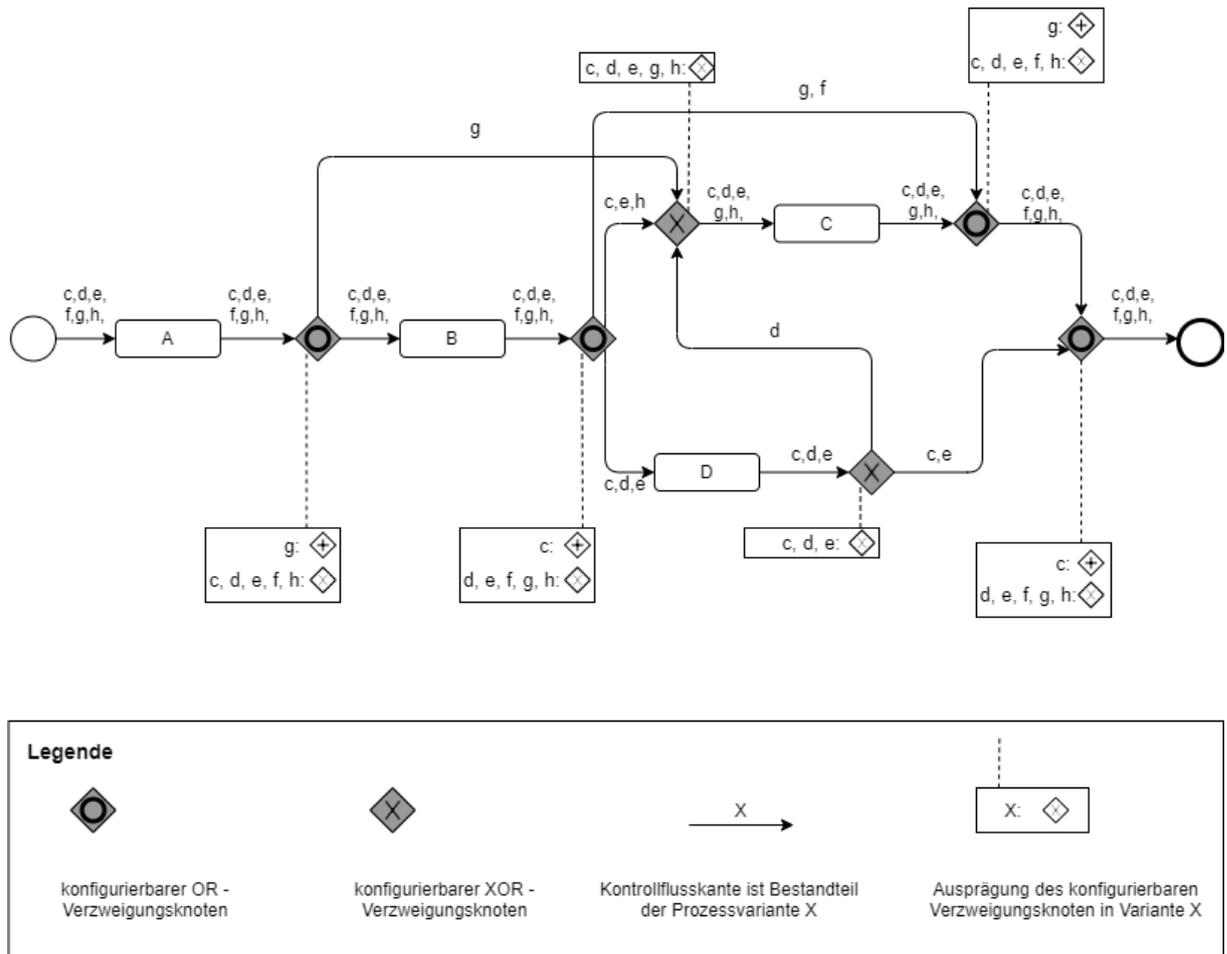


Abbildung 11: Das konfigurierbare Prozessmodell für die Modelle aus Abbildung 10c)–h) <sup>67</sup>

Ausgehende Kontrollflusskanten hingegen sind entweder zulässig oder blockiert. In eine Prozessvariante werden nur eingehende und/oder ausgehende Kontrollflusskanten übernommen, die zulässig sind. Bei einer versteckten eingehenden Kontrollflusskante wird der Variationspunkt umgangen, d.h., der eingehende Kontrollflusskante verbindet sich mit der ausgehenden Kontrollflusskante. Der Variationspunkt bleibt dadurch gewissermaßen verborgen. Blockierte eingehende und ausgehende Kontrollflusskanten werden nicht in die Prozessvariante einfließen. Daraus folgt, dass die Prozessfragmente, die über die blockierten Kontrollflusskanten verbunden sind, nicht mehr in eine bestimmte Prozessvariante übernommen werden.<sup>68</sup>

Weiterhin ist die Verwendung von konfigurierbaren Knoten notwendig, um die Variabilität innerhalb des konfigurierbaren Prozessmodells zu kapseln. Bei diesem Ansatz werden Einschränkungen und Abhängigkeiten modelliert, wodurch es möglich ist, zur Laufzeit die spezifische Prozessvariante zu determinieren.

<sup>67</sup> In Anlehnung an Kaiser und Reichert (2011), S. 21.

<sup>68</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 20.

Ein konfigurierbarer XOR-Verzweigungsknoten beschreibt, dass eine der beiden ausgehenden Kontrollflusskanten in die Prozessvariante übernommen wird. Das heißt, die eine ausgehende Kontrollflusskante wird blockiert, während die andere zulässig markiert wird. Die eingehende Kontrollflusskante ist entweder zulässig oder versteckt. Bei der Konfiguration wird der Verzweigungsknoten entfernt. Es gibt aber auch die Möglichkeit, dass der konfigurierbare XOR-Verzweigungsknoten als regulärer XOR-Verzweigungsknoten in die Prozessvariante übernommen wird. Im letzteren Fall wird die Auswahl des Ausführungspfades dann erst zur Laufzeit getroffen.<sup>69</sup>

Falls bei der Selektion einer Prozessvariante aus dem Prozessmodell ein konfigurierbarer OR-Verzweigungsknoten vorhanden ist, können dieser und einer der beiden ausgehenden Kontrollflusskanten bei der Konfiguration entfernt werden. Es besteht jedoch die Möglichkeit, dass alle Kontrollflusskanten übernommen werden, d. h., alle Kontrollflusskanten sind zulässig. Eine Umwandlung des konfigurierbaren Verzweigungsknotens in einen regulären Verzweigungsknoten (OR/XOR/AND) findet in diesem Fall statt.<sup>70</sup>

Abbildung 12 stellt die Variante aus Abbildung 10f) als konfiguriertes Prozessmodell dar. Der konfigurierbare OR-Verzweigungsknoten zwischen der Aktivität A und der Aktivität B wird in diesem Fall zu einem versteckten XOR-Verzweigungsknoten umgewandelt, der nur eine zulässige ausgehende Kontrollflusskante beinhaltet.

Diese Art der Variantenmodellierung hat jedoch einen großen Nachteil. Sind viele Variantenmodelle vorhanden, muss der Modellierer alle in einem Prozessmodell abbilden können. Dieses wird in dem Fall komplex und an einem gewissen Punkt ist es nicht mehr handhabbar und wartbar. Weiterhin befinden sich die Informationen, die aufzeigen, wann eine bestimmte Variante determiniert wird, in der Ablauflogik. Die Bedingungen finden sich auf den entsprechenden Kanten der varianten Ausführungspfade, wie in der Abbildung 11 bzw. 12 zu sehen ist. Bei einem zu großem Prozessmodell sind die Varianten nicht mehr transparent und es ist nicht mehr ersichtlich, ob eine bedingte Verzweigung zu einer Prozessvariante gehört, oder eine ‚normale‘ Verzweigung darstellt.<sup>71</sup> Des Weiteren verliert nicht nur der Anwender das Modellierungswissen über die Varianten, sondern auch das System. Bei der Abbildung des Prozessmodells ist z. B. die Betrachtung einzelner Varianten nicht mehr möglich. Darüber hinaus besteht das Problem, dass Varianten nicht separat instanziiert werden können. Es wird immer eine Instanz des gesamten Prozessmodells erzeugt.<sup>72</sup>

---

<sup>69</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 20-21.

<sup>70</sup> Kaiser und Reichert (2011), S. 21.

<sup>71</sup> Hallerbach (2009), S. 47.

<sup>72</sup> Hallerbach et al. (2008), S. 4-5.

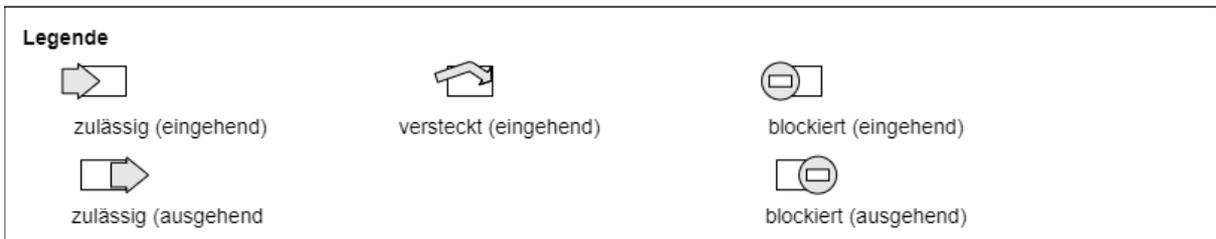
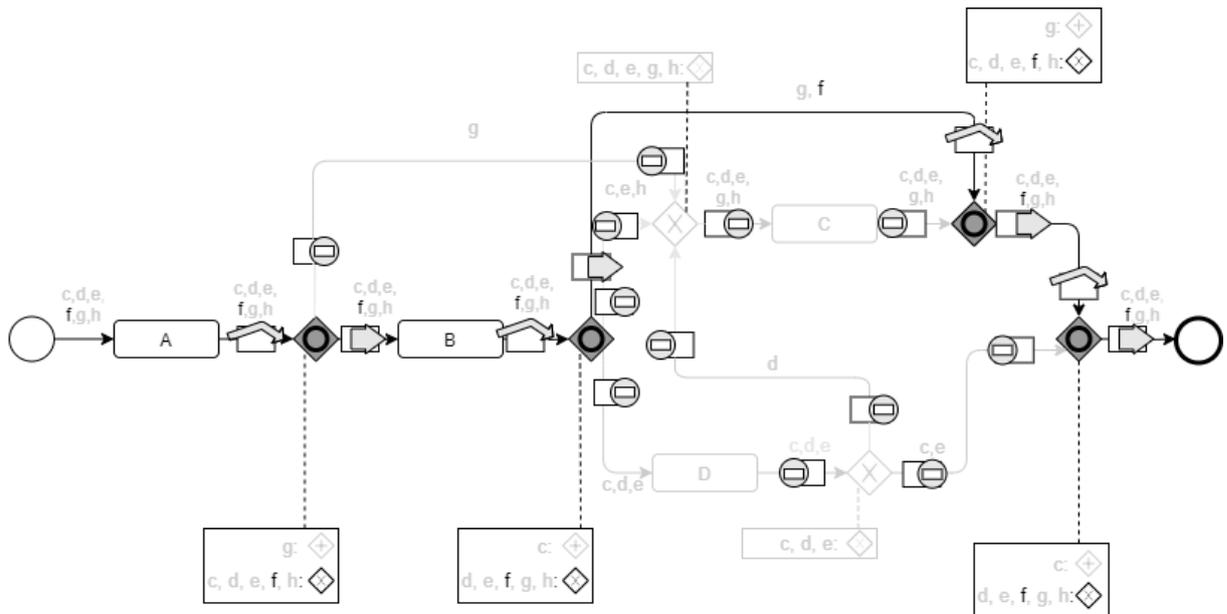


Abbildung 12: Konfiguration des Prozessmodells aus Abbildung 10f) <sup>73</sup>

Ein weiterer Nachteil dieser Modellierung ist, dass durch die unterschiedlichen Reihenfolgen der Aktivitäten Redundanzen entstehen und somit der Aufwand der Modellierung hoch ist. Das Ergebnis ist ein komplexes Prozessmodell.<sup>74</sup>

In Kapitel 4 wird gezeigt, wie mithilfe des Tools ‚Disco‘, das die Methode des Process-Mining nutzt, automatisch Prozessvarianten eines Prozesstyps erkannt und als Modell abgebildet werden.

<sup>73</sup> In Anlehnung an Kaiser und Reichert (2011), S. 22.

<sup>74</sup> Hallerbach (2009), S. 47.

## 2.3 Business Process Intelligence

Durch die zunehmende Konkurrenz müssen Unternehmen ihre Prozesse besser und schneller optimieren können, um die Kundenzufriedenheit zu gewährleisten. In den letzten Jahren rückte für dieses Problem der Ausdruck ‚Business Process Intelligence‘ (BPI), im Deutschen ‚Prozessintelligenz‘, mehr in den Vordergrund. Nach Mutschler und Reichert (2006) beschreibt das Schlagwort vorhandene Konzepte und Methoden für die Sammlung und Analyse von Prozessdaten sowie deren Anwendungsbereich.<sup>75</sup>

Es stellt sich die Frage, was genau hinter dem Begriff BPI verbirgt und ob es lediglich ein Hype oder eine Chance ist, um das bestehende Prozessmanagement aus einem anderen Blickwinkel zu betrachten. Ferner gilt es, zu untersuchen, welche Werkzeuge oder Methoden es gibt, um Prozesse ‚intelligenter‘ zu gestalten.

Die vorhandenen BPM-Lösungen können die Ansprüche der Unternehmen in den letzten Jahren nicht mehr bewältigen, sodass eine neue Generation der BPM-Suiten erforderlich ist. Diese soll neben klassischen Funktionen auch über analytische, soziale und mobile Eigenschaften verfügen.<sup>76</sup>

Business Process Intelligence liefert in dem Zusammenhang neue Lösungsansätze für Unternehmen, die das vorhandene Prozessmanagement in Richtung Operationalisierung und kontinuierliche Optimierung verbessern sollen. Brucker et al. (2018) beschreiben, dass Prozessintelligenz eine datenzentrische Sicht auf das Prozessmanagement darstellt.<sup>77</sup> Sie soll somit die traditionelle Sicht des Prozessmanagements erweitern, die sich auf Aktivitäten fokussiert.

In Abbildung 13 sind verschiedene Definitionen des Begriffes BPI dargestellt. Deren Vergleich verdeutlicht, welche Intention BPI verfolgt. Im Wesentlichen besteht der Fokus darin, Business Intelligence (BI) und Business Process Management (BPM) zu vereinen, um mithilfe deren Methoden und Werkzeuge die Ansprüche der Unternehmen gerecht zu werden. Abbildung 14 veranschaulicht noch einmal die Unterschiede zwischen den beiden Konzepten. Laut Brucker et al. (2018) haben die beiden Disziplinen seit Anfang der 90er-Jahre sich unabhängig weiterentwickelt, um zum einen das rasante Datenaufkommen mithilfe von BI kontrollieren und zum anderen die komplexen Wertschöpfungsketten mithilfe von BPM bewältigen zu können.<sup>78</sup> Seit jeher existiert dieses ‚Paralleluniversum‘ sowohl bei großen Unternehmen als auch bei kleinen und mittelständischen Organisationen.

---

<sup>75</sup> Mutschler und Reichert (2006), S. 1.

<sup>76</sup> Gartner (2015)

<sup>77</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 6.

<sup>78</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 4.

Schnittmengen der beiden Konzepte finden gelegentlich im Reporting oder bei der Integration von Prozesskennzahlen in das Performance Management statt. Eine neue Methode wie das Process Mining zeigt jedoch, welches Potenzial sich in der Kombination der beiden Disziplinen steckt.<sup>79</sup>



Abbildung 13: Definitionen für Prozessintelligenz <sup>80</sup>

<sup>79</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 4.

<sup>80</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 5.

Obwohl BI als ein Tool für die anfallenden Daten im Unternehmen bereits angewendet wird, ist es aber zudem wesentlich, die aus dem Prozess entstandenen operativen Daten zu analysieren und nutzbar zu machen. Die Aufgabe des BPI liegt darin, dieses Problem zu lösen. Durch die Sammlung und Analyse operativer Daten sollen neue Erkenntnisse zur Optimierung und Flexibilisierung der Prozesse gewonnen werden.<sup>81</sup>

Für Brucker et al. (2018) stellt Prozessintelligenz mehr als eine Datensammlung und Analytik dar. Sie bietet den Organisationen die Chance, ihre Geschäftsprozesse zu überwachen, zu gestalten und fortlaufend weiterzuentwickeln, indem die kreative, praktische und analytische Vorgehensweise der Prozessintelligenz angewendet wird.<sup>82</sup>

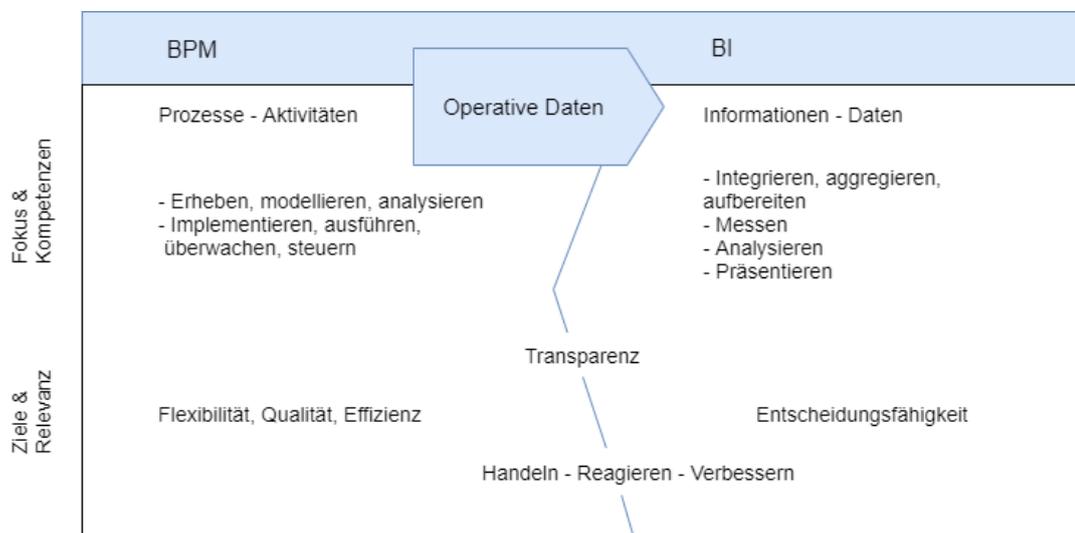


Abbildung 14: Abgrenzung zwischen Business Process Management und Business Intelligence<sup>83</sup>

### 2.3.1 Business Intelligence

Der Begriff ‚Business Intelligence System‘ wurde erstmal im Jahr 1958 von Herrn Hans Peter Luhn, einem deutschen Computerwissenschaftler bei IBM, bei seiner Arbeit zur selektiven Verbreitung von Informationen angewandt.<sup>84</sup> Er beschrieb, dass ein BI-System als eine Methode zur Aufbereitung von unstrukturierten Daten dient, um diese als Grundlage für schnellere und genauere Entscheidungen zu nutzen. Eine erste Definition erarbeitete jedoch erst im Jahre

<sup>81</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 5.

<sup>82</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 12.

<sup>83</sup> In Anlehnung an Brucker-Kley et al. (2018), S. 5.

<sup>84</sup> Luhn (1958), S. 314 ff.

1989 Howard Dresner, ein Analyst des Gartner-Konzerns. Die Definition lautet folgendermaßen:

„Business Intelligence is the process of transforming data into information and, through discovery into knowledge.“<sup>85</sup>

### 2.3.1.1 Historische Entwicklung

Die Anfangsphase der IT-gestützten Managementsysteme geht bis in den 1960er-Jahren zurück. Während Administrations- und Dispositionssysteme der Abdeckung der operativen Aufgabe des Managements dienten, sollten Führungssysteme die Aufgaben der strategischen Unternehmensausrichtung sicherstellen. Das Ziel bestand darin, die sach- und zeitgerechte Informationen an das Führungspersonal zu übermitteln und gleichzeitig sicherzustellen, dass die Informationen für die Produktion im operativen Bereich genutzt werden. Somit stellen Informationen einen wesentlichen Wettbewerbsfaktor dar. Die unterschiedlichen Systeme und Konzepte, die seit den 1960er-Jahren entwickelt wurden, können nicht scharf getrennt werden, lassen sich jedoch chronologisch grob abgrenzen (s. Abbildung 15).<sup>86</sup>

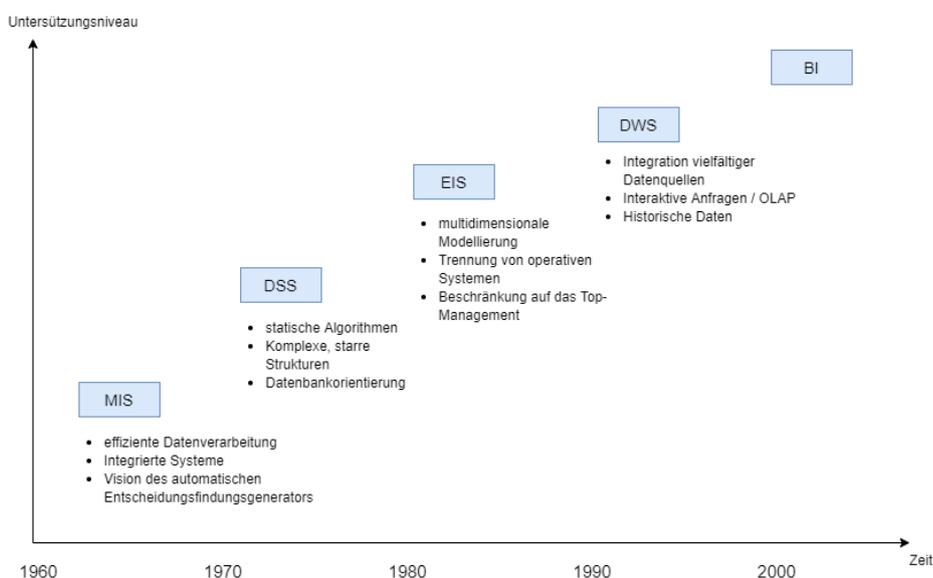


Abbildung 15: Historische Entwicklung der IT-basierten Managementsystemen<sup>87</sup>

<sup>85</sup> Behme, W. (1996), S. 37.

<sup>86</sup> Chamoni und Gluchowski (1999), S. 6.

<sup>87</sup> In Anlehnung an Humm und Wietek (2005), S. 4.

### **Management Information System (MIS)**

Das MIS wurde Anfang der 1960er-Jahre als Fundament für die IT-basierte Unterstützung des Managements entwickelt. Seine Hauptaufgabe bestand darin, große Datenmengen automatisch zu verwalten und auszuwerten. Das Ergebnis sollte dem Entscheidungsträger auf unterschiedlichen Ebenen zur Verfügung gestellt werden. Das Management bekam in bestimmten Abständen zusammengefasste Berichte über die zusammengeführten Daten. Die Generierung dieser Berichte wurde in Abhängigkeit von der Datenstruktur des Unternehmens von den technischen Mitarbeitern durchgeführt. Allerdings konnte das MIS die Anforderungen des Managements nicht erfüllen. Aufgaben wie Dialogmöglichkeiten oder Interaktionen konnten mit dem MIS nicht erreicht werden, da die technische Umsetzung zu dem Zeitpunkt noch nicht möglich war. Folglich führte dies zu einer Ablehnung des Systems.<sup>88</sup>

### **Decision Support System (DSS)**

Das DSS wurde ein Jahrzehnt später als Nachfolger des MIS eingeführt. Das Problem der starren Berichterstattung wurde optimiert. Die ersten, interaktiven Entscheidungsunterstützungen waren nun für bestimmte Anwender verfügbar. Jedoch kam ein anderes Problem hinzu: Die Handhabung des DSS war so kompliziert, dass nur spezielle Anwender das System bedienen und somit die Daten auswerten konnten. Des Weiteren hatte das DSS keine einheitliche und zentrale Datengrundlage und -verarbeitung, sodass es sich im Management nicht durchsetzen konnte.<sup>89</sup>

### **Executive Information System (EIS)**

Das EIS wurde als eine Weiterentwicklung des MIS Anfang der 1980er-Jahre im Markt eingeführt. Mit dem EIS war es nun möglich, direkt auf die operativen Systeme zuzugreifen. Die neue intuitive Benutzeroberfläche ermöglichte es dem Anwender, neue Techniken zu nutzen wie die stufenweise Verfeinerung der Datensicht (Drill-Down) oder Abweichungen vom vorgegebenen Grenzwert anzeigen zu lassen (Exception Reporting). Durch diese neuen Methoden wurde es zum ersten Mal möglich, redundante Daten einzuschränken. Jedoch konnte dieses System sich nicht durchsetzen, da bestimmte Fragen im Unternehmen unbeantwortet blieben.<sup>90</sup>

---

<sup>88</sup> Gluchowski et al. (2008), S. 55-57.

<sup>89</sup> Gluchowski et al. (2008), S. 63 ff.

<sup>90</sup> Chamoni und Gluchowski (1999), S. 8.

### **Data Warehouse System (DWS)**

William H. Inmon entwickelte 1990 das Konzept des DWS. Die Daten wurden nun zentral in einer Datenbank gespeichert, was zu einer skalierbaren Datenbasis führte. Dadurch konnten Unternehmen ihre gespeicherten Informationen interaktiv analysieren und die daraus entstehenden Ergebnissen zur Unterstützung der Entscheidungen heranziehen. Das Controlling nutzt dieses System für seine Planung, was zeitraumbezogene Daten beinhaltet.<sup>91</sup>

### **Business Intelligence System**

Die Gartner Group prägte den Begriff Business Intelligence und bezeichnet mit dem Begriff alle Systeme im Unternehmen, die zur Entscheidungsfindung benutzt werden. Es umfasst somit alle Technologien und Anwendungen, die zur Sammlung, Aufbereitung und Steuerung der Unternehmensdaten dienen. Als Fundament dieses Systems dient das DWS, das als zentrales Lager der Daten deren Konsistenz gewährleistet.<sup>92</sup>

#### 2.3.1.2 Anwendungsbereiche

Die Anwendungsbereiche von Business Intelligence sind für ein Unternehmen vielfältig. Sie fokussiert sich hauptsächlich auf die Bereiche der Performancemessung inklusive Benchmarking, auf die Analyse, das Reporting und die Datenvisualisierung sowie auf den Austausch von Daten und Wissen.

- **Performancemessung und Benchmarking** beinhalten die Erstellung von Key Performance Indikatoren (KPI), die den Fortschritt der betriebswirtschaftlichen Ziele messen. Die Schritte implizieren zum einen die Identifizierung der zu überwachenden Prozesse und deren zur Überwachung benötigten Anforderungen und zum anderen die Entwicklung von Messzahlen und Zielen.<sup>93</sup>
- Die **Analyse** beschreibt die Anwendung von Computertechnologie und Statistik, um Probleme zu lösen und daraus Einsichten zu gewinnen, damit das Unternehmen optimale Entscheidungen für das Geschäft treffen kann. Für die Ermittlung zukünftiger Trends werden historische Daten mit statistischen Modellen analysiert. Data Mining

---

<sup>91</sup> Raaz (2010), S. 3.

<sup>92</sup> Humm und Wietek (2005), S. 8.

<sup>93</sup> Feldmann und Himmelstein (2013), S. 140.

und weitere statistische Methoden sind oft Teil der Analyse, um Korrelationen aus den verschiedenen Daten zu ermitteln, beispielsweise die Effektivität von Marketing. Ferner lässt sich die Kreditwürdigkeit eines Kunden anhand qualitative Eigenschaften beurteilen oder einschätzen, welche Bücher der Leser aufgrund seiner historischen Bücherliste präferiert. Dank der Verfügbarkeit der vorhandenen Rohdaten können wertvolle Informationen für das Unternehmen generiert werden, was zu einer besseren Entscheidung der Unternehmenssteuerung verhilft.<sup>94</sup>

- Das **Reporting und die Datenvisualisierung** beschreiben die Darstellung der Ergebnisse aus den Informationssystemen. Die gewonnenen Erkenntnisse müssen für den Anwender und das Management eines Unternehmens in entsprechender Form zur Verfügung gestellt werden. Folglich werden die Ergebnisse für die Lesbarkeit meist in tabellarischen Reports erstellt. In der Praxis werden standardmäßig denormalisierte Tabellen benutzt.<sup>95</sup>
- Die **Kollaboration** beschreibt das Zusammenwirken von internen und externen Systemen, um ein gemeinsames Ziel zu erreichen. Dadurch kann Wissen aus den Informationen in verschiedenen Organisationseinheiten für eine bessere Transparenz transferiert werden. Der Datenaustausch zwischen den Systemen ist essenziell für eine gute Analyse.<sup>96</sup>
- Ein **Wissensmanagement** fokussiert sich auf die Vermittlung der Informationen innerhalb des Unternehmens und ist wesentlich, um eine Hebelwirkung zu erzielen.<sup>97</sup>

Es lässt sich sagen, dass Unternehmen mithilfe von Business Intelligence Wissen sowohl über den Unternehmensstatus als auch über mögliche Potenziale aus dem Umfeld ableiten können.

---

<sup>94</sup> Feldmann und Himmelstein (2013), S. 140.

<sup>95</sup> Feldmann und Himmelstein (2013), S. 140.

<sup>96</sup> Feldmann und Himmelstein (2013), S. 140-141.

<sup>97</sup> Feldmann und Himmelstein (2013), S. 141.

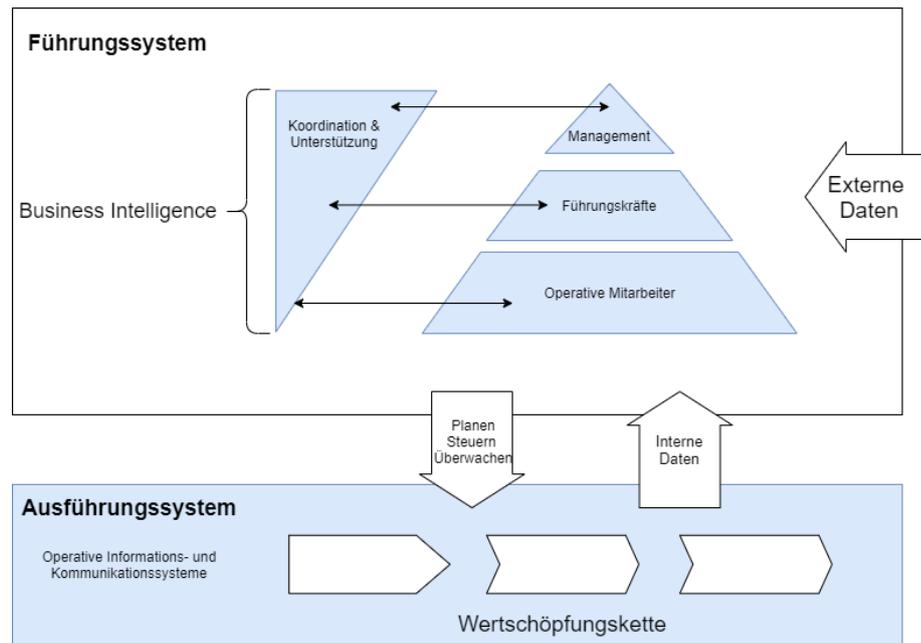


Abbildung 16: Einsatzfeld von Business Intelligence<sup>98</sup>

Aus Abbildung 16 ist zu erkennen, dass die Anwendung von Business Intelligence sich auf alle drei Ebenen des Managements erstreckt, da das BI-System für alle Mitarbeiter nutzbar sein soll. Das Management wird bei den strategischen Entscheidungen für das Unternehmen und dessen Zielen unterstützt. Die Führungskräfte konkretisieren diese Entscheidungen und kontrollieren dabei die Vorgaben. Die operativen Mitarbeiter sind für die Planung, Organisation und Kontrolle der operativen Einheiten der Organisation zuständig.<sup>99</sup>

### 2.3.1.3 Methoden des Business Intelligence

#### Data Warehouse

Das Hauptaugenmerk der BI-Ansätze sind die historischen Daten des Unternehmens. Diese werden durch entscheidungsunterstützende Systeme realisiert. Die zentrale Technologie stellt dabei das Data Warehouse dar.<sup>100</sup>

In dem Data Warehouse werden alle relevanten Daten eines Unternehmens gespeichert und für die Informationsgewinnung genutzt. Die funktionsübergreifende Zusammenarbeit der Unternehmensbereiche unterstützt dabei die Analyse und Auswertung der Daten, wodurch es

<sup>98</sup> In Anlehnung an Kemper et al. (2010), S.9

<sup>99</sup> Raaz (2010), S. 3-4.

<sup>100</sup> Mutschler und Reichert (2006), S. 4.

möglich ist, ein tiefgehendes Verständnis aller Wirkungszusammenhänge im Unternehmen abzuleiten.<sup>101</sup>

Abbildung 17 zeigt grob den Ablauf: Zuerst werden unterschiedliche Datenquellen mithilfe der Methode Extract, Transform, Load (ETL) in das zentrale Data Warehouse überführt. In diesem Schritt werden die Daten extrahiert, verwaltet, aufbereitet und bereitgestellt. Die Speicherung der Daten erfolgt in anwendungsneutraler Form, sodass Anwender diese flexibel nach deren Anforderungen auswerten können. Daraufhin können die Anwender aus dem Data Warehouse ihre Berichte, Dashboards, etc. zusammenbauen.<sup>102</sup>

Die Nutzung des DWS in Verbindung mit BI und Data Mining bietet wertvolle Vorteile für das Unternehmen. Mit einem zentralen Datenlager ist der Zugriff auf die Daten immer und schnell möglich. Berichte können jederzeit erstellt werden, die zur Beantwortung komplexer Fragestellung dienen. Des Weiteren wird der laufende Betrieb nicht beeinträchtigt und die Ergebnisse sind zuverlässig und stets nachprüfbar.<sup>103</sup>

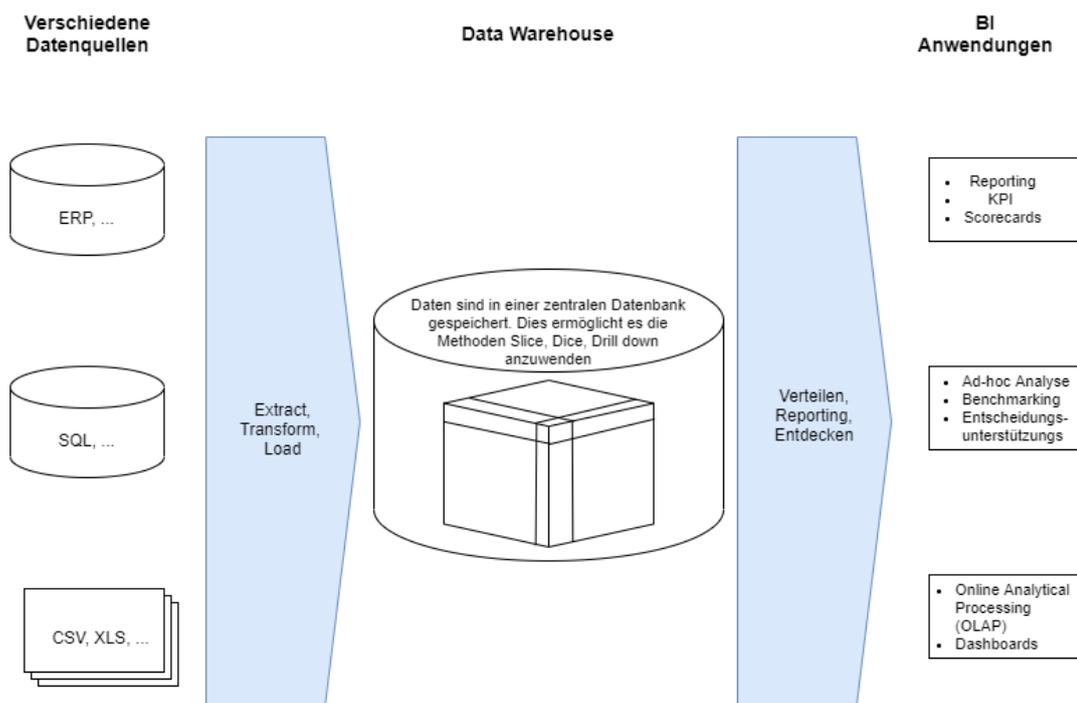


Abbildung 17: Illustration BI Datenquellen, DWH, BI Anwendung<sup>104</sup>

<sup>101</sup> Raaz (2010), S. 4.

<sup>102</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 490.

<sup>103</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 492.

<sup>104</sup> In Anlehnung an Peters und Nauroth (2019), S. 22.

## Online Analytical Processing (OLAP)

Für das Erstellen von Reportings mit Business Intelligence wird die OLAP-Technologie angewendet. Mit Hilfe der Technologie stehen die Daten jederzeit für die Berichterstattung zur Verfügung, d. h., Ad-hoc-Berichte können stets für das Management erstellt werden. Sofern mehrere Dimensionen parallel verfügbar sind, können diese miteinander kombiniert und zur Analyse herangezogen werden.<sup>105</sup> Das OLAP ist demnach ein Analysewerkzeug, das Daten aus dem Data Warehouse analysiert und daraus entscheidungsunterstützende Informationen generiert.<sup>106</sup>

## Data Mining

Data Mining beschreibt die Anwendung von statistisch-mathematischen Methoden, um Daten zu analysieren. Durch die Methode können große Bestände an Daten (Big Data) ausgewertet werden. Auffälligkeiten in den Daten, ein bestimmtes Muster oder verborgene Zusammenhänge innerhalb der Daten können somit aufgedeckt werden und neue Erkenntnisse werden daraus für das Management geschaffen. Data Mining wird insbesondere bei anspruchsvollen Ad-hoc-Analysen angewendet.<sup>107</sup>

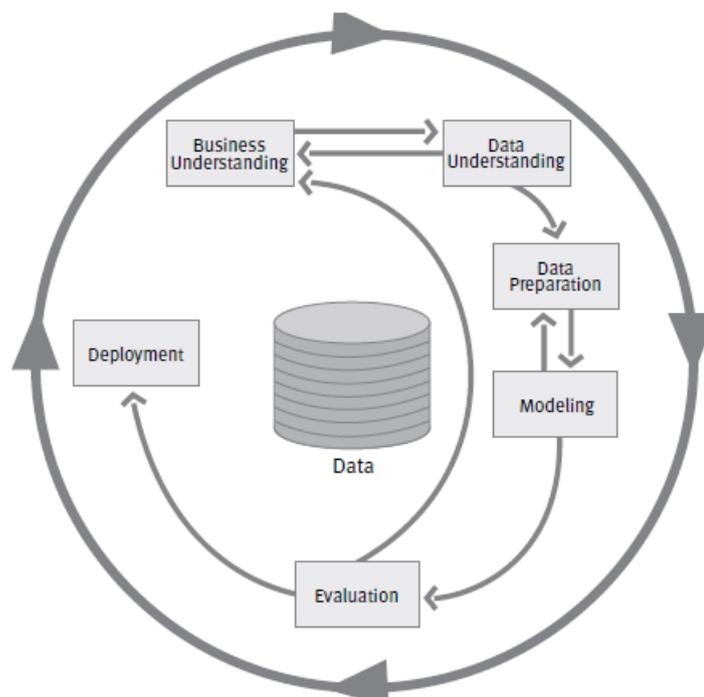


Abbildung 18: CRISP-DM Modell <sup>108</sup>

<sup>105</sup> Raaz (2010), S. 4.

<sup>106</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 491.

<sup>107</sup> Schmelzer und Sesselmann (2013), S. 491.

<sup>108</sup> Peter Champan et al. (2000), S. 10.

Abbildung 18 stellt das CRISP-DM-Modell (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) dar, in dessen Zentrum die Daten stehen, die für das Data Mining Projekt verwendet werden.

Die initiale Phase, das Business Understanding, fokussiert sich auf die Konkretisierung der Ziele und Anforderungen aus der Unternehmenssicht. Hieraus soll ein Data Mining Problem abgeleitet werden, das durch diese Ziele und Anforderungen definiert wird. Im nächsten Schritt, beim Data Understanding, sollen die Daten zum ersten Mal gesammelt und daraus erste Informationen abgeleitet werden. Daraufhin werden in der Phase ‚Data Preparation‘ die gesammelten Daten aufbereitet und in eine homogene Form für die nachfolgende Analyse gebracht. Beim ‚Modeling‘ werden die aufbereiteten Daten analysiert und ein Modell erstellt. Bevor der Prozess beendet wird, wird in der Evaluation die Korrektheit sichergestellt, um die Zielvorgabe bestmöglich zu erreichen. Im letzten Schritt des Lifecycles wird das generierte Modell zur Analyse der Daten freigegeben und kann im Unternehmen angewendet werden, um den gewünschten Nutzen zu liefern.<sup>109</sup>

### 2.3.2 Process Mining

Process Mining ist in den letzten Jahren zu einem Trend geworden. Nach der Eingabe des Begriffes in Google Trends wird deutlich, dass in den letzten zehn Jahren eine stetige Nachfrage nach Process Mining besteht (s. Abbildung 19).

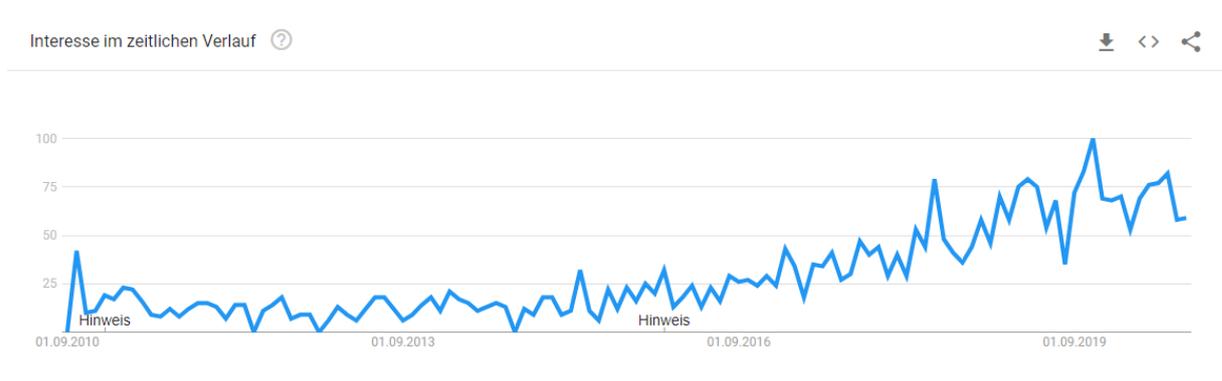


Abbildung 19: Google Trend des Suchbegriffs ‚Process Mining‘<sup>110</sup>

<sup>109</sup> Peter Champan et al. (2000), S. 10-11.

<sup>110</sup> Ausschnitt auf die Abfrage nach Process Mining in Google Trends, abgerufen am 08.08.2020 um 09:50

Doch was verbirgt sich genau hinter dem Begriff? Welche Vorteile bietet die Anwendung von Process Mining?

Aktuell gibt es noch keine allgemeingültige Definition für diesen Begriff. Einer der führenden Experten auf dem Gebiet, Prof. Dr. ir. Will van der Aalst von der Universität Aachen, definiert Process Mining folgendermaßen:

„The goal of Process Mining is to use event data to extract process related information, e.g. to automatically discover a process model by observing events recorded by some enterprise system.“<sup>111</sup> Weiter schreibt er:

„Process Mining is a relatively young research discipline that sits between machine learning and data mining on the one hand and process modeling and analysis on the other hand. The idea of Process Mining is to discover, monitor and improve real processes (i.e. not assumed processes) by extracting knowledge from event logs readily available in today's systems.“<sup>112</sup>

Anhand dieser beiden Definitionen wird ersichtlich, welche Intention sich hinter Process Mining verbirgt. Mithilfe von Process Mining soll Wissen aus den Event-Logs generiert werden, um gezielt die Prozesse im Unternehmen zu verbessern. Dabei sollen die realen Prozessverläufe erkannt, überwacht und analysiert werden, um beispielsweise Engpässe in den Prozessen aufzudecken.

Ziel von Process Mining ist wie beim Data Mining, Wissen aus großen Datenbeständen zu generieren. Jedoch fokussiert sich Process Mining auf die Prozesse im Unternehmen. Im Mittelpunkt stehen die Event Logs, die die Ereignisse, Abläufe und Vorgänge im Unternehmen protokollieren.<sup>113</sup> Dieses Wissen über die Prozesse soll transparent an allen Beteiligten dargestellt werden. Durch Process Mining ist es möglich, das Wissen visuell abzubilden, sodass es modellier-, greif- und transportierbar ist. Das gewonnene Prozesswissen kann daraufhin für verschiedene Zwecke genutzt werden.

Process Mining stellt zum einen eine objektive Sicht des ausgeführten Prozesses dar. Zum anderen können die Ergebnisse für weitere tiefergehende Analysen verwendet werden.<sup>114</sup> Darüber hinaus ist es auch möglich, mithilfe von Process Mining Abweichungen im Prozessverlauf zu erkennen (z. B. durch den Vergleich der beobachteten Ereignisse mit existierenden Modellen).

---

<sup>111</sup> van der Aalst (2011, April), S. 1.

<sup>112</sup> van der Aalst (2016), S. 31.

<sup>113</sup> Kerremans (2018), S. 2.

<sup>114</sup> Reichert (2005), S. 1-2.

### 2.3.2.1 Die drei Arten des Process Minings

Es gibt drei Arten des Process Mining, die für unterschiedliche Anwendungen herangezogen werden können. In der Abbildung 20 sind diese drei Arten rot markiert (Erkennung, Übereinstimmung, Erweiterung). Grundlage für die Anwendung von Process Mining sind immer die Ereignislogdaten.<sup>115</sup>

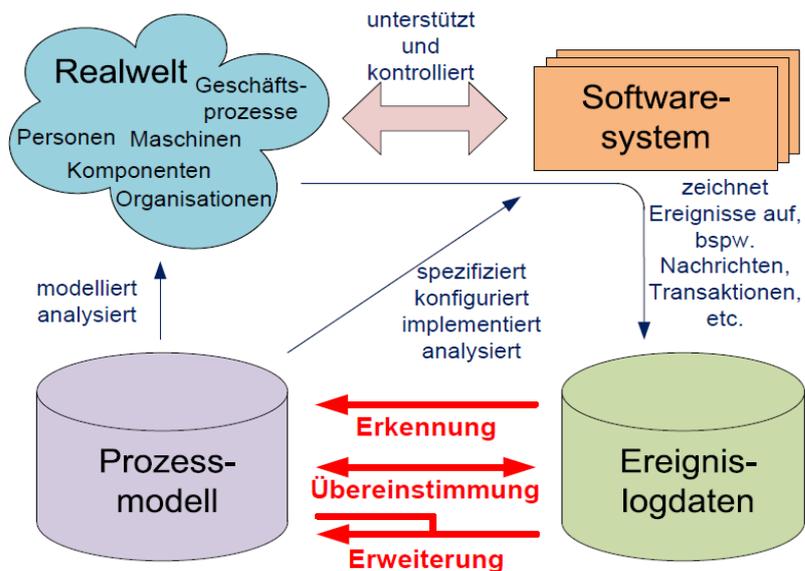


Abbildung 20: Die drei Arten von Process Mining<sup>116</sup>

### Discovery (Erkennung)

Die am meisten angewendete Art von Process Mining wird als Discovery bezeichnet. Die Ereignislogdaten dienen hierbei als Ausgangspunkt. Ziel ist es, ein Prozessmodell zu konstruieren, welches die Ereignislogdaten bestmöglich repräsentiert. Abbildung 21 stellt vereinfacht die erste Art bildlich dar. Aus den Ereignislogdateien wird mithilfe der Discovery das dazugehörige Prozessmodell abgeleitet.<sup>117</sup>



Abbildung 21: Discovery<sup>118</sup>

<sup>115</sup> Kerremans (2018), S. 2.

<sup>116</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 3.

<sup>117</sup> van der Aalst (2016), S. 33.

<sup>118</sup> Eigene Darstellung

Die abgeleiteten Prozesse können mit verschiedenen Modellierungstechniken dargestellt werden. Process Mining unterstützt dabei die Extraktion dieser Prozessmodelle. Mit der Discovery können kausale Zusammenhänge in einem Prozess sichtbar gemacht werden, um ein besseres Verständnis für den Prozessablauf zu bekommen.

### **Conformance Checking (Übereinstimmung)**

Eine weitere Art von Process Mining ist die Conformance Checking, bei der die zuvor existierenden Prozessmodelle mit den Ereignislogdaten verglichen werden. Mithilfe von Process Mining können Unterschiede zwischen den in der Theorie erstellten Prozessmodellen und den in der Realität durchgeführten Ereignislogdaten aufgezeigt werden.<sup>119</sup> Abbildung 22 stellt eine vereinfachte Darstellungsweise dieser Art des Process Mining.

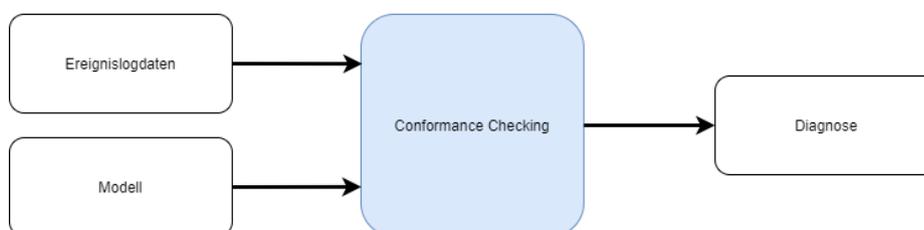


Abbildung 22: Conformance Checking<sup>120</sup>

Ziel ist es, eine bestmögliche Angleichung zwischen den Ereignislogdaten und dem existierenden Prozessmodell zu finden. Durch den Vergleich können Gemeinsamkeiten bzw. Diskrepanzen aufgedeckt werden. Für die Bewertung werden vier Qualitätskriterien herangezogen, die im Nachfolgenden erläutert werden. Dabei gilt es diese vier Qualitätskriterien in Harmonie zu bringen. Sofern dies erreicht ist, ist das Prozessmodell ausnahmslos fehlerfrei.

***Fitness:*** Das Kriterium Fitness sagt aus, wie präzise das Modell die Aktivitäten im Event-Log abbildet. Hat das Prozessmodell eine hohe Fitness, kann es die Ereignisse im Event-Log abspielen.<sup>121</sup>

***Präzision:*** Die Präzision beschreibt, dass das Modell kein Verhalten abbildet, das nicht in den Ereignislogdaten wiederzufinden ist. Hat ein Modell eine hohe Fitness und eine hohe Präzision, spiegelt dieses Modell nur das

<sup>119</sup> van der Aalst (2016), S. 33.

<sup>120</sup> Eigene Darstellung

<sup>121</sup> van der Aalst (2011), S. 150.

Verhalten aus den Ereignislogdaten wider und lässt kein anderes Verhalten zu.<sup>122</sup>

**Generalisierung:** Von einer Generalisierung des Prozessmodells wird gesprochen, sofern das Prozessmodell flexibel bei der Abbildung der Ereignislogdaten ist. Unvorhersehbare Ereignisse können im Prozess mit abgebildet werden.<sup>123</sup>

**Einfachheit:** Einfachheit beschreibt ein simples Prozessmodell, das lediglich das Verhalten aus den Ereignislogdaten abbildet.<sup>124</sup> Es basiert auf dem Konzept von Ockhams Rasiermesser<sup>125</sup>.

### **Enhancement (Erweiterung)**

Die letzte Art des Process Mining soll das existierende Prozessmodell erweitern. Als Grundlage dient die Analyse der Ereignislogdaten.

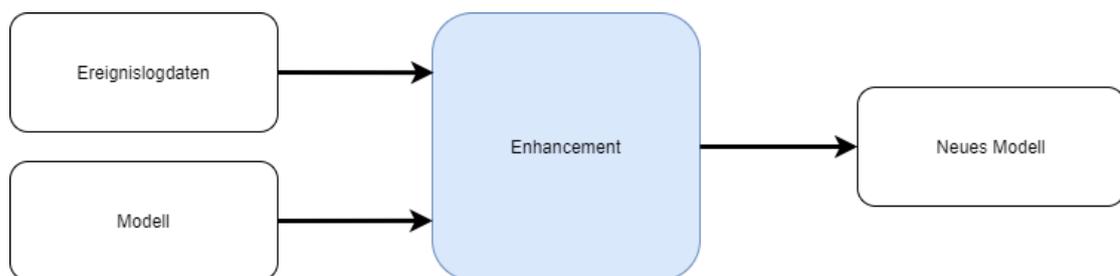


Abbildung 23: Enhancement<sup>126</sup>

Während Process Discovery die Kontrollflussperspektive mit der Erstellung des Prozessmodells darstellt, können aus den Ereignislogdaten weitere Perspektiven erstellt werden, die die Kontrollflussperspektive erweitern.<sup>127</sup> Zu den weiteren Perspektiven gehören die Organisations-, Fall- und Zeitperspektive, die in Tabelle 1 erläutert sind.

<sup>122</sup> Janssenswillen et al. (2017), S. 7.

<sup>123</sup> Janssenswillen et al. (2017), S. 8.

<sup>124</sup> van der Aalst (2011), S. 151.

<sup>125</sup> Unter Ockhams Rasiermesser wird die Auswahl der einfachste Begründung für einen Sachverhalt verstanden, sofern mehrere Lösungserklärungen vorhanden sind.

<sup>126</sup> Eigene Darstellung

<sup>127</sup> van der Aalst (2011), S. 10.

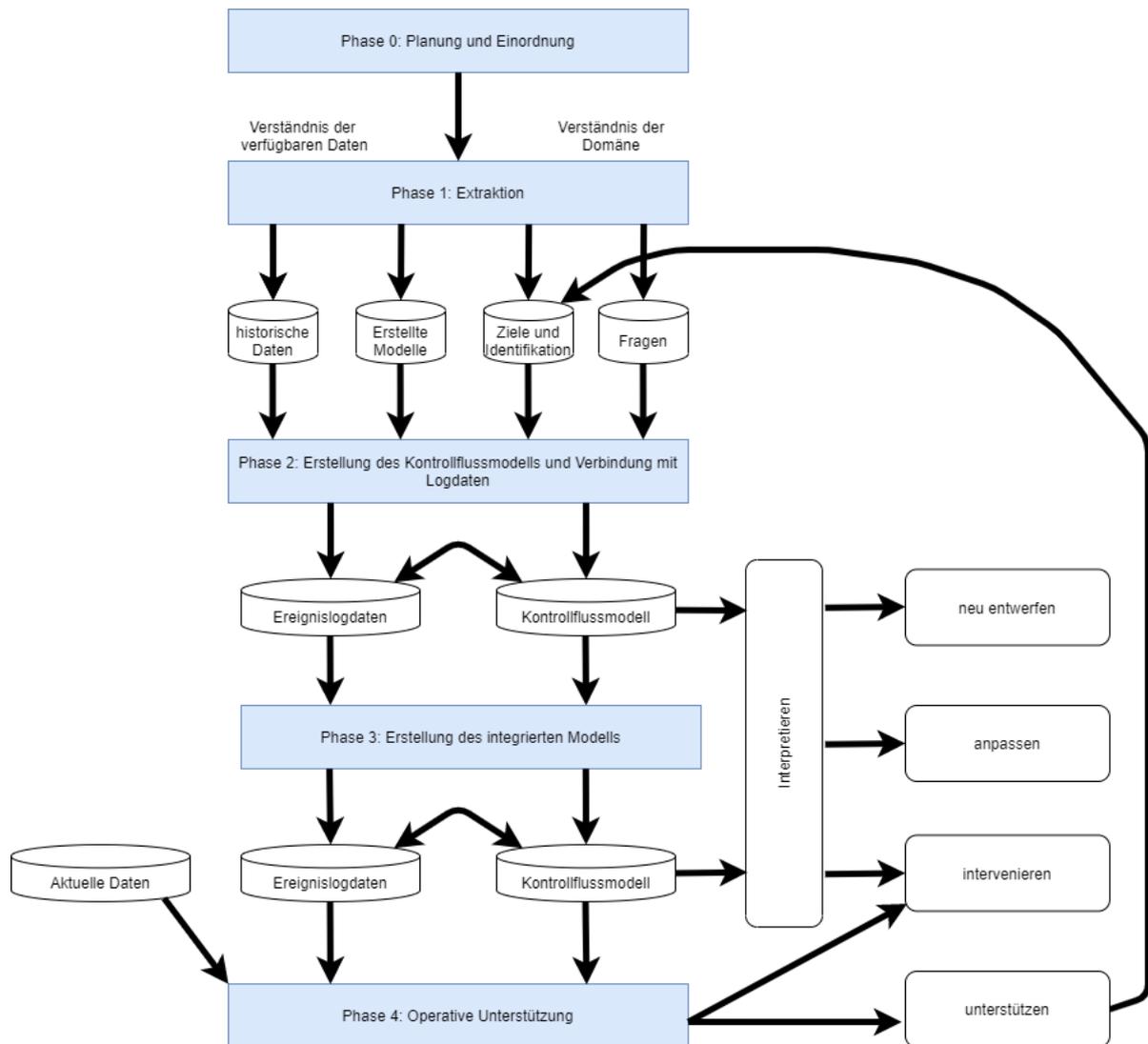
Tabelle 1: Process Mining Perspektiven<sup>128</sup>

Perspektive	Beschreibung	Beispiel
Kontrollfluss	Diese Perspektive stellt alle Pfade der Aktivitäten grafisch dar. Ziel ist dabei, eine präzise Abbildung der Pfade zu schaffen.	Die Darstellung der Aktivitäten in einer gängigen Prozessmodellierungssprache (s. Abbildung 29).
Organisation	Fokus dieser Perspektive liegt in der Betrachtung der Personengruppen, die bei der Durchführung des Prozesses beteiligt sind. Als Ergebnis wird ein soziales Netzwerk aus den involvierten Mitarbeitern erstellt.	Identifikation von Personen sowie deren Rollen und zugehörige Abteilung.
Fall	Bei der Fallperspektive werden weitere Attribute eines bestimmten Falls betrachtet, um ein umfassenderes Bild des Prozesses zu bekommen.	In einer Prozessinstanz werden die genauen Stückzahlen oder der beteiligte Lieferant dargelegt.
Zeit	Es werden bei der Zeitperspektive zum einen die Durchführungszeit einer Aktivität erfasst und zum anderen die Frequenz von den Ereignissen aufgezeigt (Wie oft werden sie ausgeführt).	Bottlenecks können aufgrund der Zeitstempel erkannt werden oder die verbleibende Zeit einer Prozessinstanz kann vorhergesagt werden.

Process Mining ist somit nicht nur auf die Wiedergabe der Aktivitäten mit der Erstellung eines Prozessmodells limitiert, sondern ist in der Lage, weitere Perspektiven aus den Ereignislogdaten zu erstellen. Der Anwender bekommt dadurch ein tieferes Verständnis für die Prozesse und kann gegebenenfalls Maßnahmen einleiten, um die Prozesse zu verbessern.

<sup>128</sup> In Anlehnung an van der Aalst (2011), S. 11.

## 2.3.2.2 Der L\* - Lifecycle

Abbildung 24: Das L\* - Lebenszyklusmodell<sup>129</sup>

Die Abbildung 25 stellt das L\*-Lebenszyklusmodell vor, das von van der Aalst et al. (2012) entwickelt wurde. Es zeigt die unterschiedlichen Phasen, die bei einem Process-Mining-Projekt durchlaufen werden. Im Nachfolgenden werden diese näher erläutert.

<sup>129</sup> In Anlehnung an van der Aalst et al. (2012), S. 7.

## Phase 0: Planung und Einordnung

Die erste Phase betrifft die Vorbereitung des Process-Mining-Projektes. Es ist hierbei wesentlich, dass ein klares Ziel des Projektes im Vorfeld definiert ist. Van der Aalst (2011) unterscheidet dabei zwischen drei Herangehensweise für ein Process Mining Projekt.<sup>130</sup>

1. Fragegetrieben: Mit dem Projekt soll eine vorab definierte Fragestellung geklärt werden.
2. Zielgetrieben: Das Ziel des Projektes ist die Optimierung der Prozesse basierend auf KPI.
3. Datengetrieben: Im Gegensatz zu den beiden Arten der Projekte, wird die dritte Art durch die große Anzahl an vorhandenen Daten getrieben. Mit Process Mining sollen aus den Daten Einsichten gewonnen werden.

## Phase 1: Extraktion

Nach der Planung des Process-Mining-Projektes muss eine Datengrundlage für dieses Projekt geschaffen werden. Dies beinhaltet den Schritt der Extraktion der Daten für das Projekt. Dabei sollen Fragen wie „Welche Daten können zur Analyse genutzt werden?“ und „Was sind dabei die zentralen Fragestellungen?“ als primäre Anhaltspunkte dienen. Van der Aalst (2011) stellt heraus, dass diese Phase sehr zeitintensiv ist, da die Extraktion der relevanten Daten eine Herausforderung darstellt.<sup>131</sup>

## Phase 2: Erstellung des Kontrollflusses und Verbindung mit Logdaten

In dieser Phase wird mit Process Mining aus den Ereignislogdaten ein Prozessmodell abgeleitet, das als Fundament für weitere Schritte im Projekt dient. Das abgeleitete Prozessmodell kann hierbei schon einige vordefinierten Fragen beantworten. Jedoch kann es sein, dass der Anwender nach der Erstbetrachtung Anpassungen an dem Modell vornehmen muss. Des Weiteren sollen die vier Qualitätskriterien berücksichtigt werden, um das Modell zu validieren.<sup>132</sup>

## Phase 3: Erstellung des integrierten Modells

Das abgeleitete Prozessmodell aus Phase 2 kann bei einer tieferen Analyse weitere Perspektiven für den Prozessablauf erstellt werden (s. Tabelle 1). Durch ein integriertes Modell, das

---

<sup>130</sup> van der Aalst (2011, April), S. 2.

<sup>131</sup> van der Aalst (2011, April), S. 3.

<sup>132</sup> van der Aalst (2011, April), S. 3.

aus den verschiedenen Perspektiven besteht, können Beobachtungen zu den Ressourcen, Durchlaufzeiten oder zur Identifikation von Engpässen ermöglicht werden.<sup>133</sup>

#### Phase 4: Die operative Unterstützung

In der letzten Phase können mithilfe von Process Mining bestimmte Ereignisse prognostiziert werden. Aus den historischen Daten wird Wissen generiert, das zur Analyse für die Vorhersage über den Eintritt zukünftiger Ereignisse genutzt wird. Für eine genaue Analyse werden zusätzlich Echtzeitdaten herangezogen. Van der Aalst (2011) bekräftigt, dass die vierte Phase eines Process-Mining-Projektes umfassend ist und für dieses Vorhaben eine fortgeschrittene Infrastruktur sowie eine hohe Datenqualität als Grundlage notwendig seien.<sup>134</sup>

#### 2.3.2.3 Leitsätze für die Anwendung von Process Mining

Die IEEE Task Force on Process Mining<sup>135</sup> hat sechs Leitsätze (LS1-6) verfasst, die die Anwender und Analysten bei der Anwendung von Process Mining berücksichtigen sollten, um Fehler bei der Durchführung des Projektes zu vermeiden.

##### LS1: Ereignisse als fundamentale Informationsträger

Als Ausgangspunkt für alle Process-Mining-Projekten dienen die aufgezeichneten Ereignisse, die zu einem Ereignislog gesammelt werden. Die Ereignisse sind jedoch meistens nicht als Logdateien vorhanden, sondern sind als Datenbanktabellen, Nachrichtenlogs, Transaktionslogs oder andere Datenquellen gespeichert. Weitaus bedeutsamer als das Format der Ereignisse ist deren Qualität. Für ein aussagekräftiges Ergebnis ist eine hohe Qualität des Ereignislogs notwendig. Ereignislogs werden von Unternehmen jedoch meist nur als Nebenprodukt gehandelt, das hauptsächlich für das Profiling des Informationssystems genutzt wird. Es braucht einen systematischen Ansatz, um Ereignislogs mit hoher Qualität zu erstellen. Dies gelingt nur, wenn Ereignisse als fundamentale Informationsträger aufgefasst werden. Um die Qualität des Ereignislogs zu beurteilen, werden verschiedene Kriterien herangezogen. Ereignisse sollen zum einen belastbar sein, d. h., dass die Ereignisse tatsächlich stattgefunden

---

<sup>133</sup> van der Aalst (2011, April), S. 3-4.

<sup>134</sup> van der Aalst (2011, April), S. 4.

<sup>135</sup> Die IEEE (Institute of Electrical and Electronic Engineers) hat aufgrund der starken Nachfrage nach Process Mining eine Arbeitsgruppe errichtet, die sich auf die Forschung von Process Mining fokussiert.

haben und deren Attributwerte dementsprechend auch korrekt sein müssen. Zum anderen sollen Ereignisse vollständig sein, d. h., es sollen keine Ereignisse in der Aufzeichnung fehlen. Weiterhin sollen Ereignisse sicher sein, d. h., Datenschutz und -sicherheit werden bei der Aufzeichnung berücksichtigt. Zuletzt sollen die Ereignisse eine wohldefinierte Semantik besitzen und von allen Akteuren verwendet werden können.<sup>136</sup>

#### LS2: Extraktion der Ereignisdaten aufgrund konkreter Fragestellungen

Durch eine konkrete vorabdefinierte Fragestellung können aus der Menge an Daten die für die Lösung des Problems relevanten extrahiert werden. Ohne eine konkrete Fragestellung wird der Anwender mit einer Datenflut konfrontiert. Ein Prozessmodell beschreibt den Lebenszyklus von Fällen (Prozessinstanzen) eines bestimmten Typs. Bevor Process-Mining-Techniken angewendet werden, ist es notwendig, den Typ der zu untersuchende Fälle zu bestimmen. Diese Entscheidung sollte auf der zu beantwortenden Frage basieren.<sup>137</sup>

#### LS3: Unterstützung elementarer Kontrollflusskonzepte

Zur Erstellung eines Prozessmodells wird eine Prozessmodellierungssprache angewendet. Jedoch muss diese mit Bedacht gewählt werden. Einige Modellierungssprachen beinhalten eine große Anzahl von Basiselementen, während andere nur auf eine geringe Anzahl beschränkt sind. Das Rückgrat jedes Prozessmodells stellen die Kontrollflussspezifikationen dar, weshalb es wesentlich ist, darauf zu achten, dass die ausgewählte Modellierungssprache auch elementare Konstrukte unterstützt wie die Durchführung von parallelen Aktivitäten oder Schleifen. Es ist daher ratsam, dass Process-Mining-Techniken diese Elemente auch unterstützen.<sup>138</sup>

#### LS4: Ereignisbezug auf Modellelemente

Process Mining ist nicht auf die Erstellung der Kontrollflussperspektive eines Prozessmodells beschränkt. Vielmehr kann Process Mining weitere Perspektive (Organisation-, Zeit- und Fallperspektive) aufdecken (s. Tabelle 1). Bei den beiden Arten des Process Mining, Conformance Checking und Enhancement, korrelieren die Elemente des Prozessmodells und die

---

<sup>136</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 7-8.

<sup>137</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 8.

<sup>138</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 8.

---

Ereignislogdaten. Diese Beziehung ist notwendig, um die Ereignislogdaten auf die Modelle anwenden zu können und somit Abweichungen aufzudecken.<sup>139</sup>

#### LS5: Modelle als zweckmäßige Abstraktionen der Realität

Die Erstellung eines Prozessmodells aus Ereignislogdaten stellt eine Sicht der Realität dar. Für jeden Anwender gibt es jedoch eine andere, je nach Zweck und Problemstellung. Das erstellte Modell sollte deshalb als ‚Landkarte‘ verstanden werden, die für bestimmte Zwecke unterschiedliche Darstellungen zeigen kann. So kann es Straßen-, Wander- oder Radwanderkarten geben. Es existiert demnach nicht ‚die perfekte Landkarte‘, sondern sie ist immer von dem Einsatzzweck abhängig. Folglich gibt es auch nicht ‚das perfekte Prozessmodell‘, denn beispielsweise möchte ein Manager eine andere Sicht auf den Prozess haben als ein Prozessanalyst.

Weiterhin ist es möglich, die Prozessmodelle nach verschiedenen Planungsebenen darzustellen. Für die strategische Ausrichtung werden langfristige Auswirkungen betrachtet, die auf Ereignisdaten eines langen Zeitraums basieren. Für die taktische Ausrichtung werden mittelfristige Auswirkungen beobachtet, die auf der aktuellen Datenbasis basieren. Für die operationale Ausrichtung werden die unmittelbaren Auswirkungen genutzt, wozu Daten aus laufenden Fällen herangezogen werden.<sup>140</sup>

#### LS6: Process Mining als kontinuierlicher Prozess

Unternehmen müssen erkennen, dass Prozesse nicht starr sind, sondern einer Dynamik unterliegen. Sie können sich noch während des Prozessablaufs aufgrund neuer Anforderungen verändern. Process Mining sollte deshalb auch nicht als ein einmaliges Vorgehen angesehen werden. Es ist ratsam, dass die Anwender die Prozessmodelle in periodischen Abständen analysieren. Optimaler wäre es, Echtzeitdaten mithilfe von Process Mining zu analysieren, so dass ein dynamisches Modell erzeugt werden kann. Aus diesem Grund sollten die Anwender Process Mining als einen kontinuierlichen Prozess deuten.<sup>141</sup>

---

<sup>139</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 8-9.

<sup>140</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 10.

<sup>141</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 10.

## 2.4 Industrie 4.0

Der Mitbegründer von Intel, Gordon Moore, hat 1965 vorausgesagt, dass sich die Transistoren in Schaltkreisen alle zwei Jahre verdoppeln würden. Dieses Wachstum stieg in den letzten 50 Jahren exponentiell an und bildete die Grundlage für die digitale Welt und der elektronisch gespeicherten Daten. Dadurch ist die reale Welt verstärkt mit der digitalen Welt verwoben. Auch Prozesse sind dadurch eng mit der digitalen Welt verbunden. Dank dieses Wachstums sind Aufzeichnungen der Ereignisse in den Prozessen möglich und folglich auch deren Analyse.<sup>142</sup>

Im Jahr 2011 hat die deutsche Regierung das erste Mal den Begriff ‚Industrie 4.0‘ verwendet.<sup>143</sup> Dieser beschreibt, dass sich die Produktion in den Unternehmen dezentral über das Internet koordinieren lässt und nach Bedarf flexibel konfigurierbar ist. Als Grundlage hierfür dient die Vernetzung von Menschen, Maschinen, Betriebsmitteln, Werkstücken sowie Lager- und Transportsystemen mit dem Internet (vertikale Integration). Mit einer unternehmensübergreifenden Vernetzung der Geschäfts- und Produktionsprozesse ist die Bildung von Wertschöpfungsnetzwerken möglich (horizontale Integration).<sup>144</sup>

Bei der Produktion mit vernetzten Maschinen entsteht eine Vielzahl von Daten. Dank des Wandels in eine digitale Welt kann diese Menge von Daten und digitalen Fußspuren für Analysen herangezogen werden, um nützliche Informationen zu erschließen. Dabei kann die neue Technologie Process Mining unterstützen. Durch die Vernetzung stehen ständig neue Daten zur Verfügung und bieten erhebliche Potenziale, um Produktionsprozessen zu optimieren. Es ist möglich, einen durchgängigen Informationsaustausch über den Produktions- und Prozessstatus mit allen Teilnehmern der Wertschöpfungskette zu gewährleisten. Dadurch erhält der Anwender immer die relevanten, benötigten Informationen, um die Produktion zu gewährleisten.

Weiterhin können durch die Analyse der Prozessdaten Prozesse und Systeme optimiert werden (s. Kapitel 4.1). Eine schnellere Adaption von Prozessen und Systemen während der Laufzeit ist mit der Kombination von Process Mining und der neuen Technologie 5G<sup>145</sup> möglich. Dadurch können die Produktionsprozesse sich schneller an neue Marktbedingungen und Produktvarianten anpassen. Eine Selbstdiagnose von Komponenten in der Produktion ist mit der Verknüpfung dieser beiden Technologien ebenso möglich. Dies soll lediglich einen Ausschnitt der Anwendungsoptionen von Process Mining innerhalb einer Industrie 4.0 darstellen. Mit der wachsenden Vernetzung und der damit einhergehenden ständigen Verfügbarkeit der Daten

---

<sup>142</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 4.

<sup>143</sup> Gretzinger (2018)

<sup>144</sup> Maier et al. (2020), S. 384.

<sup>145</sup> 5G ist die neue Generation im Mobilfunk

---

hat das Unternehmen in der heutigen Zeit viel Potenzial, Wertschöpfung zu erzielen. Die Informationen können zur Verbesserung der Planung und zur effizienteren Gestaltung der Prozesse genutzt werden, zumal die Produktentwicklung in einem Unternehmen auf die Prozessverbesserungen angewiesen ist, um kürzere Entwicklungszeiten und auch effizientere Prozesse zu erzielen.<sup>146</sup>

Unternehmen und ihre Mitarbeiter stehen mit der Digitalisierung einer existenziellen Herausforderung gegenüber. Dies betrifft vor allem die Ebene der Prozesse. Unternehmen, die trotz ineffizienter Prozesse auf dem Markt bestehen konnten, werden auf dem Weg der Digitalisierung es nicht mehr schaffen, sofern keine Veränderung stattfindet.

Mit der Digitalisierung sollen zuerst jene Prozesse im Unternehmen optimiert werden, bei denen ein solches Vorgehen sinnvoll und möglich ist. Ein schon lange praktiziertes Beispiel ist der Einsatz von Robotern in der Fertigung, die manuelle Fertigungsschritte ersetzen. Für diese Anwendung müssen die Prozesse stark vernetzt sein, damit der Ablauf reibungslos vonstattengeht. Die Vernetzung der Prozesse hat somit eine hohe Relevanz für das Unternehmen. Erst dadurch können sie neue Wertschöpfungsketten generieren, die es erlauben, menschliche Tätigkeiten an bestimmten Prozessschnittstellen (z.B. Fertigung und Beschaffung) einzusparen, sodass der Mensch seinen Fokus auf bedeutendere Aufgaben legen kann. Langfristig sollen bei einem Fertigungsprozess Bestellungen nach Bedarf automatisiert aufgegeben und somit Beschaffungsvorgänge mit dem Lieferantenprozess ohne menschliche Eingriffe vorgenommen werden können. Aber auch weniger direkte Maßnahmen wie die Ausstattung der Arbeitsschritte im Prozess mit Sensoren sollen zur Aufdeckung der Ineffizienzen im Prozess helfen, Zeitverluste sichtbar machen und somit Prozesse verschlanken. Insgesamt soll der Prozess in Zeiten der Digitalisierung und Industrie 4.0 von menschlichen Eingriffen befreit werden.<sup>147</sup>

---

<sup>146</sup> Maier et al. (2020), S. 400.

<sup>147</sup> Hierzer (2020), S. 67.

## 3 Gegenwärtiger Stand der Technik im Unternehmen

### 3.1 Vorgehensweise bei der Optimierung von Geschäftsprozessen

Bei der Prozessoptimierung werden Arbeitsabläufe in einem Prozess analysiert, um Schwachstellen aufzudecken. Dadurch können Handlungsmaßnahmen eingeleitet werden, um den Workflow zu optimieren. Im Fokus der Prozessoptimierung steht zudem das Ziel, eine höhere Qualität des Produktes zu erreichen sowie Kosten bei der Herstellung einzusparen. Die Prozessoptimierung gehört zu den unerlässlichen Tätigkeiten eines Unternehmens und wird bereichsübergreifend angewendet. Mit der Analyse können betriebswirtschaftliche Entscheidungen getroffen werden, die strategische Auswirkungen auf das Unternehmen haben und zur Optimierung des Prozessmanagements beitragen.

Als Grundlage der Prozessoptimierung dient die Ablauforganisation. Da bei der Prozessoptimierung die Prozesse bereichsübergreifend analysiert werden, ist dementsprechend kein Silodenken im Unternehmen vorhanden. Dies ist ein zentraler Punkt, denn Prozesse erstrecken sich über mehrere Funktionen (s. Abbildung 2). Zu der Prozessoptimierung werden vorgelagerte Schritte durchgeführt, die die Prozessanalyse und die Prozessmodellierung beinhalten.

Allgemein lässt sich die Prozessoptimierung in fünf Abschnitten unterteilen. Abbildung 25 stellt diese fünf Abschnitten in der chronologischen Reihenfolge dar.



Abbildung 25: Phasen der Prozessoptimierung<sup>148</sup>

#### Abschnitt 1: Die Vorbereitung

Im ersten Abschnitt geht es um die Vorbereitung. Die gesamte Vorgehensweise der Prozessoptimierung soll strukturiert und organisiert geplant werden. Es wird festgelegt, welche Mitarbeiter an diesem Vorhaben beteiligt sind, wer die Verantwortung dafür übernimmt und welche Unternehmensbereiche betrachtet werden. Mit Methoden wie Interviews und Workshops soll am Anfang eine Übersicht der Prozesse erarbeitet werden. Dabei werden die zuständigen Anwender an den Prozessen beteiligt. Des Weiteren muss eine Kommunikationsstrategie entworfen werden, um die Prozessoptimierung bei den beteiligten Mitarbeitern

<sup>148</sup> Eigene Darstellung in Anlehnung an Best und Weth (2009), S. 14.

bekanntzumachen. Als Ergebnis der Vorbereitungsphase wird ein Ist-Prozessmodell vorgestellt, in dem die grundlegenden Aspekte festgehalten sind.<sup>149</sup>

### Schritt 2: Die Analyse

In der Analysephase werden die Prozesse im Unternehmen herausgefiltert, die für eine Optimierung infrage kommen. Hierfür werden verschiedene Analysemethoden angewendet. Solche wie die ABC-Analyse<sup>150</sup> oder die SWOT-Analyse<sup>151</sup> können die Schwachstellen im Prozess aufdecken. Das Ist-Prozessmodell soll als Grundlage für weitere Vorgehensweisen dienen. Mithilfe der Methoden werden die zu optimierenden Prozesse aufgezeigt und grafisch dargestellt. Die Prozesse sollen dabei alle vorhandenen Informationen beinhalten, die bei der Analyse eine wesentliche Rolle spielen. So sollten Faktoren wie die Kosten, die Zeit oder die beteiligten Mitarbeitern berücksichtigt werden. Darauf basierend wird eine Problemdiagnose durchgeführt, um festzustellen, bei welcher Aktivität im Prozess es zu Komplikationen kommt. Mit der Problemdiagnose sollen Engpässe, hohe Kosten, Fehlerquellen und vieles mehr aufgedeckt werden.

Das Ergebnis der Analysephase ist eine Zielformulierung, in der beschrieben wird, welche Prozesse zu verbessern sind. Ein Soll-Prozessmodell hilft dem Unternehmen, die Ziele zu visualisieren. Zusätzlich werden die Auswirkungen der Analysephase dargestellt.<sup>152</sup>

### Schritt 3: Das Redesign

Im dritten Schritt der Prozessoptimierung werden die aufgezeichneten Prozesse neugestaltet und strukturiert. Beim Redesign sind verschiedene Möglichkeiten gegeben, um die Prozesse zu optimieren. Beispielsweise kann der Prozessablauf geändert werden oder die entstehende Prozessleistung. Ein weiterer Änderungspunkt können ebenfalls die Ressourcen darstellen, die im Prozess zur Verfügung stehen.

Im Wesentlichen lassen sich jedoch zwei Methoden für das Redesign unterscheiden:

- Kontinuierlicher Verbesserungsprozess (KVP): Hier werden die Prozesse schrittweise an die neuen Anforderungen angepasst. Ein zentraler Punkt ist hierbei, dass die

---

<sup>149</sup> Harwart et al. (2005), S. 8.

<sup>150</sup> Unter der ABC- Analyse wird die Priorisierung der Objekten in A-B-C-Klassen verstanden. Dabei wird die A-Klasse als sehr wichtig empfunden.

<sup>151</sup> Der Begriff SWOT ist ein Akronym für Strengths (Stärke), Weaknesses (Schwäche), Opportunities (Gelegenheit) und Threats (Risiken). Mit dieser Methode können Unternehmen Potentiale ausfindig machen und abwägen, ob eine Verbesserung nötig ist.

<sup>152</sup> Harwart et al. (2005), S. 9-10.

Optimierung kontinuierlich abläuft, d. h., es bleibt nicht nur bei einer einmaligen Anwendung. Der PDCA-Zyklus stellt das Vorgehen dar (s. Abbildung 26).<sup>153</sup>

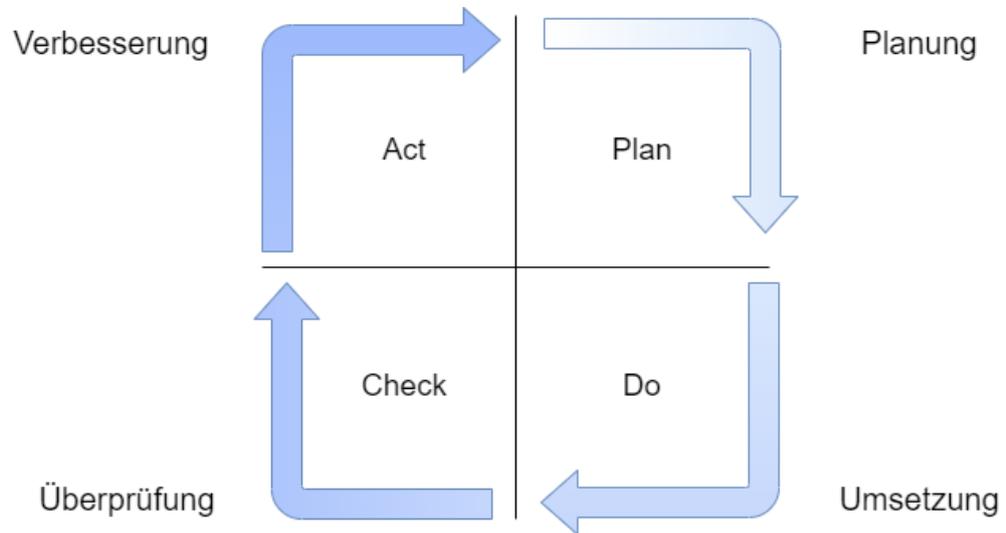


Abbildung 26: Der PDCA-Zyklus<sup>154</sup>

Der PDCA-Zyklus besteht aus insgesamt vier Schritten (Planung, Umsetzung, Überprüfung, Verbesserung), die sich wiederholen. Es ist ein repetitiver Ansatz, um eine kontinuierliche Verbesserung der Prozesse zu gewährleisten.<sup>155</sup>

- Process Re-Engineering: Dieser Ansatz stellt eine radikale Veränderung der Prozesse dar. Dabei werden diese komplett neu umgestaltet und umstrukturiert, sodass sie sich vom ursprünglichen Prozess unterscheiden. Bei dieser Methode geht es um eine Verbesserung des Gesamtprozesses. Eine Optimierung in kleinen Schritten wie beim KVP spielt hierbei keine Rolle.<sup>156</sup>

#### Schritt 4: Die Umsetzung

Im vierten Schritt gilt es, die neuen Maßnahmen umzusetzen und somit die Prozesse zu optimieren. Für eine erfolgreiche Umsetzung der Maßnahmen ist maßgebend das Engagement der Beteiligten relevant, weshalb die Umsetzung systematisch erfolgen muss.<sup>157</sup> Eine

<sup>153</sup> Gernert und Köppen (2006), S. 200.

<sup>154</sup> Eigene Darstellung in Anlehnung an Syska (2006), S. 100-101.

<sup>155</sup> Syska (2006), S. 100-101.

<sup>156</sup> Harwart et al. (2005), S. 3.

<sup>157</sup> Best und Weth (2009), S. 171.

---

Dokumentation dieser Schritte ist zudem wünschenswert und dient dem Verständnis und der Nachverfolgung der Verbesserungsmaßnahmen.

#### Schritt 5: Die Nachbereitung

In der Nachbereitungsphase sollen die optimierten Prozesse überwacht werden und in bestimmten Abständen soll eine Leistungsmessung der optimierten Prozessen durchgeführt werden. Dadurch kann sichergestellt werden, dass die Änderungen im Prozess auch das gewünschte Ergebnis erbringen.<sup>158</sup>

### 3.2 Beispiel aus der Praxis

Für die Darstellung der Prozessoptimierung in der Praxis wird eine Fallstudie des Consultingunternehmens REFA Consulting AG vorgestellt.<sup>159</sup> Das Consulting-Unternehmen hat die Optimierung der Prozesse eines Pharma-Unternehmens über einen Zeitraum von vier Monaten unterstützt. Für dieses Projekt wurden drei Berater beauftragt. Ausgangspunkt war das stetige Wachstum des Pharma-Unternehmens. Die Berater sollten die Prozesse auf mögliche Potenziale untersuchen, um die Lieferfähigkeit der Produkte bei gleichzeitiger Reduzierung der Kapitalbindung zu gewährleisten. Ein wesentlicher Fokus des Projektes bestand in der Betrachtung der Lager- und Auftragsfertigung. Hier sollen sowohl die Chargen und als auch die Produktreihenfolgen optimiert werden.

Am Anfang des Projektes wird ein Ziel definiert, damit die Mitarbeiter des Pharma-Unternehmens auch das Bestreben haben, auf dieses Ziel hinzuarbeiten. Nachfolgend sollen sich die Berater eine Übersicht von den Prozessen verschaffen. Dabei werden die Mitarbeiter, die an der Wertschöpfungskette beteiligt sind, in Interviews und Workshops eingebunden. Dadurch wird sichergestellt, dass die Schnittstellen in den Prozessen nicht vernachlässigt werden. Das Ergebnis dieser Phase ist ein Ist-Prozessmodell, das Aufschluss über den Verlauf des Prozesses gibt. Schwachstellen in bestimmten Arbeitsschritten sowie Potenziale können hieraus abgeleitet werden.

Im darauffolgenden Schritt soll mithilfe der Mitarbeiter ein Soll-Prozessmodell erstellt werden. Eine direkte Kommunikation mit den Mitarbeitern an den Arbeitsplätzen erlaubt den Beratern,

---

<sup>158</sup> Best und Weth (2009), S. 204.

<sup>159</sup> Refa Consulting AG (2016)

ein tieferes Verständnis für die Abläufe zu bekommen. Das Ergebnis dieser Phase sind die Benennung des erkannten Potentials und mögliche Lösungsvorschläge, um dieses zu erreichen.

Damit die Umsetzung der Maßnahmen gelingt, werden Prozessdaten erhoben. Diese sollen ein repräsentatives Abbild der Ist-Prozesse darstellen. Hierfür werden Beobachtungen an den Arbeitsplätzen der Mitarbeiter durchgeführt, um die Daten zu erheben, die den Verlauf des verbesserten Prozesses darstellen. Diese Beobachtungen erstrecken sich über einen Tag je Arbeitsplatz. Auf diese Weise kann der Anteil der unplanmäßigen und unproduktiven Zeiten erfasst werden und deren Ursachen können ermittelt werden. Zum Schluss werden die Ergebnisse dokumentiert.

Mithilfe des Consulting-Unternehmens war ein Einsparpotenzial zwischen 200.000 und 250.000 Euro pro Geschäftsjahr für das Pharma-Unternehmen möglich.<sup>160</sup>

### 3.3 Fazit

Unternehmen stehen heutzutage unter großem Druck, den Anforderungen wie der Gestaltung der Handlungsabläufe gerecht zu werden. Sie müssen schnell und schlank gestaltet werden, gleichzeitig müssen sie aber auch flexibel und individuell sein. Nur so lässt sich die Effizienz des Unternehmens erhalten. Das Bestehen eines Unternehmens hängt von der Optimierung der Prozesse ab. In diesem Kapitel wurde die herkömmliche Vorgehensweise zur Prozessoptimierung vorgestellt, die auch in der Praxis angewendet wird (s. Kapitel 3.2). Damit lassen sich Prozesse in Form von Prozessmodellen durch das Prozessmanagementsystem verwalten und automatisieren. Jedoch sind die Prozesse im Unternehmen meist groß und komplex und verlaufen nie so, wie das Unternehmen es wahrhaben möchte.

Abbildung 27 zeigt, wie Unternehmen ihre Prozesse wahrnehmen und wie sie in der Realität wirklich ablaufen. Prozesse sind meist komplexer als die Unternehmen, zu denken vermögen. Eine Optimierung der Prozesse ist deshalb ein wesentlicher Bestandteil der Unternehmensführung. Die herkömmliche Vorgehensweise der Prozessoptimierung kann jedoch den Anforderungen des Unternehmens in der heutigen Zeit nicht mehr gerecht werden. Die starke Vernetzung der Systeme und Maschinen zwingt die Unternehmen dazu, ihre Prozesse schneller

---

<sup>160</sup> Refa Consulting AG (2016)

zu optimieren, wofür eine adäquate Vorgehensweise benötigt wird. Eine Erhebung der Prozesse mit Interviews und Workshops würde zu viel Zeit in Anspruch nehmen.

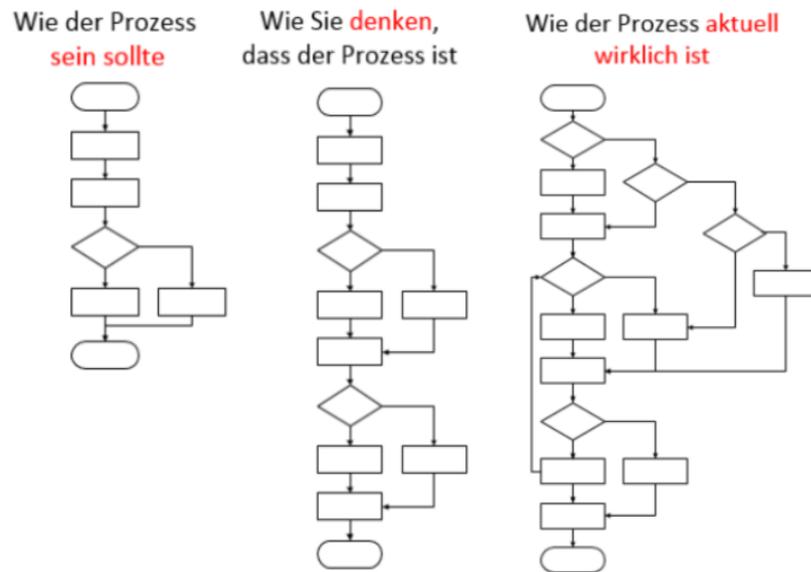


Abbildung 27: Wie Prozesse im Unternehmen wahrgenommen werden<sup>161</sup>

Im nächsten Kapitel wird deshalb darauf eingegangen, wie mithilfe von Process Mining aus Prozessdaten automatisiert das dazugehörige Prozessmodell mit all seinen Varianten ermittelt werden kann. Dabei kommt das Tool ‚Disco‘ zur Anwendung, das die Methodik des Process Mining nutzt.

<sup>161</sup> Schnurr (2019)

## 4 Process Intelligence System

Deutsche Unternehmen orientieren ihr Prozessmanagementsystem verstärkt in eine strategische Richtung. Für dieses Vorhaben werden IT-Werkzeuge herangezogen, die für die Prozessmodellierung und -automatisierung eingesetzt werden. Unternehmen haben eine genaue Vorstellung, wie sie ihre Prozesse transparent und messbar darstellen können. Dagegen war die Stufe der kontinuierlichen Prozessoptimierung schwach ausgeprägt, obwohl Effizienzsteigerung das zentrale Ziel eines jeden Prozessmanagements ist. Für dieses Problem soll Prozessintelligenz eine Lösung darstellen. Sie wird im Unternehmen angewendet werden, um die Wirksamkeit des Prozessmanagements zu erhöhen.<sup>162</sup>

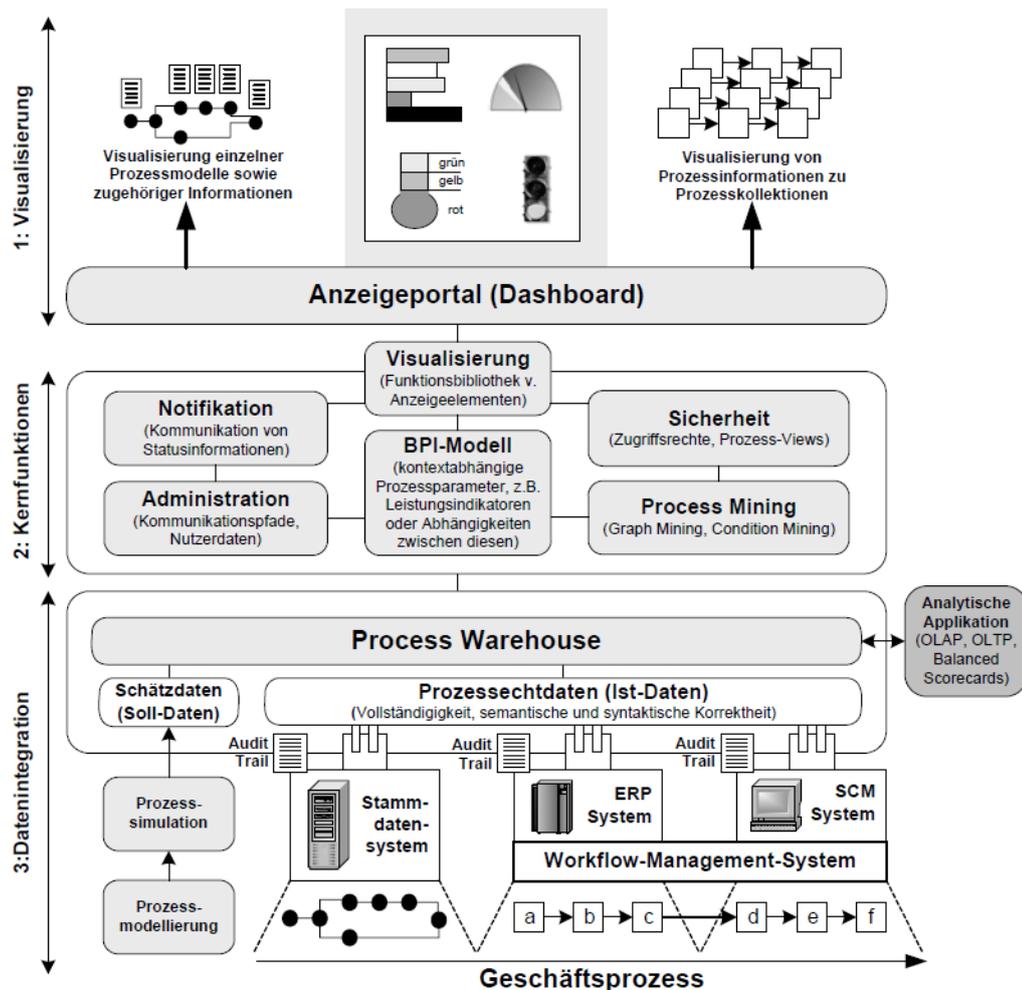


Abbildung 28: Business Process Intelligence Referenzarchitektur<sup>163</sup>

<sup>162</sup> Brucker-Kley et al. (2018), S. 6-7.

<sup>163</sup> Mutschler und Reichert (2006), S. 3.

Abbildung 28 stellt die Referenzarchitektur eines BPI-Systems von Mutschler und Reichert (2006) dar. Im Mittelpunkt dieser Architektur ist die Kernfunktion abgebildet, die als wesentliche Komponente die Process-Mining-Technik anwendet. Im nachfolgenden Kapitel wird auf die Funktionsweise der Process-Mining-Technik eingegangen und darauf, wie mithilfe des Tools ‚Disco‘ ein Prozessmodell automatisiert erstellt werden kann, um somit die Prozesse transparent darstellen zu können.

## 4.1 Prozessoptimierung durch Process Mining

### 4.1.1 Der $\alpha$ – Algorithmus

Der  $\alpha$  -Algorithmus gehört zu den ersten und bekanntesten Algorithmen für die automatisierte Generierung eines Prozessmodells. Es gibt bereits verschiedene Ansätze, um aus den Event-Logs das zugehörige Prozessmodell zu erstellen.<sup>164</sup> Diese beruhen jedoch mehr oder weniger auf dem  $\alpha$  -Algorithmus, sodass dieser in dieser Arbeit betrachtet wird. Ausgangspunkt sind die Event Logs, die der Algorithmus analysiert, um daraus ein Prozessmodell zu erstellen. Dabei sucht der  $\alpha$ -Algorithmus in dem Event-Log nach Abhängigkeiten bzw. Mustern unter den Ereignissen.<sup>165</sup>

Für die Darstellung dieser Abhängigkeiten zwischen den Ereignissen werden Relationen definiert, die in Tabelle 2 aufgelistet sind. Die Grundidee des Algorithmus ist, dass aufeinanderfolgende Ereignisse im Event-Log auch im Prozess direkt verlinkt sein müssen. Dabei müssen komplizierte Strukturen wie Parallelitäten darstellbar sein.<sup>166</sup>

Tabelle 2: Relationen, die durch den  $\alpha$  -Algorithmus identifiziert werden<sup>167</sup>

Relation	Bedeutung
>	A>B bedeutet, dass im Anschluss auf Aktivität A Aktivität B folgt (abhängige Beziehung)
#	A#B bedeutet, dass Aktivität A nicht auf Aktivität B folgt und vice versa (keine Beziehung vorhanden)
→	A → B bedeutet, wenn A>B gilt, aber nicht B>A (kausale Beziehung)
	A  B bedeutet, wenn A>B als auch B>A gilt (parallele Beziehung)

<sup>164</sup> Für einen tieferen Einblick wird auf die Arbeit von W.M.P. van der Aalst, A.K. Alves de Medeiros, and A.J.M.M. Weijters (2005) und van der Aalst et al. (2006) verwiesen

<sup>165</sup> Schöning (2015), S. 39.

<sup>166</sup> Schöning (2015), S. 39-40.

<sup>167</sup> Eigene Darstellung in Anlehnung van der Aalst (2011), S. 130.

Das Event Log stellt, wie bereits mehrfach erwähnt, den Ausgangspunkt jedes Process Mining Projekts dar. In Tabelle 3 befindet sich beispielhaft ein Event-Log, das verschiedene Attribute beinhaltet. Für die Erstellung der Prozessperspektive des Prozessmodells werden lediglich die Spalten ‚Case‘ und ‚Activity‘ betrachtet. Die Spalte ‚Case‘ steht für die jeweilige Prozessinstanz (Fall), die den Prozess durchläuft, und die Spalte ‚Activity‘ stellt die Aktivitäten dar, die in einer Prozessinstanz durchgeführt werden.

Tabelle 3: Beispiel für ein Event Log<sup>168</sup>

Case	Activity	Originator	Time Stamp
1	A	John	9-3-2004: 15.01
2	A	John	9-3-2004: 15.12
3	A	Sue	9-3-2004: 16.03
3	B	Carol	9-3-2004: 16.07
1	B	Mike	9-3-2004: 18.25
1	C	John	10-3-2004: 9.23
2	C	Mike	10-3-2004: 10.34
4	A	Sue	10-3-2004: 10.35
2	B	John	10-3-2004: 12.34
2	D	Pete	10-3-2004: 12.50
5	A	Sue	10-3-2004: 13.05
4	C	Carol	11-3-2004: 10.12
1	D	Pete	11-3-2004: 10.14
3	C	Sue	11-3-2004: 10.44
3	D	Pete	11-3-2004: 11.03
4	B	Sue	11-3-2004: 11.18
5	E	Clare	11-3-2004: 12.22
5	D	Clare	11-3-2004: 14.34
4	D	Pete	11-3-2004: 15.56

<sup>168</sup> In Anlehnung van der Aalst et al. (2006), S. 3.

Mit dem  $\alpha$ -Algorithmus ist es nun möglich, das dazugehörige Prozessmodell zu ermitteln, das die Ereignislogdaten aus Tabelle 3 widerspiegeln soll. Zuerst müssen jedoch die Pfade der Prozessinstanzen ermittelt werden. Diese zeigen die Abfolge der Aktivitäten für eine Prozessinstanz an. Zum Beispiel werden in dem Case 5 die Aktivitäten AED durchgeführt. In dem Case 1 und 3 werden dementsprechend die Aktivitäten ABCD abgebildet und Case 2 und 4 zeigen die Aktivitäten ACBD. Daraus ergeben sich folgende Pfade  $W = \{ABCD, ACBD, AED\}$ .

Die Ordnungsrelationen aus Tabelle 2 können nun auf diese Pfade angewendet werden, sodass eine Footprint-Matrix generiert wird, die die Beziehungen der einzelnen Aktivitäten zueinander darstellt und als Hilfestellung dient, um das Prozessmodell zu entwerfen. Tabelle 4 stellt die Footprint-Matrix für den Event-Log aus Tabelle 3 dar.

Tabelle 4: Footprint-Matrix<sup>169</sup>

	a	b	c	d	e
a	#	→	→	#	#
b	#	#		→	#
c	#		#	→	#
d	#	←	←	#	←
e	←	#	#	#	#

Um daraus ein Prozessmodell abzuleiten, ist es wesentlich, die kausalen Abhängigkeiten zu berücksichtigen. Wie zu erkennen ist, stehen bestimmte Aktivitäten in einer Beziehung zueinander. Vor allem bestehen für diejenigen Aktivitäten eine Abhängigkeit, die nacheinander ausgeführt werden, z. B. die Aktivitäten A und B. Mit der Footprint-Matrix als Unterstützung kann nun mit dem  $\alpha$ -Algorithmus das Prozessmodell generiert werden.

Der  $\alpha$ -Algorithmus besteht aus acht Schritten, die nacheinander durchgeführt werden.<sup>170</sup>

1.  $T_L = \{t \in T \mid \exists \sigma \in L \ t \in \sigma\}$

Der erste Schritt dient dazu, alle im Pfade  $W$  enthaltenen Aktivitäten zu ermitteln. Für das Beispiel ergibt sich  $T_L = \{A, B, C, D, E\}$

<sup>169</sup> Eigene Darstellung

<sup>170</sup> van der Aalst (2011), S. 133 ff.

$$2. T_I = \{t \in T \mid \exists \sigma \in L \ t = \text{first}(\sigma)\}$$

Im zweiten Schritt werden alle initialen Aktivitäten ausfindig gemacht, die am Anfang der einzelnen Prozessinstanz stehen.  $T_I = \{A\}$

$$3. T_O = \{t \in T \mid \exists \sigma \in L \ t = \text{last}(\sigma)\}$$

Im dritten Schritt werden alle Aktivitäten ermittelt, die bei jeder Prozessinstanz am Ende stehen.  $T_O = \{D\}$

$$4. X_L = \{(A, B) \mid A \subseteq T_L \wedge A \neq \emptyset \wedge B \subseteq T_L \wedge B \neq \emptyset \wedge \forall a \in A \forall b \in B \ a \rightarrow_L b \wedge \\ \forall a_1, a_2 \in A \ a_1 \#_L a_2 \wedge \forall b_1, b_2 \in B \ b_1 \#_L b_2\}$$

Im vierten Schritt werden die kausalen Beziehungen zwischen den einzelnen Aktivitäten bestimmt. Zwischen den zusammenhängenden Aktivitäten wird ein Platzhalter  $P_{A,B}$  eingefügt, sofern  $A \rightarrow B$  gilt. A stellt dabei die Inputaktivitäten und B die Outputaktivitäten dar. Folglich beinhaltet  $X_L$  alle Paare, die in einem direkten kausalen Verhältnis zueinander stehen.

$$X_L = \{(\{A\}, \{B\}), (\{A\}, \{C\}), (\{A\}, \{E\}), (\{B\}, \{D\}), (\{C\}, \{D\}), (\{E\}, \{D\}), (\{A\}, \{B, E\}), \\ (\{A\}, \{C, E\}), (\{B, E\}, \{D\}), \{C, E\}, \{D\})\}$$

$$5. Y_L = \{(A, B) \in X_L \mid \forall (A', B') \in X_L \ A \subseteq A' \wedge B \subseteq B' \rightarrow (A, B) = (A', B')\}$$

Im fünften Schritt wird die Obermenge  $Y_L$  aller kausalen Beziehungen in  $X_L$  abgeleitet.

$$Y_L = \{(\{A\}, \{B, E\}), (\{A\}, \{C, E\}), (\{B, E\}, \{D\}), \{C, E\}, \{D\})\}$$

$$6. P_L = \{p_{(A,B)} \mid (A, B) \in Y_L \cup \{i_L, i_O\}\}$$

Im sechsten Schritt werden die Platzhalter  $P_L$  zwischen den zusammenhängenden Aktivitäten ermittelt.  $P_L$  beinhaltet dabei alle Plätze  $p_{(A,B)}$ , die zwischen den Ereignissen in  $Y_L$  liegen.

$$P_L = \{i_L, i_O, p_{(\{A\}, \{B, E\})}, p_{(\{A\}, \{C, E\})}, p_{(\{B, E\}, \{D\})}, p_{(\{C, E\}, \{D\})}\}$$

$$7. F_L = \{(a, p_{(A,B)}) \mid (A, B) \in Y_L \wedge a \in A \cup \{(p_{(A,B)}, b) \mid (A, B) \in Y_L \wedge b \in B\} \cup \{(i_L, t) \mid t \in T_1\} \cup \\ \{(t, o_L) \mid t \in T_O\}\}$$

Im siebten Schritt wird die Menge der Kanten im Modell eruiert, die die einzelnen Plätze  $P_L$  mit den Aktivitäten verbindet.

$$F_L = \{(i_L, A), (A, p_{(\{A\}, \{B, E\})}), (p_{(\{A\}, \{B, E\})}, B), \dots, (D, o_L)\}$$

8.  $\alpha(L) = (P_L, T_L, F_L)$ 

Im letzten Schritt wird das abgeleitete Prozessmodell  $\alpha(L)$ , das aus den Mengen  $P_L, T_L, F_L$  besteht, als Ergebnis präsentiert.

Abbildung 29 stellt das abgeleitete Modell nach der Durchführung der acht Schritte dar. Sie zeigt den realen Prozessverlauf aus den Ereignissen aus der Tabelle 3.

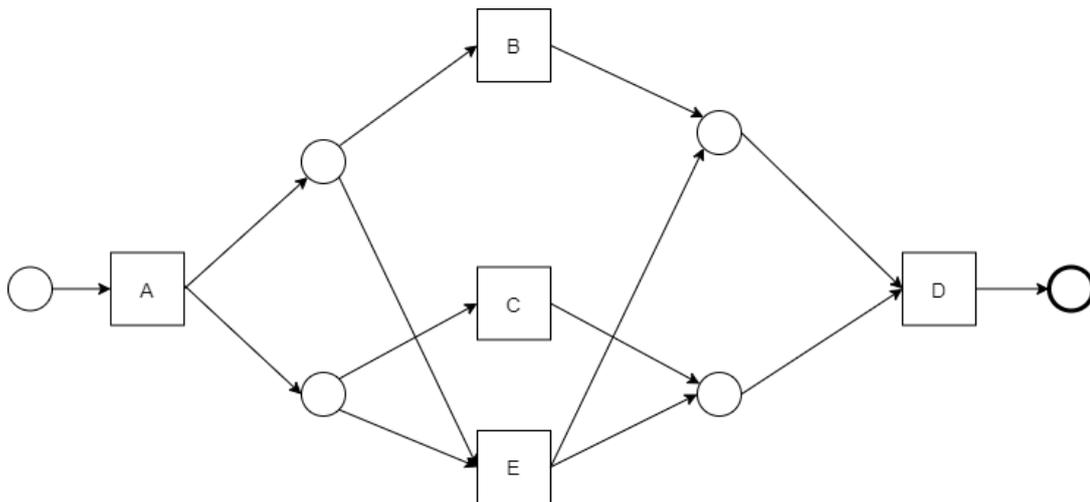


Abbildung 29: Abgeleitetes Prozessmodell <sup>171</sup>

Unternehmen können anhand dieses Modells weitere Schritte durchführen, um ihre Prozesse zu optimieren. Die zweite Art des Process Mining, das Conformance Checking, kann genutzt werden, um Unterschiede zwischen dem existierenden und dem abgeleiteten Prozessmodell aus dem Event-Log aufzudecken.

#### 4.1.2 Analyse mit dem Software-Tool ‚Disco‘

Im vorherigen Kapitel war die Modellierung eines Prozessmodells für ein kleines Event-Log noch nachvollziehbar. Doch in der Realität sind die Event-Logs meist lang, komplex und undurchsichtig. Prozesse beinhalten meistens auch verschiedene Varianten, was für die Modellierung eine große Herausforderung darstellt. Die in Kapitel 2.2.4 dargestellten Methoden, die der Modellierung von Prozessvarianten dienen, setzen voraus, dass der Modellierer alle

<sup>171</sup> In Anlehnung an van der Aalst et al. (2006), S. 3.

Varianten eines Prozesses im Vorfeld kennen muss. Jedoch stellt sich in der Praxis heraus, dass durch die Vielzahl von Varianten eines Prozessmodells der Modellierer nicht dazu in der Lage ist. Es ist gar unmöglich, dass der Modellierer alle Varianten eines Modells kennt, um diese zu modellieren. Die heutigen Geschäftsprozessmodellierungswerkzeuge und Workflow-managementsysteme können dieser Anforderungen deshalb nicht mehr gerecht werden.<sup>172</sup> Bei der heutigen Produktentwicklung können verschiedene Prozessvarianten entstehen, abhängig vom entwickelnden Produkt. Organisatorische Zuständigkeiten, die strategische Ausrichtung im Unternehmen oder andere Rahmenbedingungen führen ebenso zu einer Vielzahl von Prozessvarianten.<sup>173</sup> Diese werden außerdem nur für bestimmte Anwendungsfälle implementiert. Eine Integration der Informationen über den Anwendungskontext einer Varianten in das Prozessmodell war bislang nicht möglich. Auch die Auswertung dieser Informationen erweist sich als schwierig. Folglich war weder eine automatische Konfiguration von Prozessvarianten noch ein dynamischer Eingriff in die Prozessvariante während der Laufzeit denkbar.<sup>174</sup>

Dieses Problem soll mithilfe der neuen Technologie Process Mining gelöst werden. Das hierbei angewendete Tool ‚Disco‘, das von dem Unternehmen Fluxicon<sup>175</sup> entwickelt wurde, kann anhand der Ereignisdaten automatisiert das Prozessmodell sowie die dazugehörigen Varianten ableiten. Somit kann der Anwender sofort erkennen, welche Varianten in dem Prozessmodell durchgeführt werden und welche davon am häufigsten ausgeführt wird.

Es wird für das Tool ‚Disco‘ entschieden, weil dieses einerseits kostenlos zur Verfügung steht (im Gegensatz zu anderen Anbietern) und andererseits die Oberfläche des Tools leicht bedienbar ist. Für die Anwendung des Tools dienen die Kenntnisse aus dem Kurs ‚Process Mining: Data Science in Action‘ (s. Anhang A2).

Im Vergleich zur Variantenmodellierung aus Kapitel 2.2.4 muss der Anwender bei der Nutzung des Tools das Prozessmodell und die verschiedenen Varianten nicht unbedingt im Vorfeld kennen, um diese auch zu modellieren. Die Ereignisdaten sind ausschließlich für die Analyse relevant.

Das Datenset, das für die Analyse genutzt wird, stellt ein Event-Log aus einem Bestellprozess dar. Die Erläuterung zu dem Event-Log befindet sich im Anhang A1. Es beinhaltet folgende Informationen, die für die Erstellung eines Prozessmodells relevant sind:

---

<sup>172</sup> Hallerbach (2009), Kurzfassung

<sup>173</sup> Hallerbach et al. (2008), S. 2.

<sup>174</sup> Hallerbach (2009), Kurzfassung

<sup>175</sup> Vgl. Fluxicon (2020)

- Die Case ID, die zur Identifizierung der Prozessinstanzen dient
- Die Startzeit der Aktivitäten
- Die Endzeit der Aktivitäten
- Die Aktivitäten
- Die Ressourcen, die das Personal darstellt
- Die Rollen, die das Personal spezifiziert

Mit dem Event-Log soll herausgefunden werden, welche Varianten im Bestellprozess vorhanden sind und welche davon am häufigsten ausgeführt wird. Das Format dieses Datensets ist eine CSV-Datei, die auch in der Praxis vorzufinden ist.

Zu Beginn wird das Datenset in das Tool eingelesen. Danach öffnet sich ein Fenster, in dem die Daten nochmals für den Anwender sichtbar ist. In diesem Schritt müssen die einzelnen Spalten aus der CSV-Datei den zugehörigen Attributen (Case, Activity, Timestamp, Resource, Other) des Tools zugeordnet werden (s. Abbildung 30). Im Normalfall erkennt das Tool die Spalten und übernimmt die Zuordnung selbst, jedoch ist es auch für den Anwender möglich, die Zuordnung manuell vorzunehmen.

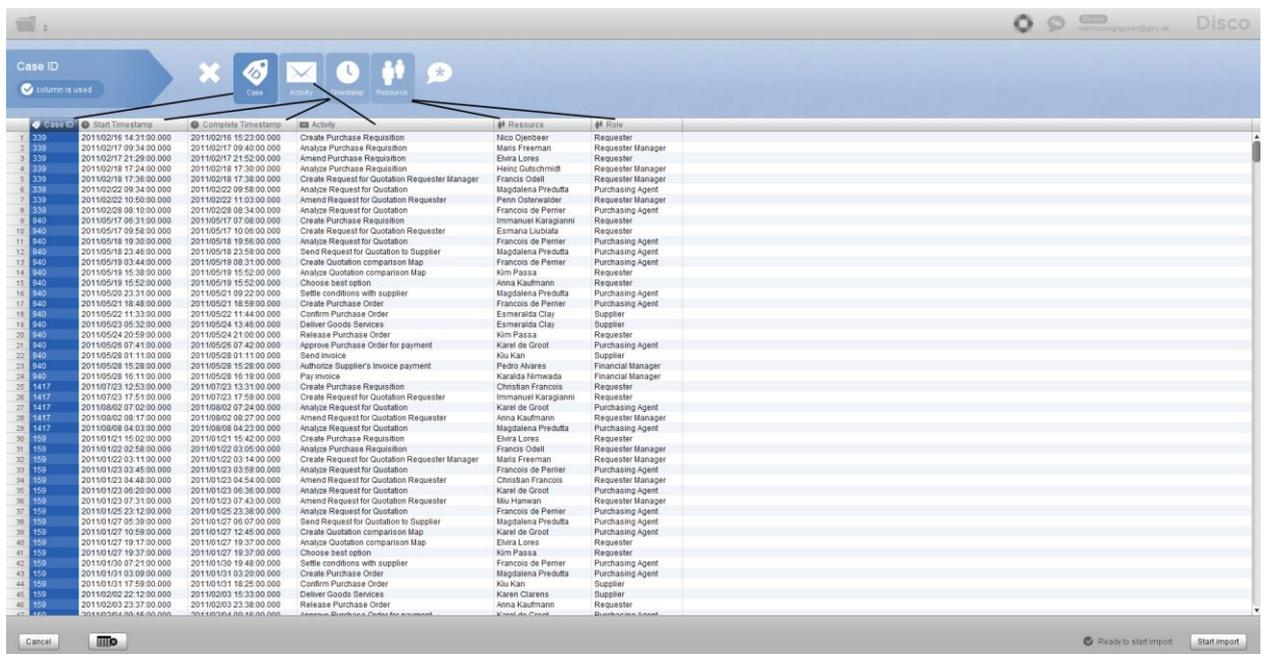


Abbildung 30: Importieren des Datensets in das Tool ‚Disco‘ 176

Nach dem Einlesen der Daten wird automatisch das zugehörige Prozessmodell erstellt, das ein genaues Abbild der Ereignisdaten ist. Es werden alle Aktivitäten und Pfade des Event-Logs erfasst. Weiterhin sind unter dem Reiter ‚Case‘ alle Varianten zu dem Prozessmodell sichtbar (Abbildung 31). In dem Beispiel ergibt aus dem Event-Log fünf Varianten des Prozessmodells.

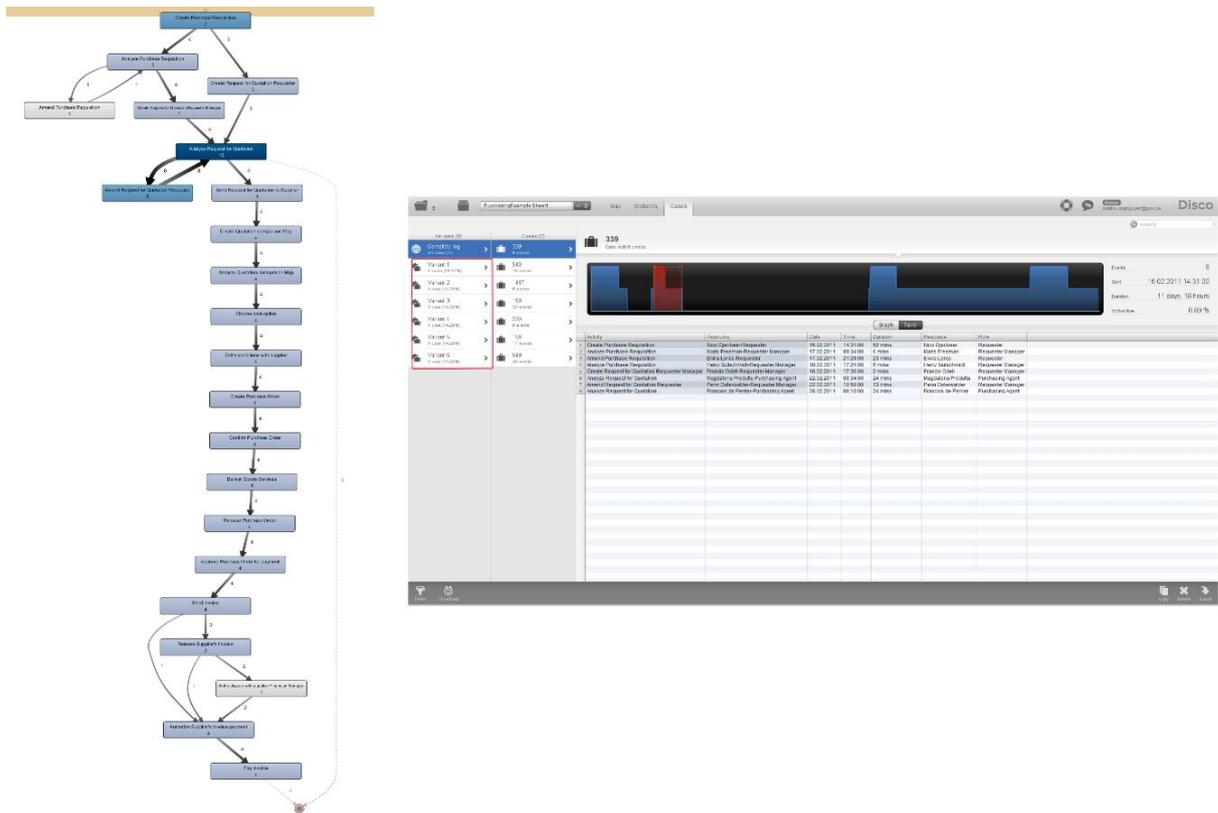


Abbildung 31: Prozessmodell aus dem Event-Log <sup>177</sup>

Mit der Filterfunktion<sup>178</sup> ist es möglich, einzelne Varianten für den Anwender anzuzeigen. In dem Beispiel wurde die am meisten durchgeführte Prozessvariante selektiert. In dieser Prozessvariante werden 28% aller Prozessinstanzen und 46% der Aktivitäten durchlaufen. In Abbildung 32 wird diese Prozessvariante bildlich dargestellt. Ein Vergleich der Prozessvariante aus Abbildung 32 mit dem Prozessmodell aus Abbildung 31 verdeutlicht die Unterschiede. Bestimmte Aktivitäten werden in der selektierten Prozessvariante nicht ausgeführt. Der Anwender kann nun daraus Rückschlüsse ziehen, welche Aktivitäten im Prozess relevant sind.

<sup>177</sup> Eigene Darstellung

<sup>178</sup> S. Anhang A3, Filtering



Anwender ist sofort ersichtlich, welche Stelle des Prozesses die meiste Zeit beansprucht. Dieser kann daraufhin gezielt die Aktivität betrachten, die viel Zeit in Anspruch nimmt und somit die Ursachen für dieses Verhalten ausfindig machen.

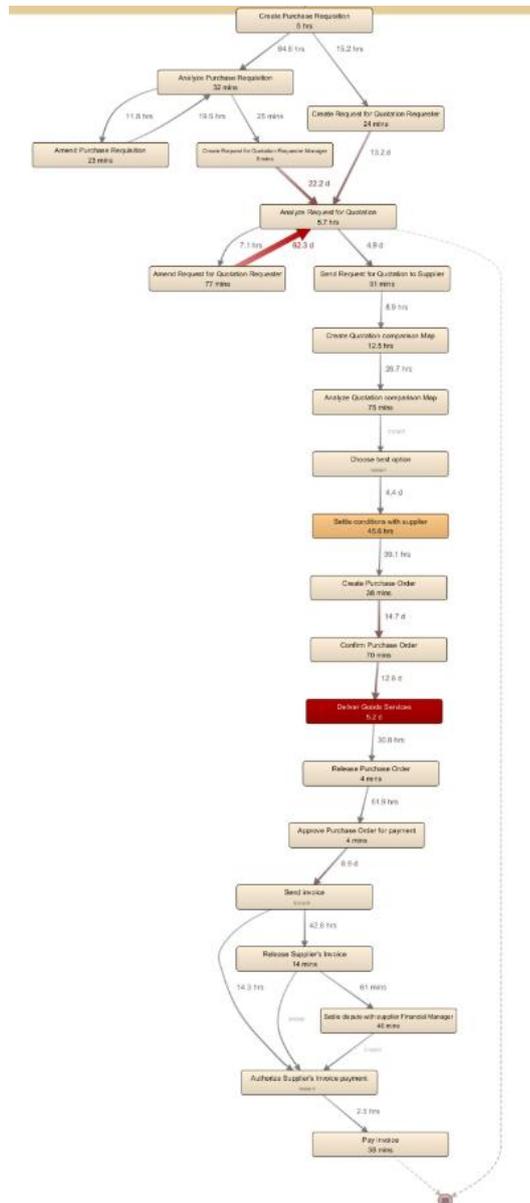


Abbildung 33: Prozessmodell mit Durchführungszeiten der Aktivitäten<sup>180</sup>

### 4.1.3 Fazit

Prozesse werden immer komplexer und größer, sodass das Management eine neue Herangehensweise benötigt, um diese Prozesse zu analysieren. Für das Unternehmen stellen sowohl die Effizienz als auch die Qualität ihrer Prozesse einen entscheidenden Erfolgsfaktor dar. Die kontinuierliche Optimierung der Geschäftsprozesse unterstützt bei diesem Zielvorhaben. Eine effektive Handhabung der Prozessvarianten ist ebenso essenziell, um die verschiedenen Prozessverläufe abbilden zu können.<sup>181</sup>

Process Mining ist hierbei als eine Art Röntgenbild der realen Prozessdaten zu verstehen, in dem alle Prozessvarianten erfasst werden können. Klassische Analysemethoden haben nicht die Möglichkeit, diese Variationen zu identifizieren. Denn je komplexer die Prozesse im Unternehmen sind, desto schwieriger ist es für den Anwender, diese Komplexität zu verstehen und die beinhalteten Varianten zu modellieren. Mit Blick auf Großunternehmen sei gesagt, dass die Prozesse mit den Jahren umfangreicher geworden sind, sodass deren Durchleuchtung sich als schwierig erweist. Mit der Process Mining Technologie können Unternehmen, unabhängig von der Branche, die eigenen Betriebsprozesse transparent darstellen. Dadurch sind sie in der Lage, Abweichungen von den realen durchgeführten Prozessen vom existierenden Prozessmodell zu erkennen und folglich Maßnahmen vorzunehmen, um diese zu optimieren. Im weiteren Verlauf können die Maßnahmen dann auf ihre Wirksamkeit geprüft werden.<sup>182</sup> Mit der Technologie ist es auch denkbar, komplexe Prozesse zu visualisieren. Bestimmte Tools wie ‚Disco‘ dienen als Analysetool und können die Komplexität der Prozesse aufschlüsseln. Dadurch ist es nicht nur möglich, die einzelnen Varianten des Prozessmodells darzustellen, sondern auch das Prozessmodell mit allen seinen Varianten (vgl. Abbildung 31).<sup>183</sup>

Für die Anwendung von Process Mining kommt den Prozessdaten eine große Bedeutung zu, denn, wie deutlich wurde, benötigt das eingesetzte Tool ‚Disco‘ lediglich die Prozessdaten, die Informationen über den Prozess enthalten. Für die Erstellung des Prozessmodells müssen die Prozessdaten mindestens die Attribute Case, Activity und Timestamp beinhalten. Deshalb ist es wesentlich, dass viele Prozessdaten zu den jeweiligen Prozessen stets zur Verfügung stehen.

---

<sup>181</sup> Hallerbach (2009), S. 257.

<sup>182</sup> Heer und Glazyrin (2020)

<sup>183</sup> Reinkemeyer (2020), S. 5.

## 4.2 Anwendung von Process Mining in der Praxis

BMW hat im Jahr 2017 angefangen Process Mining anzuwenden. Seitdem konnte BMW mit der neuen Technologie seine Prozesse erheblich verbessern und Kosten einsparen. Eine Anwendung von Process Mining fand in einem neuen Lackiererwerk statt.<sup>184</sup> Kunden können bei BMW für den Lack des Fahrzeugs aus einer Vielzahl von Farben wählen. BMW bietet dabei 19 Serienfarben, sechs Individualfarben und eine Vielzahl von Sonderlacken an.<sup>185</sup> In der Lackiererwerkstatt können jedoch Probleme auftreten: Fehler in der Nutzung bestimmter Farben, lange Durchlaufzeiten oder auch die Wiederaufnahme des Prozesses.<sup>186</sup>

Experten haben mit der herkömmlichen Methode (s. Kapitel 3.1) versucht, diesen Problemen auf den Grund zu gehen. Durch Beobachtungen, Erfahrungen der Mitarbeiter aus den letzten Jahren und mithilfe der Methode des Versuchs und Irrtums<sup>187</sup> wurde versucht, die Probleme aufzudecken und zu lösen.<sup>188</sup>

Obwohl durch die Jahre hinweg Daten bei den Produktionsschritten gesammelt wurden, wurden diese nie zur Analyse herangezogen, weil dieses Vorhaben zu jener Zeit zu kompliziert und zeitaufwändig war. Mit der Process Mining Technologie sollte dies sich aber ändern. Der erste Schritt, die Datensammlung, stellte für BMW kein Hindernis dar, da sie weitgehendst im Unternehmen das gleiche IT-System nutzen.<sup>189</sup> Somit hat BMW bereits eine fundamentale Datenbasis. Die Anwendung von Process Mining auf diese Datenbasis ermöglicht es BMW, einen sogenannten digitalen Zwilling, d. h., eine Abbildung eines Objektes oder eines Prozesses in der digitalen Welt (s. Abbildung 34), ihrer Produktionsstätte zu erstellen.

Dadurch konnten in dem Lackiererprozess die Farben identifiziert werden, die bei der Produktion kostspieliger waren als geplant. Durch die Problementdeckung können Handlungsmaßnahmen getroffen werden, um die Kosten zu reduzieren. Beispielsweise werden bestimmte Farben nicht mehr angeboten, weil diese sich nicht rentieren, oder die Preise wurden für den Kunden angepasst.<sup>190</sup>

---

<sup>184</sup> Vaske (2019)

<sup>185</sup> BMW Group Werke (2020)

<sup>186</sup> Reinkemeyer (2020), S. 67.

<sup>187</sup> Versuch und Irrtum stellt eine heuristische Methode dar. Dabei werden so lange Lösungsmöglichkeiten für ein Problem ausgeführt, bis die gewünschte Lösung gefunden wird.

<sup>188</sup> Reinkemeyer (2020), S. 67.

<sup>189</sup> Reinkemeyer (2020), S.67

<sup>190</sup> Reinkemeyer (2020), S. 68-69.

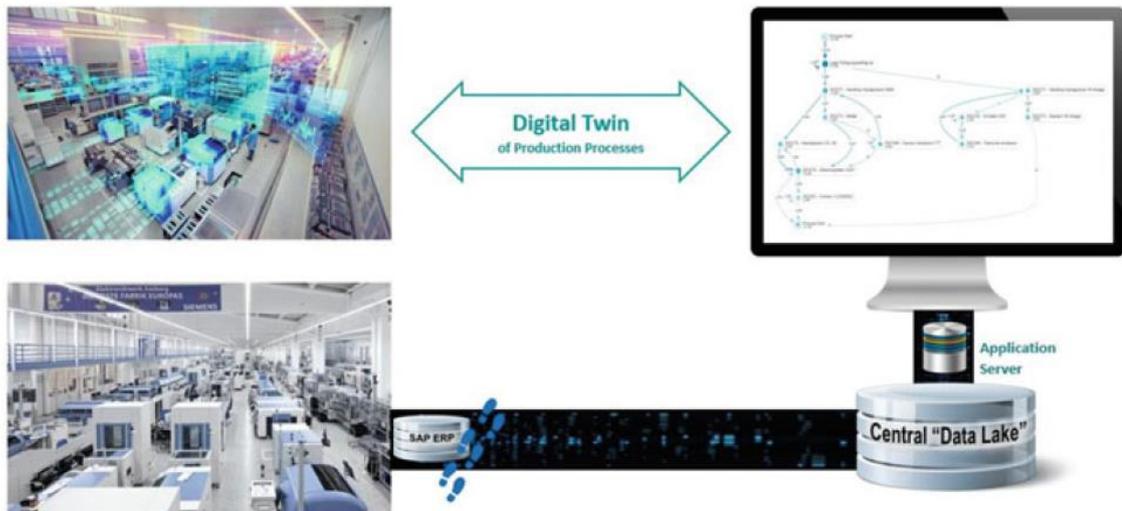


Abbildung 34: Digitaler Zwilling <sup>191</sup>

Weiterhin ist es mit Process Mining möglich, Unregelmäßigkeiten im Lackiererprozess zu identifizieren, die Ursache zu analysieren und dann darauf zu reagieren. Dadurch können Ausfälle in der Produktion und damit verbundene Mehrkosten vermieden werden.<sup>192</sup>

Klaus Straub, CIO von BMW, betont zudem, dass die Aufgabe erst erledigt ist, wenn Process Mining in allen Lokationen auf einem einheitlichen, hohen Level implementiert ist. BMW will dabei in großen Schritten vorankommen, indem ein Wissensnetzwerk unter den Mitarbeitern in allen Lackierereien zu implementieren ist. Ein ständiger Ideenaustausch sei laut Straub elementar.<sup>193</sup>

Mit Process Mining ist es nun möglich, die Produktionsprozesse zu visualisieren. Der Vorteil besteht darin, dass der Produktionsprozess so abgebildet wird, wie dieser auch in der Realität abläuft und nicht wie üblich vorher modelliert werden muss. Mit dem digitalen Zwillings können Probleme schneller erfasst und darauf reagiert werden. Des Weiteren ist es möglich, Process Mining als ein Monitoring Werkzeug zu nutzen, sodass die Qualität der Produkte ständig verbessert werden kann und dadurch die Produktionskosten minimiert werden. Darüber hinaus kann das erstellte Ist-Prozessmodell mit dem original geplanten Prozessmodell verglichen werden, um ungeplante Abweichungen zu identifizieren und gegebenenfalls zu reagieren.

<sup>191</sup> Reinkemeyer (2020), S. 21.

<sup>192</sup> Demtröder und Lechner (2020)

<sup>193</sup> Vaske (2019)

BMW Group setzt in praktisch allen Bereichen des Unternehmens die Technologie des Process Mining ein. Damit soll die gesamte Organisation in eine prozessorientierte Ordnung gebracht werden.<sup>194</sup>

### 4.3 Abgrenzung von Process Mining zu Data Mining

In diesem Unterkapitel sollen Unterschiede zwischen den Begriffen Process Mining und Data Mining herausgestellt werden. Auch wenn beide Begriffe sich ähneln, so werden sie in der Praxis in unterschiedlichen Bereichen angewendet.

Van der Aalst (2016) beschreibt, dass Process Mining eine Verbindung von herkömmlichen Methoden aus dem Geschäftsprozessmanagement (modellzentrierte Analyse) und Data Mining (datenzentrische Analyse) darstellt.<sup>195</sup>

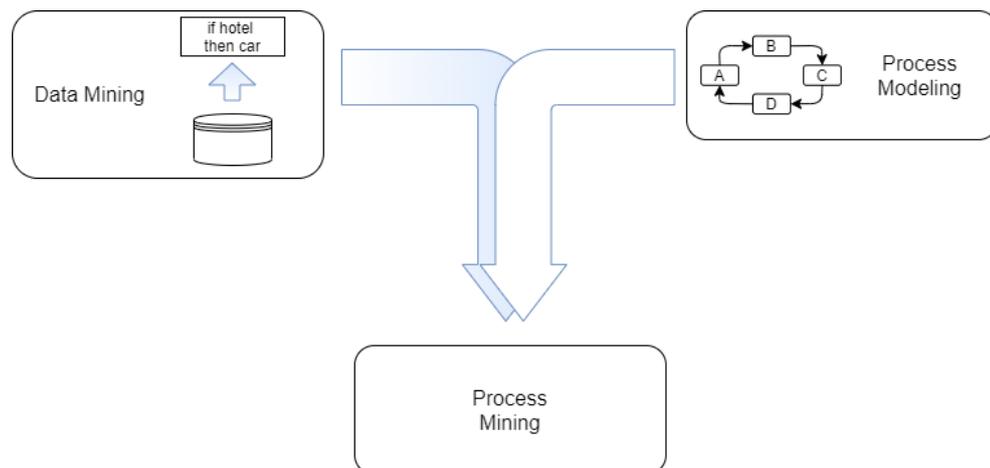


Abbildung 35: Data Mining - Process Mining<sup>196</sup>

Abbildung 35 stellt diese Definition bildlich dar. Peters und Neuroth (2019) sehen Process Mining ebenfalls als verbindendes Element zwischen dem prozessorientierten Geschäftsprozessmanagement und dem nicht prozessorientierten Data Mining.<sup>197</sup>

<sup>194</sup> Vaske (2019)

<sup>195</sup> van der Aalst (2016), S. 17.

<sup>196</sup> In Anlehnung an Rozinat (2016)

<sup>197</sup> Peters und Neuroth (2019), S. 3.

---

Jedoch muss klargestellt werden, dass Process Mining nicht bloß eine spezielle Art des Data Mining ist, wie es aus der Abbildung eventuell hervorgehen mag. Im Gegensatz zu klassischen Data Mining Techniken stehen beim Process Mining speziell Prozesse im Mittelpunkt, die nicht nur auf reine Leistungsdaten zurückgreifen. Data Mining Techniken verarbeiten in der Regel zwar eine große Anzahl an Daten, haben jedoch keine explizite Vorstellung eines Prozesses. Process Mining wiederum fokussiert sich auf die kausalen Beziehungen zwischen den Aktivitäten im Prozess und analysiert deren Ablauf. Die Prozessmodellierung spielt hierbei eine entscheidende Rolle und bildet die Basis für weiterführende Analysen.

Beim Vergleich zwischen dem CRISP-DM Modell aus Kapitel 2.3.1.3 und dem L\*-Lifecycle Modell aus Kapitel 2.3.2.3 wird deutlich, dass beide Methoden zwar ähnliche Schritte hinsichtlich der Datenerhebung und -aufbereitung aufweisen, jedoch der Unterschied in der Analyse der Daten liegt. Während Data Mining versucht Muster aus zusammengeführten Daten zu erkennen, fokussiert sich Process Mining auf die Prozessdaten, die zur Erstellung eines Prozessmodells genutzt werden.

Mit der Data Mining Technik wird versucht, ‚Was‘-Fragen zu beantworten (z. B. ‚Was wurde gemeinsam in einem Warenkorb gekauft?‘). Process Mining, zielt hingegen darauf ab, in die Prozessen zu betrachten und diese transparent darzustellen. Fragen, die mit ‚Wie‘ oder ‚Warum‘ anfangen, werden dabei gelöst (z. B. ‚Warum nimmt der Bestellprozess so viel Zeit in Anspruch?‘). Kausale Abhängigkeiten zwischen einzelnen Prozessschritten werden dabei aufgedeckt, um zu zeigen, warum Prozesse so verlaufen, und nicht anders.<sup>198</sup>

---

<sup>198</sup> van der Aalst et al. (2007)

## 4.4 Herausforderungen von Process Mining

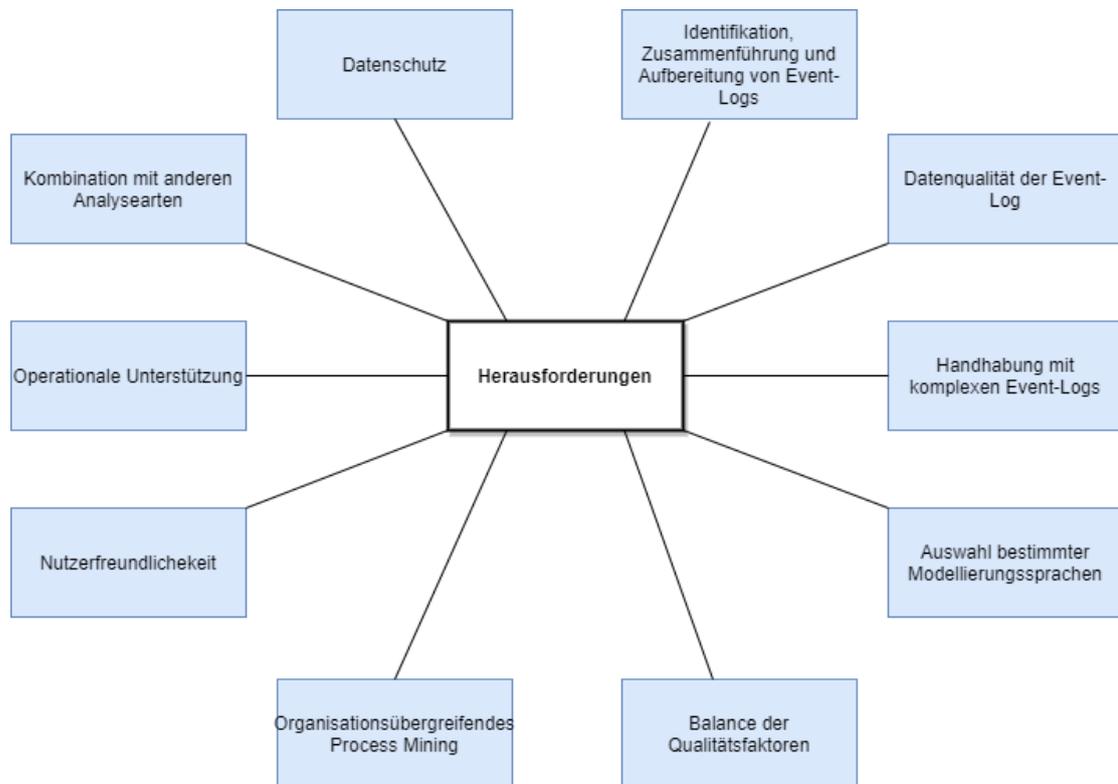


Abbildung 36: Herausforderungen von Process Mining<sup>199</sup>

Process Mining steckt noch in den Kinderschuhen, sodass es bei der Anwendung noch fehleranfällig ist. Aufgrund dessen gibt es in der Praxis auch keinen Best Case. In diesem Kapitel werden deshalb die zentralen Herausforderungen hervorgehoben, die bei Anwendung der neuen Technologie auftreten können.

### Identifikation, Zusammenführung und Aufbereitung von Event-Logs

Die Erhebung von Ereignisdaten stellt noch eine große Hürde dar. In der Regel stammen die relevanten Daten nicht aus einer Quelle, sondern sind auf verschiedenen Systeme verteilt. Die Problematik liegt darin, die Daten aus den verschiedenen Quellen zu extrahieren. Des Weiteren haben die Daten meist objektzentrische Merkmale anstatt prozessorientierte, was die Zuordnung zu einer Prozessinstanz schwierig gestaltet. Folglich ist es notwendig, die Objekte mit der zugehörigen Prozessinstanz abzubilden. Für die Identifikation der relevanten Daten ist es auch zentral, eine vorab definierte Fragestellung bzw. Zielsetzung für das Vorhaben zu haben.

<sup>199</sup> Eigene Darstellung in Anlehnung van der Aalst et al. (2012a), S. 11 ff.

Leitsatz 2 aus Kapitel 2.3.2.3 unterstreicht dies. Denn ohne eine konkrete Fragestellung, können Daten nicht sinnvoll extrahiert werden.<sup>200</sup>

Für die Lösung der genannten Probleme sind bessere Methoden und Werkzeuge notwendig. Darüber hinaus dürfen Ereignislogdaten nicht mehr als Nebenprodukte verstanden werden, sondern als eine wertvolle Datenquelle, die es zu analysieren gilt. Eine Möglichkeit hoch qualitative Ereignislogs zu erhalten, kann aus dem Bereich des Data Warehousing kommen. So kann beispielsweise während der Dateneingabe eine Überprüfung durchgeführt werden, um den Anteil der inkorrekten Ereignisdaten zu senken (s. Kapitel 2.3.1.3).

### Datenqualität der Event-Logs

Die Qualität der Daten hat einen entscheidenden Einfluss auf den Erfolg eines Process-Mining-Projekts. In dem Kontext gibt es unterschiedliche Probleme: Daten einer Aktivität können z. B. im Event-Log fehlen, obwohl die Aktivitäten im realen Prozess durchgeführt werden. Es ist auch möglich, dass ein Ereignis aufgezeichnet wird, das es in der Realität in der Form so nicht gibt. Des Weiteren können auch falsche Daten aufgenommen werden, d. h., die Ereignisse werden zwar aufgezeichnet, aber basierend auf dem Kontext war die Erfassung nicht korrekt. Ferner ist es denkbar, dass die Ereignisdaten im Event-Log verborgen sind. Sie werden zwar richtig und korrekt aufgezeichnet, aber aufgrund der Struktur des Datensatzes sind die Daten nicht mehr ersichtlich.<sup>201</sup>

### Handhabung mit komplexen Event-Logs

Event-Logs können unterschiedlich komplexe Charakteristika aufweisen. Einige können so klein sein, dass nicht genügend Daten für eine Schlussfolgerung vorliegen. Andere hingegen können eine kritische Größe erreichen, was die Verarbeitung solcher Event-Logs erschwert. Process-Mining-Techniken haben Schwierigkeiten, solche ‚Big Event Data‘ zu verarbeiten, so dass ein Umdenken stattfinden muss. Ein möglicher Ansatz, um dieses Problem zu lösen, ist die Partitionierung des Event-Logs, um die Komplexität zu reduzieren.<sup>202</sup>

### Auswahl bestimmter Modellierungssprachen

Process Discovery, eine Technik zur Prozessentdeckung, verwendet eine bestimmte Modellierungssprache, um den entdeckten Prozess zu visualisieren. Damit gehen Probleme einher,

---

<sup>200</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 11.

<sup>201</sup> Bose et al. (2013), S. 8.

<sup>202</sup> R'bigui und Cho (2017), S. 9-10.

denn nicht alle Modellierungssprachen haben die gleichen Elemente, um bestimmte Prozessabschnitte darzustellen. So können entscheidende Details bei der Visualisierung aufgrund der Limitation der Modellierungssprache untergehen. Die Darstellungsausrichtung, auch Representational Bias genannt, sollte deshalb mit Bedacht gewählt werden. Dabei sollte die grafische Präferenz keine Rolle spielen.<sup>203</sup>

### Balance der Qualitätsfaktoren

Der Anwender muss sich bewusst sein, dass die Prozessdaten im Event-Log nur ein Beispielverhalten eines Prozesses aufzeigen, d. h., die Prozessentdeckung aus dem Event-Log bedeutet nicht sofort, dass das Prozessmodell vollständig und richtig ist. Um diese Herausforderung zu meistern, müssen die vier Qualitätsfaktoren (Fitness, Einfachheit, Präzision, Generalisierung) betrachtet werden. Diese in Einklang zu bringen, stellt sich als eine Herausforderung bei der Entwicklung neuer Process-Mining-Techniken heraus. Nur wenn die vier Faktoren in Harmonie gebracht werden, kann der Anwender davon ausgehen, dass das Prozessmodell das Event-Log gut darstellt.<sup>204</sup>

### Organisationsübergreifendes Process Mining

Die klassische Anwendung von Process Mining wird nur in einer einzelnen Organisation durchgeführt. Jedoch sollte für die Analyse eines End-tot-End-Prozesses nicht nur die eigene Organisationseinheit betrachtet werden, da die Wertschöpfungskette über mehrere Instanzen reicht. Dies ist der Fall, wenn mehrere Organisationen an einer Prozessinstanz beteiligt sind oder den gleichen Prozess ausführen. Das Unternehmen kann beispielsweise mehrere Zulieferer haben, die den gleichen Prozess in abgewandelter Form anwenden. Die Betrachtung der Event-Logs einer einzelnen Organisationseinheit wäre zu kurzfristig und birgt die Gefahr, dass nur ein Teilprozess betrachtet wird. Folglich ist es notwendig, die Ereignisdaten zusammenzuführen, die nicht nur über System-, sondern auch über Abteilungsgrenzen hinweg entstehen.<sup>205</sup>

### Nutzerfreundlichkeit

Die Process Mining Technik lässt eine effiziente Analyse der Ereignisdaten zu, die für die Erstellung eines Prozessmodells verwendet werden. Die Visualisierung des Event-Logs hilft dem

---

<sup>203</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 13.

<sup>204</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 13.

<sup>205</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 14.

Anwender, den Prozess tiefgründiger zu verstehen. Process Mining generiert echte, reale Prozessmodelle, die in der Realität auch zur Anwendung kommen. Aufgrund dessen muss es möglich sein, dass die Ereignisse von Personen analysiert werden, die keine Experten auf dem Gebiet von Process Mining sind. Dies gilt nicht nur für die Visualisierung, sondern auch für das gesamte Vorgehen mit der Process Mining Technologie. Es ist notwendig, dass die Prozessmodelle so entwickelt werden, dass sie auch einfach verständlich sind, aber dennoch die Quantifizierung der vier Qualitätskriterien berücksichtigen. Zwar wird laut R'bigui (2017) die Usability der Process Mining Tools verbessert, jedoch genüge dies noch nicht den Anforderungen für eine breite Anwendung der Tools.<sup>206</sup>

### Operationale Unterstützung

Die Anwendung von Process Mining Technologien erfolgt meist mit Daten von Prozessinstanzen, die bereits komplettiert sind, sodass keine Änderung mehr möglich ist. Heutzutage stehen die Daten jedoch in Echtzeit zur Verfügung und mit der vorhandenen Rechenleistung ist es möglich, die Daten zeitnah zu analysieren, sobald diese anfallen. Daher sollen mithilfe von Process Mining Techniken nicht nur die historischen Daten ausgewertet werden, sondern sie sollen auch für die operationale Unterstützung zur Verfügung stehen.<sup>207</sup>

### Kombination mit anderen Analysearten

Eine Kombination von Process Mining mit bereits etablierten Analysearten kann zu einem besseren Ergebnis führen. Operations-Research und Data Mining stellen beispielsweise potenzielle Analysearten dar. Eine Kombination dieser Methoden mit Process Mining kann z. B. für Simulationen von Prozessmodellen genutzt werden. Ähnlich lässt sich Process Mining mit Visual Analytics kombinieren, um aus der automatisierten Datenanalyse eine interaktive Visualisierung des Prozesses zu erstellen. Schlussendlich stellt die Kombination von Process Mining mit etablierten Methoden ein Erfolgsfaktor dar, um die Resultate präziser und stabiler zu gestalten.<sup>208</sup>

### Datenschutz

Mit der Process-Mining-Technologie wird eine Menge von Ereignissen verarbeitet, sodass eine gewisse Verantwortung hinsichtlich des Datenschutzes gegeben sein muss. Es muss

---

<sup>206</sup> R'bigui und Cho (2017), S. 21-23.

<sup>207</sup> van der Aalst (2016), S. 301.

<sup>208</sup> R'bigui und Cho (2017), S. 20.

sichergestellt sein, dass die Daten vertraulich behandelt werden. Rafiei et al. (2018) verdeutlichen, dass es zwischen der Datennutzung und der Vertraulichkeit einen Kompromiss geben muss. Der Anwender soll dementsprechend einen Mittelweg zwischen den beiden Aspekten finden.<sup>209</sup>

---

<sup>209</sup> Rafiei et al. (2018), S. 2.

## 5 Evaluierung der beiden Vorgehensweisen zur Optimierung der Prozesse

Ein Vergleich der beiden Herangehensweisen zur Prozessoptimierung aus Kapitel 3 und Kapitel 4 verdeutlicht, dass es wesentliche Unterschiede gibt. Tabelle 4 listet diese Differenzen und Gemeinsamkeiten zwischen den beiden Vorgehensweisen auf.

Tabelle 5: Vergleich der beiden Methoden zur Prozessoptimierung <sup>210</sup>

	Prozessoptimierung mit der traditionellen Methode	Prozessoptimierung mit Process Mining
<b>Voraussetzungen</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mitarbeiterengagement</li> <li>- Kenntnisse der Mitarbeiter über den Prozess</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Verfügbarkeit der Prozessdaten in hoher Qualität</li> <li>- hoher Abdeckungsgrad der IT-Systeme im Prozess</li> </ul>
<b>Anwendungsbereich/-branche</b>	Keine Eingrenzungen	Keine Eingrenzungen
<b>Analysierende Einheiten</b>	Meist organisationsübergreifende Einheiten (Abteilungen, Sektoren)	End-to-End-Prozesse
<b>Methode</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Prozessaufnahme mithilfe von Interviews, Workshops und Dokumentationen der Prozesse</li> <li>- Nutzung von Dokumentations- und Visualisierungstools</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Erstellen von Prozessmodellen basierend auf Prozessdaten aus den IT-Systemen</li> <li>- Anwendung von Process Mining Tool (s. Kapitel 4.1.2)</li> </ul>
<b>Häufigkeit</b>	Meist einmalig	Mehrmalig bis kontinuierlich
<b>Aufwand</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Prozessaufnahme: hoch</li> <li>- Analyse und Ableitung von Maßnahmen: hoch</li> <li>- Implementierung: hoch</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Prozessaufnahme: gering bis mittel</li> <li>- Analyse und Ableitung von Maßnahmen: mittel</li> <li>- Implementierung: hoch</li> </ul>
<b>Resultat</b>	- Aufnahme des momentanen Prozessverlaufs ohne quantitative Merkmale	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Erstellung eines objektives Prozessmodells mit all seinen Varianten</li> <li>- Häufigkeiten und Durchlaufzeiten der Prozesse ebenfalls ableitbar</li> <li>- weitere Perspektiven des Prozessmodells ableitbar (s. Kapitel 2.3.2.1)</li> </ul>

<sup>210</sup> In Anlehnung an Ivancic (2019), S. 7.

Es ist deutlich, dass Process Mining die Prozessoptimierung umfassend unterstützt. Die Phasen der Datenerhebung und der Analyse bei der Prozessoptimierung nehmen viel Zeit in Anspruch. Hierbei kann Process Mining unterstützend wirken. Abbildung 37 verdeutlicht dies nochmals. Der Arbeitsplan zur Prozessoptimierung kann in zwei Phasen unterteilt werden: zum einen in die Lösungsentwicklungsphase, die vor allem für die Erhebung und die Analyse der Daten zuständig ist, und zum anderen in die Umsetzungsphase, in der die Implementierung der Lösungsvorschläge ausgeführt wird. Es ist sichtbar, dass die Lösungsentwicklungsphase den meisten Aufwand und die meiste Zeit beansprucht. Diese Beobachtung spiegelt sich auch bei der traditionellen Vorgehensweise der Prozessoptimierung wider. Durch die Datenerhebung mit Interviews, Workshops oder Dokumentationen wird am Anfang des Projektes viel Zeit aufgewendet, bevor sich ein klares Bild über die Prozesse ergibt. Dabei müssen die Berater sich oft mit den Mitarbeitern austauschen (s. Kapitel 3.2). Diese Phase ist jedoch notwendig, um das Ist-Prozessmodell abzuleiten und Handlungsmaßnahmen vorzuschlagen. Auch wenn hierbei der Faktor Zeit eine kritische Rolle spielt, muss die Erhebung gründlich durchgeführt werden.

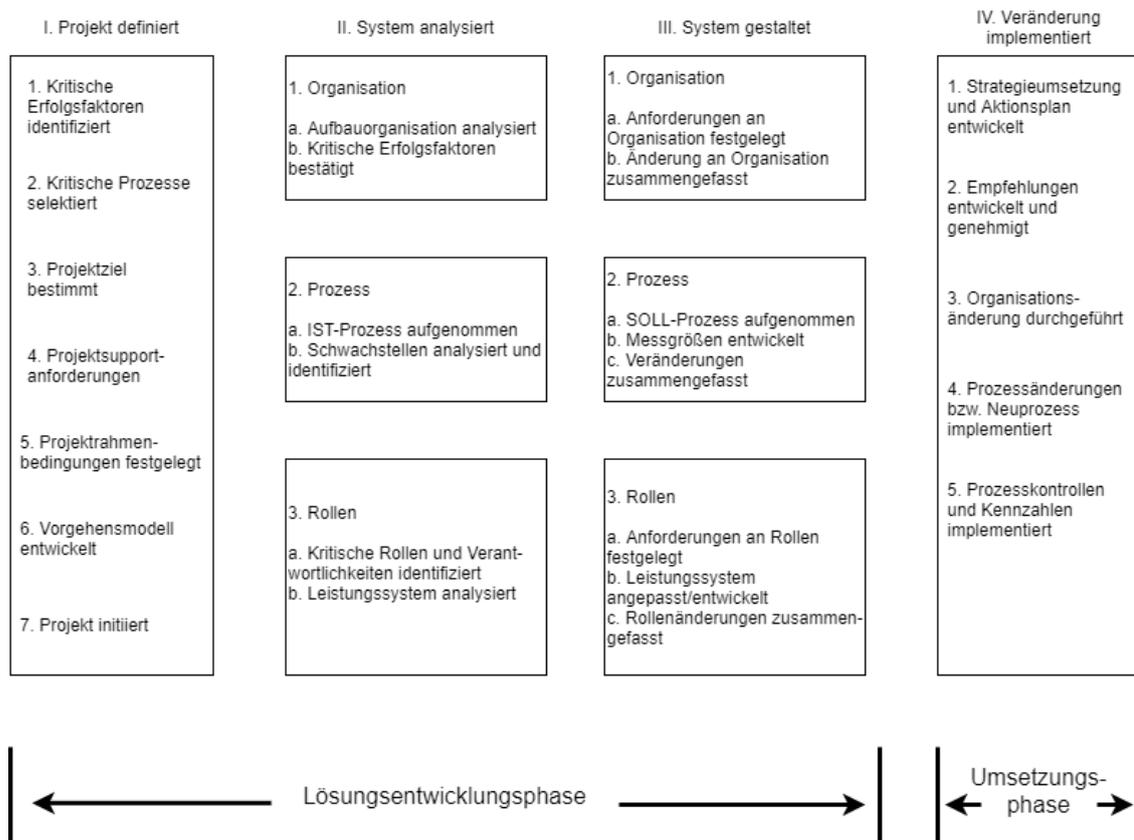


Abbildung 37: Arbeitsplan zur Prozessoptimierung <sup>211</sup>

<sup>211</sup> In Anlehnung an Freidinger, R. (2008)

Die Problematik bei dieser Vorgehensweise liegt unter anderem bei der Einbeziehung der Mitarbeiter. Bei der Datenerhebung werden diese durch Interviews und Workshops befragt, sodass subjektive Meinungen in die Gestaltung des Prozessmodells einfließen. Die tagtägliche Prozessnähe der Mitarbeiter führt dazu, dass diese nicht immer einen Abstand für einen differenzierten Blick auf den Gesamtprozess bieten können. Folglich werden bekannte Prozessverhaltensweisen von den Beteiligten nicht mehr hinterfragt. In der Praxis ist dieses Verhalten auch unter den Begriff des ‚blinden Fleckes‘ bekannt.<sup>212</sup>

In der Analysephase führt dieser blinde Fleck zu Voreingenommenheit, sodass die Mitarbeiter bewusst bzw. unbewusst bestimmte Erkenntnisse ausschließen. Die Optimierungsmaßnahmen der Prozesse führen bei einigen der Mitarbeiter zur Ablehnung, da sie bereits in der Routine ihres Arbeitsalltags fixiert sind, sodass neue Lösungsvorschläge erst recht nicht akzeptiert werden.<sup>213</sup>

Process Mining benötigt hingegen für die Analyse der Prozesse lediglich die Prozessdaten, die aus den Prozessen entnommen werden können. Es ist somit nicht notwendig, die Beteiligten zu befragen. Mithilfe von Process Mining kann das Unternehmen automatisch ein Prozessmodell erstellen, das den realen Prozessverlauf wiedergibt (s. Kapitel 4.1). Der Vorteil besteht in der objektiven Betrachtung der Prozesse. Aussagen und Meinungen der Mitarbeiter werden in der Prozessmodellierung nicht berücksichtigt und können aufgrund dessen das Bild des Prozessverlaufs nicht verzerren. Process Mining stellt dementsprechend eine Alternative zur Prozesserhebung dar.

Ein weiterer Unterschied zwischen den beiden Vorgehensweisen der Prozessoptimierung ist der Kostenfaktor. Bei der traditionellen Herangehensweise zur Prozessoptimierung haben Unternehmen meist noch externe Berater für das Projekt engagiert (s. Kapitel 3.2). Es wäre denkbar, dass das Unternehmen die internen Mitarbeiter zuerst befragt, da dieser Personenkreis sich am besten mit den Prozessen auskennt und auch verantwortlich für die Ergebnisse und die Leistungsfähigkeit ist. Doch die Befangenheit der Beteiligten wirkt sich nachteilig auf die Bewertung der Prozesse aus. Deswegen werden meist externe Berater damit beauftragt, die Prozesse ganzheitlich zu analysieren. Dies wirkt sich nicht nur spürbar auf die Kostenseite des Unternehmens aus, sondern auch auf den zeitlichen Faktor, da die Berater sich erst einmal ein Bild über die Prozesse verschaffen müssen. Mit Process Mining soll dieser Schritt ersetzt werden. Unternehmen müssen lediglich die Lizenz für die Nutzung eines Process Mining Tools zahlen. Interne Mitarbeiter können, nachdem sie eine Weiterbildung in dem Bereich absolviert haben, diese Tools für die Prozessoptimierung nutzen. Ein weiterer Vorteil ist, dass das Know-

---

<sup>212</sup> Fröhlich (2014)

<sup>213</sup> Hierzer (2020), S. 122.

how für die Anwendung des Process Mining Tools im Unternehmen bleibt. Process Mining stellt somit eine Alternative bzw. einen Ersatz zu einem Unternehmensberater dar.<sup>214</sup>

Ein großer Unterschied zwischen den beiden Methoden ist das Ergebnis. Mit der herkömmlichen Vorgehensweise der Prozessoptimierung wird ein Prozessmodell erarbeitet, das nur eine Aufnahme des Prozesses darstellt. Da sich Prozesse aber dynamisch verhalten, ist es kein Sonderfall, wenn der Prozess sich bereits nach der Optimierung verändert hat. Auch das Vorkommen von unterschiedlichen Varianten eines Prozessmodells ist heutzutage verbreitet. Mit der Process Mining Technik hingegen können Prozesse objektiv abgebildet werden, was alle Varianten beinhaltet. Im Gegensatz zu der herkömmlichen Vorgehensweise, wo die Berater meist nur für einen kurzen Zeitraum da sind, um die Prozesse zu verbessern, kann mithilfe eines Process Mining Tools durchgehend ein Prozessmodell erstellt werden. In der heutigen Zeit der Digitalisierung ist eine durchgängige Analyse der Prozesse essenziell für ein Unternehmen. Andernfalls könnte das erstellte Prozessmodell nach der traditionellen Herangehensweise am Ende der Prozessoptimierung bereits veraltet sein. Dagegen kann mit Process Mining die Latenzzeit von der Erkennung eines Problems bis zur Anwendung der Maßnahmen minimiert werden (s. Abbildung 1). Das Management kann sich demnach sicher sein, dass die Diskrepanzen im Prozess stets erkannt werden und dementsprechend eine kontinuierliche Optimierung der Prozesse gewährleistet ist.

Weiterhin ist zu erwähnen, dass die Erstellung des Ist-Prozessmodells mit der herkömmlichen Methode der Prozessoptimierung oft nur mühsam (und fehlerbehaftet) ist. Interviews, Workshops oder Dokumentationen werden zur Erstellung des Ist-Prozessmodells angewendet und daraufhin mit dem Soll-Prozessmodell verglichen. Eine Garantie, dass die erhobenen Daten korrekt sind und den Prozess so wiedergeben, wie er abläuft, gibt es hierbei nicht.<sup>215</sup> Bei der Anwendung von Process Mining kann der Anwender sich sicher sein, dass die erhobenen Prozessdaten den realen Prozessverlauf widerspiegeln, da diese aus dem Prozess entnommen werden. Der Anwender und das Management bekommen immer die aktuelle und objektive Übersicht über die Prozesse. Für eine maximale Transparenz wird gesorgt, indem Process Mining aufzeigt, welche Prozessschritte tatsächlich in welcher Reihenfolge und in welchen Zeitabständen durchlaufen wird (s. Kapitel 4.1.2).

Process Mining kann auch im Vergleich zu der herkömmlichen Vorgehensweise unerforschte Regionen in der Prozesslandschaft analysieren. Hier entfaltet sich die Stärke von Process Mining. Ineffizienzen, Abweichungen im Prozess oder die Identifizierung von Flaschenhälsen sind nur ein paar genannte Punkte, die mit Process Mining aufgedeckt werden können.

---

<sup>214</sup> Martin-jung (2016)

<sup>215</sup> Freunschdt et al. (2019), S. 142.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass Process Mining eine andere Herangehensweise für die Prozessoptimierung erlaubt. Die bewährte traditionelle Vorgehensweise zur Prozessoptimierung in einem Unternehmen benötigt umfangreiche Beobachtungen und Dokumentationen der laufenden Prozesse. Abhängig von der investierten Zeit und der Mühe aller Teilnehmer, kann eine gewisse Anzahl von Beobachtungen und Dokumentationen gesammelt werden, die die Prozesse widerspiegeln. Mithilfe von Extrapolationen können Annahmen über die Prozesse abgeleitet werden, um den aktuellen Prozessverlauf abzubilden. Jedoch hat dieser Ansatz Grenzen, da er nur einen groben Ausschnitt von dem wirklichen Prozess darstellt. Dies führt zu einer voreingenommenen Interpretation und versäumt es technische Möglichkeiten anzuwenden, um eine auf Fakten basierte Transparenz zu ermöglichen.<sup>216</sup>

Mit steigender Anzahl an Daten und durch den stetigen Zugriff auf die Event-Logs können diese Grenzen überschritten werden. Heutzutage ist es möglich, basierend auf den Daten der einzelnen Aktivität Einsichten zu gewinnen, um daraus ein ausführliches Bild über die Prozesse zu bekommen, gleichgültig wie groß die Anzahl der Aktivitäten ist. Die Visualisierung der Prozesse ermöglicht eine detaillierte Sicht auf den Gesamtprozess, was dann auf allen Ebenen des Unternehmens genutzt werden kann. Da es nur einen ‚Single Point of Truth‘ (SPOT)<sup>217</sup> gibt, kann die Transparenz bereichsübergreifend gewährleistet werden.

Process Mining ändert die Art und Weise, wie Prozesse optimiert wird. Es erlaubt eine einstimmige Objektivität. Während bestehende Prozessoptimierungsprojekte auf Ausschnitte der Prozesse angewiesen sind und somit offen für Interpretationen sind, basieren die Prozessoptimierungsprojekte mit Process Mining auf Event-Logs und sind somit auf reale Prozesse zurückzuführen. Für das tägliche Geschäft stellt dies eine wesentliche Veränderung dar. Process Mining fördert einen Wandel von einer wahrnehmungsbasierten Sicht hin zu einer faktenbasierten Sicht.

---

<sup>216</sup> Reinkemeyer (2020), S. 7.

<sup>217</sup> SPOT beschreibt eine zentrale Datenplattform, auf die alle Systeme zugreifen

## 6 Schlussbetrachtung

### 6.1 Zusammenfassung

Unternehmen haben verschiedene Gründe, die Effizienz und die Qualität ihrer Prozesse kontinuierlich zu verbessern. Damit ein Unternehmen in einem dynamischen Umfeld bestehen kann, muss es erkennen, dass nicht die Erfüllung der Arbeitsschritte von großer Bedeutung ist, sondern die Flexibilität und die schnelle sowie vor allem kostengünstige Abwicklung kompletter Prozesse. Nur mit dieser Erkenntnis kann das Unternehmen den stetigen und wechselnden Bedürfnissen der Kunden gerecht werden.<sup>218</sup>

Der Bedarf an Prozessunterstützung wächst heutzutage in nahezu allen Bereichen. So wird beispielsweise in der Automobilindustrie bei der Produktentwicklung Unterstützung benötigt. In der Praxis treten diese Prozesse meist in verschiedene Varianten auf. Diese haben oft die gleiche Struktur und besitzen einen hohen Anteil ähnlicher Prozesselemente. Wie bereits in Kapitel 2.2.4 erläutert, entstehen Varianten aufgrund bestimmter Rahmenbedingungen, die zu einer Abweichung des Prozesses führen. Bei der Produktentwicklung können so etwa abhängig vom produzierenden Produkt, von den organisatorischen Zuständigkeiten, von den strategischen Ausrichtungen oder sonstigen Rahmenbedingungen verschiedene Prozessvarianten auftreten. Diese Rahmenbedingungen stellen gewissermaßen den Kontext eines Prozesses bzw. einer Prozessvariante dar. Prozessvarianten werden demnach nur in einem spezifischen Kontext ausgeführt.<sup>219</sup> Bei großen Fallzahlen mit einer Vielzahl an Prozessvarianten kann Process Mining als Hilfsmittel wertvolle Erkenntnisse liefern (s. Kapitel 4.1).<sup>220</sup>

Mit der zunehmenden Digitalisierung in Unternehmen hat die Betrachtung der Prozesse an Bedeutung gewonnen. Immer mehr Geschäftsprozesse werden über die fortschreitende Digitalisierung miteinander verknüpft. Eine Optimierung dieser Prozesse in der heutigen Zeit ist deshalb essenzieller denn je. Die traditionelle Vorgehensweise der Prozessoptimierung hat Unternehmen in den letzten Jahren unterstützt. Jedoch ergeben sich dank der Digitalisierung neue Potenziale für das Unternehmen. Diese Chance muss das Unternehmen ergreifen, andernfalls wird es von seinen disruptiven Mitstreitern dominiert. Die neue Technologie Process Mining soll helfen, diese Lücke zu schließen.

Auf die anfängliche Frage, ob Process Mining eine neue Vorgehensweise zur Prozessoptimierung ist, kann mit der Ausarbeitung dieser Arbeit beantwortet werden. Wie in Kapitel 5 herausgearbeitet wurde, stellt Process Mining eine effektivere Alternative zu der herkömmlichen

---

<sup>218</sup> Schantin (2004), S. 40.

<sup>219</sup> Hallerbach (2009), S. 4.

<sup>220</sup> Freunschdt et al. (2019), S. 138.

Methode der Prozessoptimierung dar. Die Erhebung der Daten wie bei der traditionellen Vorgehensweise ist nicht mehr nötig, sodass Zeit und Kosten gespart werden. Jedoch steht die Technologie des Process Mining noch am Anfang der Entwicklung, sodass eine Abkehr von der altbewährten Vorgehensweise zur Prozessoptimierung nicht optimal wäre. Eine Grundlage zur Anwendung von Process Mining stellen die Prozessdaten dar. Falls Unternehmen über keine solide Datenbasis verfügen, sollten sie anfangen, diese in der Organisation zu integrieren und erst ab einer gewissen Menge an Daten mit der Process Mining Technik die Prozesse zu analysieren. Andernfalls ist die übliche Herangehensweise zu bevorzugen.

Process Mining hat dennoch in den letzten Jahren eine immer stärkere Bedeutung bekommen. Dabei gibt es zwei wesentliche Gründe für dieses wachsende Interesse: Zum einen steigt aufgrund der Digitalisierung die Vernetzung in den Unternehmen an, sodass immer mehr Ereignisse informationstechnisch erfasst werden können und somit die Historie der Prozesse im Detail aufgezeichnet wird. Zum anderen besteht der Bedarf, die Prozesse zu verbessern und zu unterstützen, vor allem in einem stetig wachsenden Wettbewerbsumfeld.<sup>221</sup>

Erst durch die Auswertung der Daten ist es für Unternehmen möglich, ihre Prozesse zu optimieren. Die Daten und die daraus entstehenden Informationen sind das Schmiermittel in der Prozessausführung. Ohne diese Daten zu analysieren, kann ein Prozess nicht effizient gestaltet werden und somit nicht unterbrechungsfrei ablaufen. Während in der analogen Prozessführung die Informationen kaum beachtet wurden, stellt die Ableitung der Informationen aus den Daten eine essenzielle Voraussetzung für die Optimierung der Prozesse dar.<sup>222</sup>

Die Notwendigkeit von Process Mining für die Analyse der Prozessdaten wurde mittlerweile erkannt. Allerdings sind noch viele Herausforderungen vorhanden, bis die Anwendung von Process Mining in Unternehmen sich etabliert. Unternehmen müssen Prozessdaten bewusst erfassen und analysieren, um daraus Erkenntnisse aus den Prozessen zu ziehen. Jedoch werden Prozessdaten in der Praxis noch als Nebenprodukt behandelt, was die Entwicklung von Process Mining hemmt.

Hinsichtlich der Fragestellung, worin Process Mining sich von Data Mining unterscheidet, wird hier ersichtlich. Data Mining hat sich längst in den Unternehmen etabliert, sodass die Unmengen an Daten (Big Data) mit der Methode ausgewertet werden. Der Fokus von Process Mining liegt Gegensatz zu Data Mining auf den Prozessen. Indem es die Prozessdaten filtert und analysiert, können bestimmte Prozessinstanzen optimiert werden. Data Mining hingegen wird auf die Vielzahl von entstehenden Daten im Unternehmen angewendet, um Einsichten über andere Bereiche zu bekommen. Process Mining soll hierbei dem Unternehmen helfen, die

---

<sup>221</sup> van der Aalst et al. (2012a), S. 1.

<sup>222</sup> Hierzer (2020), S. 155.

---

Lücke zwischen der traditionellen Prozessanalyse und den datenzentrischen Analysetechniken zu schließen.

## 6.2 Ausblick

Die Ausarbeitung dieser Arbeit hat gezeigt, dass Process Mining das Potenzial hat, die Prozesse für das Unternehmen transparent darzustellen und dadurch Maßnahmen zur Optimierung der Prozesse vorzunehmen. Im Zuge der Digitalisierung und vor dem Hintergrund sich ständig wandelnder Marktbedingungen ist es wesentlich, dass Unternehmen ihre Prozesse kennen und verstehen. Mithilfe von Process Mining soll dieses Ziel erreicht werden, denn es liefert als Analysewerkzeug die Grundlagen für eine umfassende Prozessoptimierung.<sup>223</sup>

Zukünftig bietet die Kombination anderer Technologien mit Process Mining neue Chancen für die Organisationen. Heutzutage arbeiten viele von ihnen mit Cloud Services und führen ihre Tätigkeiten dabei in der Cloud aus. In der Praxis arbeiten meist mehrere Unternehmen bei der Fertigstellung eines Produktes zusammen. Mit Cloud Services können sie ortsunabhängig zusammen operieren. Eine Kombination aus Process Mining und Cloud-Computing kann eine umfassende Übersicht der Prozesse erstellen. Eine Analyse des ganzheitlichen End-to-End-Prozesses soll so erreicht werden. Angefangen bei der Beschaffung von Rohmaterialien, über die Erstellung und Lieferung von Zwischenprodukten bis hin zum endgültigen Produkt kann somit die Wertschöpfungskette über alle Organisationen hinweg nachvollzogen werden. Dadurch können Optimierungspotenziale an den Schnittstellen aufgedeckt werden.

Process Mining bietet des Weiteren die Grundlage dafür, Robotic Process Automation (RPA) anzuwenden. Aus dieser Kombination können neue Automatisierungspotenziale hervorgehen. In der Industrie werden bereits seit Jahren Produktionsroboter eingesetzt, wie z. B. Fertigungsstraßen von Automobilherstellern belegen. Doch auch außerhalb dieser Werkshallen werden solche Roboter genutzt, auch wenn es sich hierbei um keine physische Roboter wie etwa in den Produktionshallen handelt, sondern sogenannte Software-Roboter. RPA stellt diese sogenannten Software-Roboter dar. Ihre Aufgabe besteht darin, repetitive Tätigkeiten von Mitarbeitern durchzuführen, indem menschliche Handlungen in den Benutzeroberflächen des IT-Systems übernommen werden. Die Ergebnisse, die aus der Anwendung von Process Mining resultieren, bieten hierbei die Grundlagen für die Anwendung von RPA. So lassen sich durch

---

<sup>223</sup> Hierzer (2020), S. 89.

---

eine Kombination aus den beiden Technologien die Automatisierungspotenziale für das Unternehmen schöpfen.

Eine weitere vielversprechende Kombination bietet die Anwendung von Process Mining mit künstlicher Intelligenz. Dadurch können die Prozesse eigenständig Fehlverhalten voraussehen und Maßnahmen ergreifen, um diese zu vermeiden. Somit wären die Prozesse in der Lage, sich selbstständig zu optimieren. Dieser Vorgang wird als Prozessautonomie bezeichnet und die Prozesse würden somit ‚intelligent‘ handeln.<sup>224</sup> Die anfängliche Fragestellung, ob es möglich ist, mit BPI Prozesse intelligenter zu gestalten, kann hiermit beantwortet werden. Process Intelligence, insbesondere die Anwendung von Process Mining, sind nicht in der Lage, die Prozesse ‚intelligent‘ zu gestalten. Durch die alleinige Anwendung dieser Methode können Prozesse noch keine selbstständigen Entscheidungen treffen. Erst in Kombination mit anderen Technologien, wie der künstlichen Intelligenz, werden Prozesse ‚intelligenter‘. Allerdings bietet Process Intelligence hierfür die Grundlagen an.

Dieses Verhalten kann bereits beim autonomen Fahren beobachtet werden. Fahrzeuge sind heutzutage in der Lage, ohne menschliche Führung eigenständig zu fahren. Bei diesem Vorgang wird eine Vielzahl von Prozessdaten in Echtzeit analysiert und evaluiert. Damit ein Fahrzeug selbstständig fahren kann, müssen die Prozesse bei dem Vorgang eigenständig Entscheidungen treffen können. Falls eine Ampel auf Rot springt, muss anhand der Prozessdaten, die durch die Sensoren am Fahrzeug entstehen, eine Entscheidung in Echtzeit getroffen werden, damit auch sichergestellt ist, dass das Fahrzeug an der Ampel stehen bleibt. Diese Technologie steht allerdings noch am Anfang und muss vorangetrieben werden.

Diese Gedanken verdeutlichen das grenzenlose Potenzial von Process Mining unter der Anwendung mit anderen Technologien. Process Mining ist somit nicht nur verfügbar, um Prozesse in Unternehmen zu optimieren. Es wird deshalb aus der Sicht des Verfassers zukünftig eine immer bedeutendere Rolle spielen. Die Technologie wird nicht nur die Industrie verändern, sondern auch das öffentliche Leben (z. B. autonomes Fahren). Mit Process Mining wird eine neue Ära der Informationsverarbeitung eingeläutet.

---

<sup>224</sup> Hierzer (2020), S. 94.

## Literaturverzeichnis

- Bauer, A. & Schmid, T. (2009). Was macht Operational BI aus? *BI-Spektrum*, 4(1), 13-14.
- Becker, J. & Kahn, D. (2012). Der Prozess im Fokus. In J. Becker, M. Kugeler & M. Rosemann (Hg.), *Prozessmanagement* (S. 3–16). Springer Berlin Heidelberg.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-642-33844-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-33844-1_1)
- Behme, W. (1996). *Data Warehouse Konzepte, Architektur - Datenmodell - Anwendungen*, 1. Auflage, Gabler, Wiesbaden
- Best, E. & Weth, M. (2009). *Geschäftsprozesse optimieren: Der Praxisleitfaden für erfolgreiche Reorganisation* (3., überarb. und erw. Aufl.). Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9410-3>
- BMW Group Werke. (2020). *Lackiererei - Eine Glanzleistung für Mensch und Umwelt*.  
<https://www.bmwgroup-werke.com/muenchen/de/unser-werk/zukunftswerk/popup-lackiererei.html>, aufgerufen am 03.11.2020
- Bose, R. J. C., Mans, R. S. & van der Aalst, W. M.P. (2013). Wanna improve process mining results? In R. J. C. Bose, R. S. Mans & W.M.P. van der Aalst (Hg.), *Wanna improve Process Mining results?* (S. 127–134). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CIDM.2013.6597227>
- Brucker-Kley, E., Kykalová, D. & Keller, T. (2018). *Prozessintelligenz*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-55705-1>
- Bundesregierung. (2016). *Merkel: Wir müssen uns sputen*. <https://www.bundesregierung.de/breg-de/aktuelles/merkel-wir-muessen-uns-sputen-746750>, aufgerufen am 03.11.2020
- Chamoni, P. & Gluchowski, P. (1999). *Analytische Informationssysteme*.
- Corsten, H. (Hg.). (1997). *Management von Geschäftsprozessen: Theoretische Ansätze, praktische Beispiele*. Kohlhammer.
- Demtröder, K. & Lechner, P. (11. November 2020). *Agilität durch Process Mining – Fachinformation für Entscheider*. <http://manager-wissen.com/agilitaet-durch-process-mining>, aufgerufen am 03.11.2020
- Engelmann, T. (1995). *Business Process Reengineering: Grundlagen - Gestaltungsempfehlungen - Vorgehensmodell* (Gabler Edition Wissenschaft). Deutscher Universitätsverlag.  
<https://doi.org/10.1007/978-3-663-08300-9>
- Feldmann, D. & Himmelstein, J. (2013). *Developing Business Intelligence Apps for SharePoint*.
- Fischermanns, G. & Liebelt, W. (2000). *Grundlagen der Prozeßorganisation* (5. Aufl.). *Schriftenreihe Organisation: Bd. 9*. Schmidt.

- Fluxicon. (11. November 2020). *Process Mining and Automated Process Discovery Software for Professionals - Fluxicon Disco*. <https://fluxicon.com/disco/>, aufgerufen am 03.11.2020
- Fraunhofer ISST (2009). *Moderne IT-Plattformen für Geschäftsprozessmanagement und Portale*.
- Freidinger, R. (2008). *Vorlesung Geschäftsprozessmodellierung*, Berufsakademie Stuttgart, Semester 2008/2009. <http://slideplayer.org/slide/669712/>, aufgerufen am 28.10.2020 um 10.45
- Frese, E. (1976). *Aufbauorganisation* (2. Aufl.). *Schriftenreihe der Akademie für Organisation: Bd. 6*. G. Schmidt.
- Freunscht, R., Grobe, F., Lewandowski, S. & Merkel, F. (2019). *Automatisierungspotenziale erkennen und erschließen - Prozesstransparenz und Prozessautomatisierung als Grundlage wettbewerbsfähiger digitaler Prozesse*.
- Fröhlich, C. (7. Januar 2014). *Der blinde Fleck: Wie Führungskräfte die Selbst- und Fremdeinschätzung ermitteln*. *b-wise*. <https://www.business-wissen.de/artikel/der-blinde-fleck-wie-fuehrungskraefte-die-selbst-und-fremdeinschaetzung-ermitteln/>, aufgerufen am 03.11.2020
- Gartner (2011). *BPM suites evolve into intelligent BPM suites*. Stamford: Gartner Research
- Gartner. (2015). *Gartner Says Spending on Business Process Management Suites to Reach \$2.7 Billion in 2015 as Organizations Digitalize Processes*. <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2015-05-28-gartner-says-spending-on-business-process-management-suites-to-reach-2-billion-in-2015-as-organizations-digitalize-processes>, aufgerufen am 03.11.2020
- Genrich, M.K. (2008). *Challenges for Business process intelligence: discussions at the BPI workshop 2007*. In A. ter Hofstede & B.P.-Y. Benatallah (Hrsg), *BPM workshops 2007*. LNCS, (Bd.4928, S.5-10). Heidelberg: Springer.
- Gernert, C. & Köppen, V. (2006). *Geschäftsprozesse optimal gestalten*.
- Gluchowski, P., Gabriel, R. & Dittmar, C. (2008). *Management Support Systeme und Business Intelligence*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-68269-1>
- Gottschalk, van der Aalst, Jansen-Vullers, Monque H., La Rosa (2008). *Configurable Workflow models*.
- Gretzinger, N. (26. Juni 2018). *Industrie 4.0 – Grundlagen und aktuelle Entwicklung*. *ingenieur.de - Jobbörse und Nachrichtenportal für Ingenieure*. <https://www.ingenieur.de/technik/fachbereiche/industrie40/industrie-4-0-grundlagen-und-aktuelle-entwicklung/>, aufgerufen am 03.11.2020

- Gronau, N., Thim, C. & Fohrholz, C. (2016). Business Analytics in der deutschen Praxis. *Controlling*, 28(8-9), 472–479. <https://doi.org/10.15358/0935-0381-2016-8-9-472>
- Hallerbach, A. J. (2009). Management von prozessvarianten.
- Hallerbach et al. (2008). Anforderungen an die Modellierung und Ausführung von Prozessvarianten.
- Hammer, M., Champy, J. & Künzel, P. (2003). *Business reengineering: Die Radikalkur für das Unternehmen* (7. Aufl.). Campus-Verl.
- Harmon, P. (2004). Business process management: the other BPM. *Business Process Trends*, 2(7), 1-12
- Harwart et al. (2005). Leitfaden zur Geschäftsprozessoptimierung.
- Hauser, C. (1996). *Marktorientierte Bewertung von Unternehmensprozessen*. Zugl.: St. Gallen, Univ., Diss., 1996. Eul.
- Heer, D. & Glazyrin, W. (11. November 2020). *Process Mining: Die Zukunft der Prozessoptimierung*. <https://www.arvato-systems.de/loesungen-technologien/loesungen/business-process-management/process-mining>, aufgerufen am 03.11.2020
- Hierzer, R. (2020). *Prozessoptimierung 4.0: Den digitalen Wandel als Chance nutzen* (2. Auflage).
- Hosny, H. (2009). Business process intelligence. In *Dimensions of business process intelligence*. ATIT 2009, Cairo (S.213)
- Humm, B. & Wietek, F. (2005). Architektur von Data Warehouses und Business Intelligence Systemen. *Informatik-Spektrum*, 28(1), 3–14. <https://doi.org/10.1007/s00287-004-0450-5>
- Ivancic, L. (2019). Business Process Modelling vs. Process Mining.
- Janssenswillen, G., Donders, N., Jouck, T. & Depaire, B. (2017). A comparative study of existing quality measures for process discovery. *Information Systems*, 71, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.is.2017.06.002>
- Jayadi. (11. November 2020). *Funktionale- vs. Prozessorganisation [Wirtschaftsinformatik Wiki - Kewee]*. [http://wi-wiki.de/doku.php?id=organisation:funktionale\\_vs.\\_prozessorientierte\\_organisation](http://wi-wiki.de/doku.php?id=organisation:funktionale_vs._prozessorientierte_organisation), aufgerufen am 03.11.2020
- Kaiser, S. & Reichert, M. (2011). *Datenflussvarianten in Prozessmodellen: Szenarien, Herausforderungen, Ansätze*. <https://doi.org/10.18725/OPARU-1757>
- Kemper, H.-G., Baars, H. & Mehanna, W. (2010). *Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendungen: Eine Einführung in die IT-basierte Managementunterstützung* (3. Aufl.). *Studium*. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9727-5>

- Kerremans, M. (2018). Market Guide for Process Mining.
- Koch, S. (2011). *Einführung in das Management von Geschäftsprozessen*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-01121-4>
- Linden, M., Felden, C. & Chamoni, P. (2010). Dimensions of business process intellingence. In M. zur Muehlen & J.Su (Hrsg.), *Business process management workshops, BPM 2010 international workshops and education track*. Hoboken, 09.2010. LNBP 66 (S.208-213). Heidelberg: Springer.
- Luhn, H. P. (1958). A Business Intelligence System, 1958.
- Maier, G. W., Engels, G. & Steffen, E. (2020). *Handbuch Gestaltung digitaler und vernetzter Arbeitswelten*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-52979-9>
- Martin-jung, H. (12. Juni 2016). Celonis will mit Software Unternehmensberater ersetzen. *Süddeutsche Zeitung*. <https://www.sueddeutsche.de/digital/celonis-diese-software-will-unternehmensberater-ueberfluessig-machen-1.3023791>, aufgerufen am 03.11.2020
- Mertens, P., Bodendorf, F., König, W., Schumann, M., Hess, T. & Buxmann, P. (2017). *Grundzüge der Wirtschaftsinformatik* (12., grundlegend überarbeitete Auflage). Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-53362-8>
- Mutschler, B. & Reichert, M. (2006). Business Process Intelligence.
- Peter Champan et al. (2000). CRISP-DM 1.0.
- Peters, R. & Nauroth, M. (2019). *Process-Mining*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-24170-4>
- Raaz, A. (2010). Business Intelligence, Anwendung und Historie.
- Rafiei, M., Waldthausen, L. von & van der Aalst, W.M.P. (2018). Ensuring Confidentiality in Process Mining.
- R'bigui, H. & Cho, C. (2017). The state-of-the-art of business process mining challenges. *International Journal of Business Process Integration and Management*, 8(4), Artikel 10009731, 285. <https://doi.org/10.1504/IJBPIIM.2017.10009731>
- Refa Consulting AG. (2016). *Case Study Prozessoptimierung | REFA Consulting*. <https://refa-consulting.de/fallbeispiele/prozessoptimierung>, aufgerufen am 03.11.2020
- Reichert, M. (2005). BPM News.
- Reinkemeyer, L. (2020). *Process Mining in Action*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-40172-6>
- Roberts, L. (1994). *Process reengineering: The key to achieving breakthrough success*. ASQC Quality Press.

- Rowe, A. (2007). From business process management to business process intelligence. *DM Review*, 46.
- Rozinat, A. (2016). *How Process Mining Compares to Data Mining — Flux Capacitor*. <https://fluxicon.com/blog/2011/02/how-process-mining-compares-to-data-mining/>, aufgerufen am 03.11.2020
- Rozinat, A. (2020). Disco-Tour.
- Schantin, D. (2004). *Makromodellierung von Geschäftsprozessen: Kundenorientierte Prozessgestaltung durch Segmentierung und Kaskadierung* (Gabler Edition Wissenschaft). Deutscher Universitätsverlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-322-81656-6>
- Schmelzer, H. J. & Sesselmann, W. (2013). *Geschäftsprozessmanagement in der Praxis: Kunden zufriedenstellen, Produktivität steigern, Wert erhöhen : [das Standardwerk (8., überarbeitete und erweiterte Auflage)*. Hanser.
- Schnurr, R. (24. Dezember 2019). Wertstromanalyse – Wertstromdesign – value stream mapping. *Roland Schnurr*. <https://www.sixsigmablackbelt.de/wertstromanalyse-value-stream-mapping/>, aufgerufen am 03.11.2020
- Schöning, S. (2015). Ein Process Mining-Rahmenwerk für agile, personenbezogene Prozesse.
- Steuerwald, D. (25. September 2017). Workflow Management. *microtech GmbH*. <https://www.microtech.de/erp-wiki/workflow-management/>, aufgerufen am 03.11.2020
- Syska, A. (2006). *Produktionsmanagement* (1. Aufl.). Gabler Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9091-4>
- Talwar, R. Business Re-engineering - a Strategy-driven approach, 1993.
- Thomas, D. (2015). *Gestaltung effizienter BI-Prozesse in informationsintensiven Dienstleistungsunternehmen: Ein informationslogistischer Ansatz zur Auswahl einer effizienten Prozessvariante*. Zugl.: Darmstadt, Techn, Univ., Diss., 2014 (1. Aufl.). Eul. <http://api.vlb.de/api/v1/asset/mmo/file/54294fcc-6bf4-41f4-b775-af84413f1e12>
- van der Aalst, W. (2011, April). Process mining: discovering and improving Spaghetti and Lasagna processes. In *2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM)* (S. 1–7). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CIDM.2011.6129461>
- van der Aalst, W. (2016). *Process Mining*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-49851-4>
- van der Aalst, W., Adriansyah, A., Medeiros, A. K. A. de, Arcieri, F., Baier, T., Blickle, T., Bose, J. C., van den Brand, P., Brandtjen, R., Buijs, J., Burattin, A., Carmona, J., Castellanos, M., Claes, J., Cook, J., Costantini, N., Curbera, F., Damiani, E., Leoni, M. de, . . . Wynn, M. (2012). Process Mining Manifesto. In F. Daniel, K. Barkaoui & S. Dustdar (Hg.),

- 
- Lecture Notes in Business Information Processing. Business Process Management Workshops* (Bd. 99, S. 169–194). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-28108-2\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-642-28108-2_19)
- van der Aalst, W. & van Hee, K. M. (2002). *Workflow management: Models, methods, and systems. Cooperative information systems*. MIT Press.
- van der Aalst, W. M. P. (2011). *Process Mining*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-19345-3>
- van der Aalst et al. (2012a). Process Mining Manifest German.
- van der Aalst et al. (2006). Process mining with the heuristics miner.
- van der Aalst et al. (2007). Finding structure in unstructured processes.
- Vaske, H. (2019). Celonis stellt Prozessmanagement in Realtime in Aussicht. <https://www.computerwoche.de/a/celonis-stellt-prozessmanagement-in-realtime-in-aussicht,3546864>
- W.M.P. van der Aalst, A.K. Alves de Medeiros, and A.J.M.M. Weijters (2005). Genetic Process Mining.
- Watson, H. J., Wixom, B. H., Hoffer, J. A., Anderson-Lehman, R. & Reynolds, A. M. (2009). Real-Time Business Intelligence: Best Practices at Continental Airlines 1. *EDPACS*, 40(6), 1–16. <https://doi.org/10.1080/07366980903484935>
- Wil M.P. van der Aalst, Marlon Dumas, Florian Gottschalk, Arthur H.M. ter Hofstede, Marcello La Rosa, and Jan Mendling (2008). Correctness-Preserving Configuration of Business Process Models.

## Anhang

Anhang 1. Datenset über den Bestellprozess .....	ii
Anhang 2. Zertifikat.....	iii
Anhang 3. Das Handbuch für das Tool „Disco“ .....	iv
Anhang 4. CD Anhang.....	xvi

## Anhang 1. Datenset über den Bestellprozess

Das Datenset wurde von Fluxicon bereitgestellt. Auf deren Internetseite(s. Fluxicon, 2020) ist unter dem Reiter ‚Products‘ in dem Abschnitt ‚Extras‘ das Datenset vorzufinden.

	A	B	C	D	E	F
1	Case ID	Start Timestamp	Complete Timestamp	Activity	Resource	Role
2	339	2011/02/16 14:31:00.000	2011/02/16 15:23:00.000	Create Purchase Requisition	Nico Ojenbeer	Requester
3	339	2011/02/17 09:34:00.000	2011/02/17 09:40:00.000	Analyze Purchase Requisition	Maris Freeman	Requester Manager
4	339	2011/02/17 21:29:00.000	2011/02/17 21:52:00.000	Amend Purchase Requisition	Elvira Lores	Requester
5	339	2011/02/18 17:24:00.000	2011/02/18 17:30:00.000	Analyze Purchase Requisition	Heinz Gutschmidt	Requester Manager
6	339	2011/02/18 17:36:00.000	2011/02/18 17:38:00.000	Create Request for Quotation	Francis Odell	Requester Manager
7	339	2011/02/22 09:34:00.000	2011/02/22 09:58:00.000	Analyze Request for Quotation	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
8	339	2011/02/22 10:50:00.000	2011/02/22 11:03:00.000	Amend Request for Quotation	Penn Osterwalder	Requester Manager
9	339	2011/02/28 08:10:00.000	2011/02/28 08:34:00.000	Analyze Request for Quotation	Francois de Perrier	Purchasing Agent
10	940	2011/05/17 06:31:00.000	2011/05/17 07:08:00.000	Create Purchase Requisition	Immanuel Karagiann	Requester
11	940	2011/05/17 09:58:00.000	2011/05/17 10:06:00.000	Create Request for Quotation	Esmana Liubiata	Requester
12	940	2011/05/18 19:30:00.000	2011/05/18 19:56:00.000	Analyze Request for Quotation	Francois de Perrier	Purchasing Agent
13	940	2011/05/18 23:46:00.000	2011/05/18 23:59:00.000	Send Request for Quotation to Supplier	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
14	940	2011/05/19 03:44:00.000	2011/05/19 08:31:00.000	Create Quotation comparison Map	Francois de Perrier	Purchasing Agent
15	940	2011/05/19 15:38:00.000	2011/05/19 15:52:00.000	Analyze Quotation comparison Map	Kim Passa	Requester
16	940	2011/05/19 15:52:00.000	2011/05/19 15:52:00.000	Choose best option	Anna Kaufmann	Requester
17	940	2011/05/20 23:31:00.000	2011/05/21 09:22:00.000	Settle conditions with supplier	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
18	940	2011/05/21 18:48:00.000	2011/05/21 18:59:00.000	Create Purchase Order	Francois de Perrier	Purchasing Agent
19	940	2011/05/22 11:33:00.000	2011/05/22 11:44:00.000	Confirm Purchase Order	Esmeralda Clay	Supplier
20	940	2011/05/23 05:32:00.000	2011/05/24 13:46:00.000	Deliver Goods Services	Esmeralda Clay	Supplier
21	940	2011/05/24 20:59:00.000	2011/05/24 21:00:00.000	Release Purchase Order	Kim Passa	Requester
22	940	2011/05/26 07:41:00.000	2011/05/26 07:42:00.000	Approve Purchase Order for payment	Karel de Groot	Purchasing Agent
23	940	2011/05/28 01:11:00.000	2011/05/28 01:11:00.000	Send invoice	Kiu Kan	Supplier
24	940	2011/05/28 15:28:00.000	2011/05/28 15:28:00.000	Authorize Supplier's Invoice payment	Pedro Alvares	Financial Manager
25	940	2011/05/28 16:11:00.000	2011/05/28 16:19:00.000	Pay invoice	Karalda Nimwada	Financial Manager
26	1417	2011/07/23 12:53:00.000	2011/07/23 13:31:00.000	Create Purchase Requisition	Christian Francois	Requester
27	1417	2011/07/23 17:51:00.000	2011/07/23 17:59:00.000	Create Request for Quotation	Immanuel Karagiann	Requester
28	1417	2011/08/02 07:02:00.000	2011/08/02 07:24:00.000	Analyze Request for Quotation	Karel de Groot	Purchasing Agent
29	1417	2011/08/02 08:17:00.000	2011/08/02 08:27:00.000	Amend Request for Quotation	Anna Kaufmann	Requester Manager
30	1417	2011/08/08 04:03:00.000	2011/08/08 04:23:00.000	Analyze Request for Quotation	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
31	159	2011/01/21 15:02:00.000	2011/01/21 15:42:00.000	Create Purchase Requisition	Elvira Lores	Requester
32	159	2011/01/22 02:58:00.000	2011/01/22 03:05:00.000	Analyze Purchase Requisition	Francis Odell	Requester Manager
33	159	2011/01/22 03:11:00.000	2011/01/22 03:14:00.000	Create Request for Quotation	Maris Freeman	Requester Manager
34	159	2011/01/23 03:45:00.000	2011/01/23 03:59:00.000	Analyze Request for Quotation	Francois de Perrier	Purchasing Agent
35	159	2011/01/23 04:48:00.000	2011/01/23 04:54:00.000	Amend Request for Quotation	Christian Francois	Requester Manager
36	159	2011/01/23 06:20:00.000	2011/01/23 06:36:00.000	Analyze Request for Quotation	Karel de Groot	Purchasing Agent
37	159	2011/01/23 07:31:00.000	2011/01/23 07:43:00.000	Amend Request for Quotation	Miu Hanwan	Requester Manager
38	159	2011/01/25 23:12:00.000	2011/01/25 23:38:00.000	Analyze Request for Quotation	Francois de Perrier	Purchasing Agent
39	159	2011/01/27 05:39:00.000	2011/01/27 06:07:00.000	Send Request for Quotation to Supplier	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
40	159	2011/01/27 10:59:00.000	2011/01/27 12:45:00.000	Create Quotation comparison Map	Karel de Groot	Purchasing Agent
41	159	2011/01/27 19:17:00.000	2011/01/27 19:37:00.000	Analyze Quotation comparison Map	Elvira Lores	Requester
42	159	2011/01/27 19:37:00.000	2011/01/27 19:37:00.000	Choose best option	Kim Passa	Requester
43	159	2011/01/30 07:21:00.000	2011/01/30 19:48:00.000	Settle conditions with supplier	Francois de Perrier	Purchasing Agent
44	159	2011/01/31 03:09:00.000	2011/01/31 03:20:00.000	Create Purchase Order	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
45	159	2011/01/31 17:59:00.000	2011/01/31 18:25:00.000	Confirm Purchase Order	Kiu Kan	Supplier
46	159	2011/02/02 22:12:00.000	2011/02/03 15:33:00.000	Deliver Goods Services	Karen Clarens	Supplier

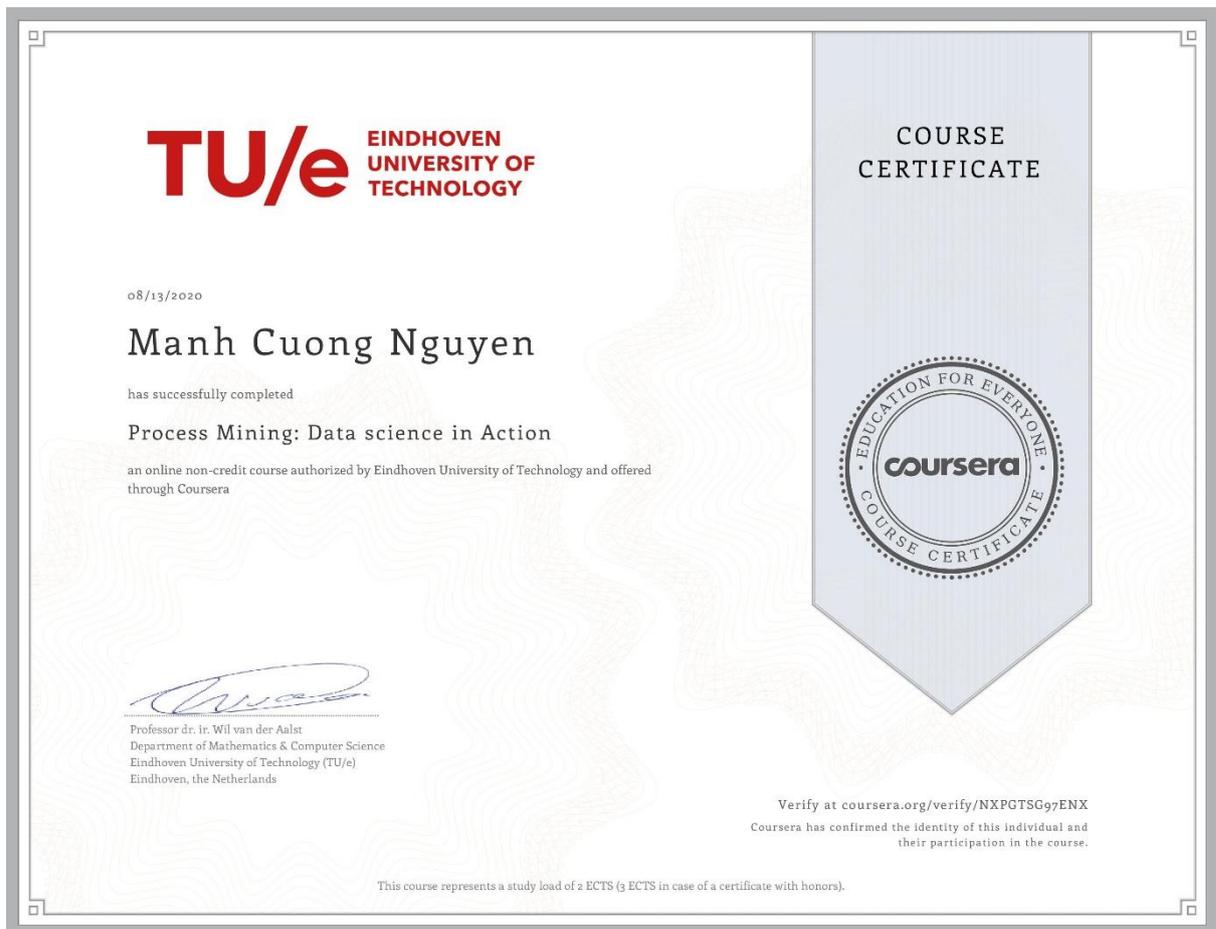
Die Abbildung zeigt einen Ausschnitt aus dem Datenset, das 6 Spalten enthält. Für die Modellierung der Prozesssicht sind die Spalten ‚Case ID‘, ‚Start Timestamp‘ und ‚Complete Timestamp‘ relevant. Diese geben Aufschluss über den zeitlichen Verlauf der Aktivitäten in den einzelnen Prozessinstanzen dar. Durch die Analyse der Spalten ‚Ressource‘ und ‚Role‘ mit Process Mining, ist es möglich, zusätzlich die Organisationssicht zu erstellen. Dies ist aber nicht Gegenstand der Arbeit.

## Anhang 2. Zertifikat

Zertifikat des Kurses „Process Mining: Data Science in Action“

Um ein tieferes Verständnis über das Thema Process Mining zu bekommen, hat der Verfasser dieser Arbeit den Online-Kurs „Process Mining: Data Science in Action“ von Prof. Dr. van der Aalst absolviert. Der Kurs wurde auf der Lernplattform Coursera durchgeführt und umfasst sechs Wochen mit verschiedenen Unterrichtseinheiten über Process Mining.

Nachfolgend wird das Zertifikat für die Durchführung des Kurses angefügt.



---

## Anhang 3. Das Handbuch für das Tool „Disco“



# Disco Tour

This tour document gives you an overview about the main functionality of Disco.

Author: Anne Rozinat  
Contact: [anne@fluxicon.com](mailto:anne@fluxicon.com)

Website: <https://fluxicon.com/disco/>

## Import

Every process mining project starts with the data that you want to analyze. Disco has been designed to make the data import really easy for you by automatically detecting timestamps, remembering your configuration settings, and by loading your data sets with unprecedented speed.

You simply open a CSV or Excel file and configure which columns hold your case ID, timestamps, your activity names, which other attributes you want to include in the analysis, and you are good to go.

**2 Configure**

**1 Select Columns**

Case ID	Start Timestamp	Complete Timestamp	Activity	Resource	Role
11	2011/02/16 14:31:00.000	2011/02/16 15:23:00.000	Create Purchase Requisition	Nico Oienbeer	Requester
2	2011/02/17 09:34:00.000	2011/02/17 09:40:00.000	Analyze Purchase Requisition	Maris Freeman	Requester Manager
3	2011/02/17 21:29:00.000	2011/02/17 21:52:00.000	Amend Purchase Requisition	Elvira Lopes	Requester
4	2011/02/18 17:24:00.000	2011/02/18 17:30:00.000	Analyze Purchase Requisition	Heinz Gutschmidt	Requester Manager
5	2011/02/18 17:36:00.000	2011/02/18 17:38:00.000	Create Request for Quotation	Francis Odell	Requester Manager
6	2011/02/22 09:34:00.000	2011/02/22 09:58:00.000	Analyze Request for Quotation	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
7	2011/02/22 10:50:00.000	2011/02/22 11:03:00.000	Amend Request for Quotation	Penn Osterwalder	Requester Manager
8	2011/02/28 08:10:00.000	2011/02/28 08:34:00.000	Analyze Request for Quotation	Francois de Perrier	Purchasing Agent
9	2011/05/17 06:31:00.000	2011/05/17 07:08:00.000	Create Purchase Requisition	Immanuel Karagianni	Requester
10	2011/05/17 09:58:00.000	2011/05/17 10:06:00.000	Create Request for Quotation	Esmana Lubata	Requester
11	2011/05/18 19:30:00.000	2011/05/18 19:56:00.000	Analyze Request for Quotation	Francois de Perrier	Purchasing Agent
12	2011/05/18 23:46:00.000	2011/05/18 23:59:00.000	Send Request for Quotation to Supplier	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
13	2011/05/19 03:44:00.000	2011/05/19 08:31:00.000	Create Quotation comparison Map	Francois de Perrier	Purchasing Agent
14	2011/05/19 15:38:00.000	2011/05/19 15:52:00.000	Analyze Quotation comparison Map	Kim Passa	Requester
15	2011/05/19 15:52:00.000	2011/05/19 15:52:00.000	Choose best option	Anna Kaufmann	Requester
16	2011/05/20 23:31:00.000	2011/05/21 09:22:00.000	Settle conditions with supplier	Magdalena Predutta	Purchasing Agent
17	2011/05/21 18:48:00.000	2011/05/21 18:59:00.000	Create Purchase Order	Francois de Perrier	Purchasing Agent
18	2011/05/22 11:33:00.000	2011/05/22 11:44:00.000	Confirm Purchase Order	Esmeralda Clay	Supplier
19	2011/05/23 05:32:00.000	2011/05/24 13:46:00.000	Deliver Goods Services	Esmeralda Clay	Supplier
20	2011/05/24 20:59:00.000	2011/05/24 21:00:00.000	Release Purchase Order	Kim Passa	Requester
21	2011/05/26 07:41:00.000	2011/05/26 07:42:00.000	Approve Purchase Order for payment	Karel de Groot	Purchasing Agent
22	2011/05/28 01:11:00.000	2011/05/28 01:11:00.000	Send invoice	Kiul Kan	Supplier
23	2011/05/28 15:28:00.000	2011/05/28 15:28:00.000	Authorize Supplier's Invoice payment	Pedro Alvares	Financial Manager
24	2011/05/28 16:11:00.000	2011/05/28 16:19:00.000	Pay invoice	Karalda Nimwada	Financial Manager
25	2011/07/23 12:53:00.000	2011/07/23 13:31:00.000	Create Purchase Requisition	Christian Francois	Requester
26	2011/07/23 17:51:00.000	2011/07/23 17:59:00.000	Create Request for Quotation	Immanuel Karagianni	Requester
27	2011/08/02 07:02:00.000	2011/08/02 07:24:00.000	Analyze Request for Quotation	Karel de Groot	Purchasing Agent
28	2011/08/02 08:17:00.000	2011/08/02 08:27:00.000	Amend Request for Quotation	Anna Kaufmann	Requester Manager

**3 Import**

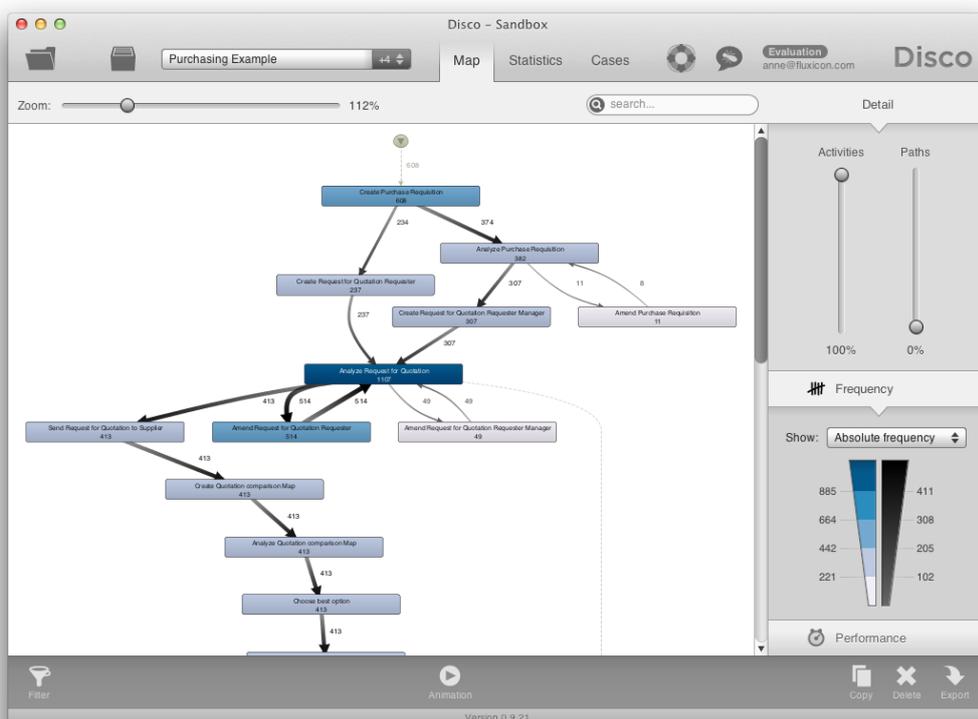
Disco is also fully compatible with the academic toolsets ProM 5 and ProM 6. By importing and exporting the event log standard formats MXML and XES, advanced users can seamlessly move back and forth between Disco and ProM if they want to benefit from the cutting edge research technologies developed in academia.

Disco also features a short-cut import and data exchange for previously imported data sets with up to 200x speed-up for very large data sets through the native FXL Disco log file format.

## Automated Process Discovery

The core functionality of process mining is the automated discovery of process maps by interpreting the sequences of activities in your imported log file. After you press the Start import button you are taken right into the Map view, where you can quickly and objectively see how your process has been actually performed.

Disco uses an intuitively understandable and 100% truthful process map visualization. The thickness of paths and coloring of activities show the main paths of the process flows, and wasteful rework loops like in the purchasing example process below are quickly discovered.



The Disco miner is based on Christian's Fuzzy miner, but has been further developed in many ways.

The Fuzzy Miner was the first mining algorithm to introduce the "map metaphor" to process mining, including advanced features like seamless process simplification and highlighting of frequent activities and paths. For Disco, we have used the scientifically proven approach of the Fuzzy Miner and combined it with extensive experience from our own practice and user testing.

The result is a mining algorithm that, while providing reliable and trustworthy results for data sets of arbitrary complexity, can be operated and understood efficiently by domain experts

---

with no prior experience in process mining. Although the Disco miner is based on the proven framework of the Fuzzy Miner, we have developed a completely new set of process metrics and modeling strategies, effectively making the Disco miner a nextgeneration Fuzzy Miner.

Our design priorities are what sets the Disco miner apart from other solutions:

1. **Usability:** Our goal was to have a miner that can be operated and understood by domain experts, with an adequate learning curve to also accommodate process mining experts (This is where most academic mining algorithms, understandably, fall painfully short). We also have put great effort into making our visualizations information-dense, while avoiding information overload. For Disco, we have used state-of-the-art UX and visualization research, user testing, and lots of development time to make sure our models are nice to read and quick to understand.
2. **Fidelity:** Creating a truthful model from a simple, well-structured process model is easy. When faced with complex data, though, most commercial approaches resort to drastically limiting the data used (only using the mainstream variants) to keep model complexity in check. We wanted a miner that can intelligently extract the most important parts of the process from the full set of data, and create a useful process model from data of arbitrary complexity.
3. **Performance:** Almost all process mining tools want to be used in a procedural fashion: You give them the data, and some parameters, they create a process model, done. We see process mining as an explorative and highly interactive task, where the domain expert learns to understand the data by looking at the process from multiple perspectives in quick succession. For this approach to work, we need our miner to work very fast.

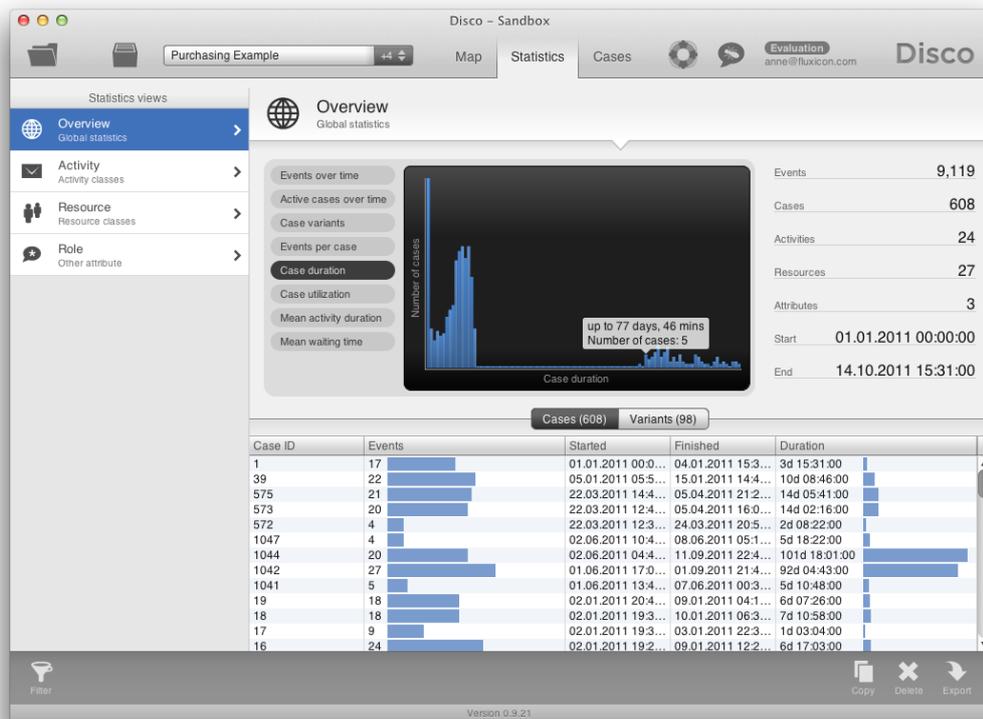
The Disco miner is considerably faster than any other approaches we are aware of, while delivering superior model quality. We think there is inherent value in having a good approximation of complex behavior in a few seconds, versus a perfect model in three hours (which is what you get with, e.g., genetic approaches). By intensively optimizing the whole stack, down from the log storage layer up to the graph visualization, we have created a miner that fosters truly interactive usage which, ultimately, leads to better and more meaningful analysis results.

## Process Statistics

Next to the process maps you can also inspect statistics about your process. For this, you simply change to the Statistics tab in the toolbar. You will get overview information about the

number of cases and events in your data set, the time frame covered, and performance charts like the case duration chart shown below.

In the case duration chart below, you can see that while most cases in the purchasing process are relatively short, some of them take 77 days. It almost seems like there are two different processes, one taking up to 15 days, and another one taking 70 days and longer. From an process analysis perspective we would like to find out what is going on.



On the left, further statistics views give you frequency and performance information for all activities and resources in the process. Furthermore, you will see statistics for any additional data attribute column that you included in your data set. These additional data attributes are usually very important for your process analysis, because they hold relevant context information such as:

- Which *product* a service call was about,
- Which type of *category* a change request in an IT Service process falls in,
- The *channel* through which a lead in a sales process came in,
- *Domain-specific characteristics* such as warranty vs. out-of-warranty repairs in a service process,
- By which *department* the activity was handled,

- In which *country* the process was performed,
- The *value* of an order, which is relevant for many purchasing processes, because depending on the amount of money that is involved different anti-fraud rules will apply, etc. etc.

In our projects, we often get data sets with up to 40 or 60 additional data attributes that are relevant and can be used in the analysis. Disco shows you these attribute statistics, but also lets you use them to drill down and focus your analysis, and to split out and compare processes with respect to these categories.

## Variants and Individual Cases

The third data set view is the Cases tab. While the Map view gives you an understanding about the process flows, and the Statistics view provides you with detailed performance metrics about your process, the Cases view actually goes down to the individual case level and shows you the raw data.

To be able to inspect individual cases is important, because you will need to verify your findings and see concrete examples particularly for "strange" behavior that you will most likely discover in your process analysis. Almost always you will find things that are hard to believe until you have drilled down to an individual example case, noted down the case number, and verified that this is indeed what happened in the operational system.

Furthermore, looking at individual cases with their history and all their attributes can give you additional context (like a comment field) that sometimes explains why something happened. Finally, being able to drill down to individual cases is important to be able to act on your analysis. For example, if you have found deviations from the described process, or violations of an important business rule, you may want to get a list of these cases and talk to the people involved in them to provide additional training.



In addition to a complete list of all cases in the data set, you also get direct access to the variants in your process. Variants are an integral part of the process analysis. In Disco, a variant is a specific sequence of activities. You can see it as one path from the beginning to the very end of the process. In the process map, an overview of the process flow between activities is shown for all cases together. A variant is then one "run" through this process from the start to the stop symbol, where also loops are unfolded.

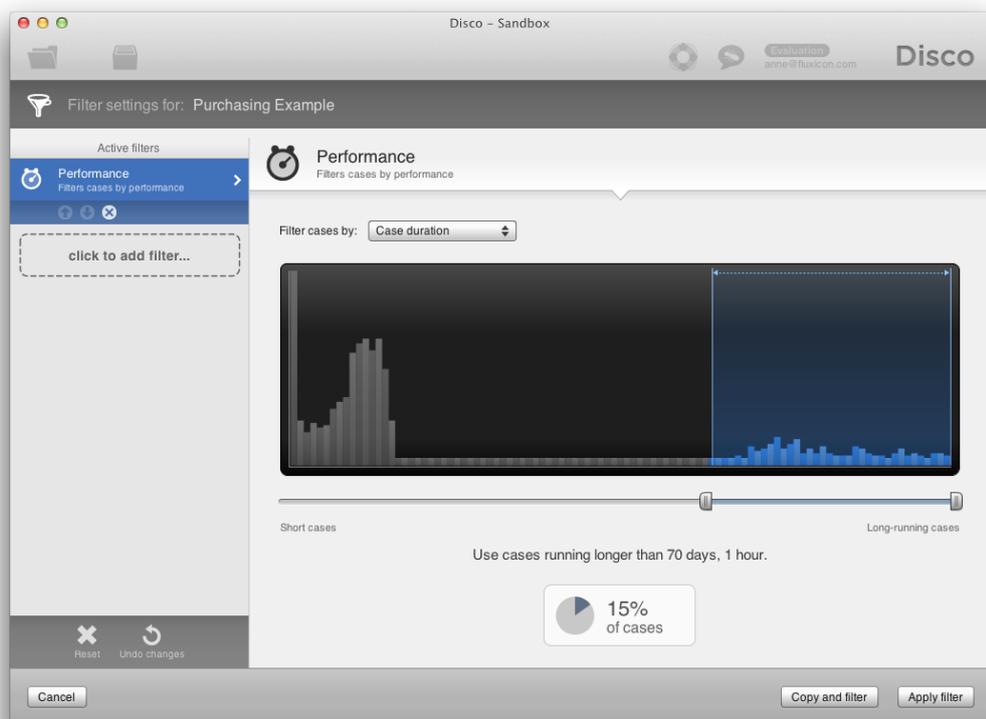
Usually, a large portion of cases in your data set is following just a few variants. For example, in the purchasing process shown above the top five most frequent variants cover the process flows of ca. 50% of all cases, although there are 98 different variants in total.

Furthermore, a live full text search across case names and all activity, resource, and data columns lets you find specific cases based on the words or word fragments you are looking for.

## Filtering

Disco provides you with powerful, non-destructive filtering capabilities for explorative drill-down, and for focusing your analysis. These filters are quickly accessible from any view and easy to configure.

For example, the Performance filter shown below lets you filter cases based on their throughput time. By moving the lower bound slider control, you can focus on just those cases that took longer than 70 days. The pie chart indicator tells you that the current selection covers ca. 15% of the cases in the data set. When you apply the filter, then all analysis views (Map, Statistics, and Cases) will just show you these 15% you are currently interested in.



In total, there are six powerful filter types available in Disco, and they can be combined and stacked in any order:

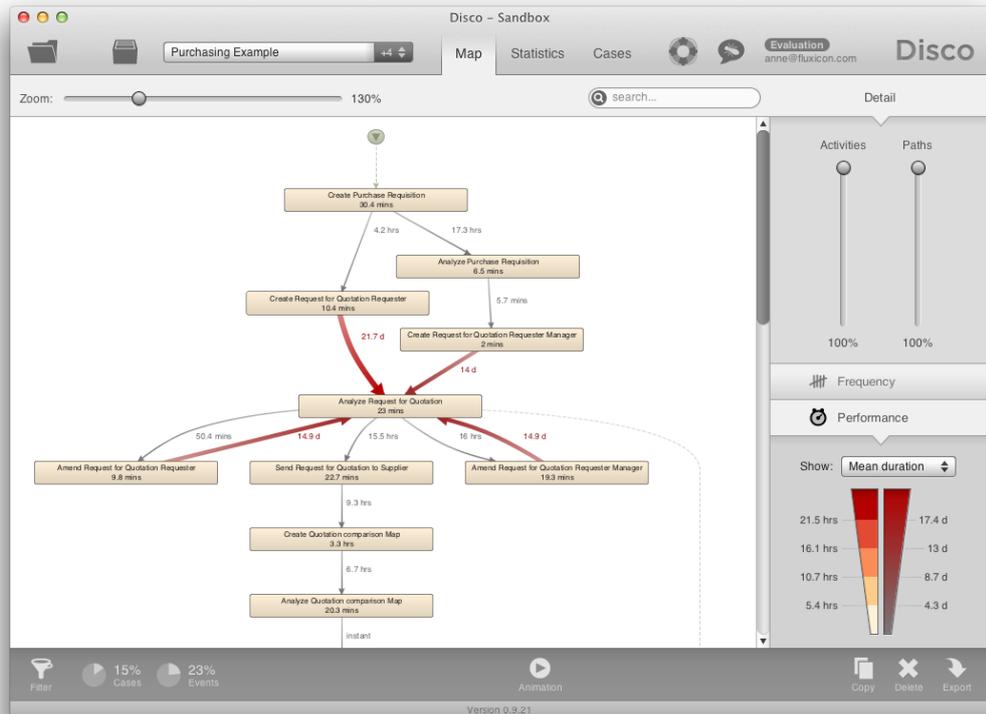
- The *Timeframe filter* with intuitive calendar controls to select cases and events based on a time window. You can use it, for example, to compare the processes before and after a process change.
- The *Variation filter* that allows you to focus your analysis on either the mainstream behavior or precisely the exceptional cases by making use of the variants from the Cases view.

- The *Performance filter* to focus on cases based on a variety of different performance metrics like, for example, the case duration as shown above.
- The *Endpoints filter* to select cases based on their start and end activities. For example, you can filter incomplete cases, or trim cases to cut out a part of the process.
- The *Attribute filter* to focus on (or exclude) certain activities, resources or process categories based on data attributes.
- The *Follower filter* for powerful process pattern-oriented filtering, including a 4-Eyes filter option that can be used to check for segregation of duty violations.

Together with the three analysis views, these filtering capabilities enable you to quickly and interactively explore your process into multiple directions, and to answer concrete questions about your process. Because filtering, and Disco in general, are so fast, you can also hold interactive process workshops, where you and a group of other process stakeholders get together to do an As-Is analysis and generate process improvement ideas along the way.

## **Performance Highlighting**

In addition to the frequency-based process map, you can also analyze the time that is spent in the process. The durations of the activities and the inactive (waiting) times between activities are automatically extracted from the timestamps in the data set and visually projected onto the process map.



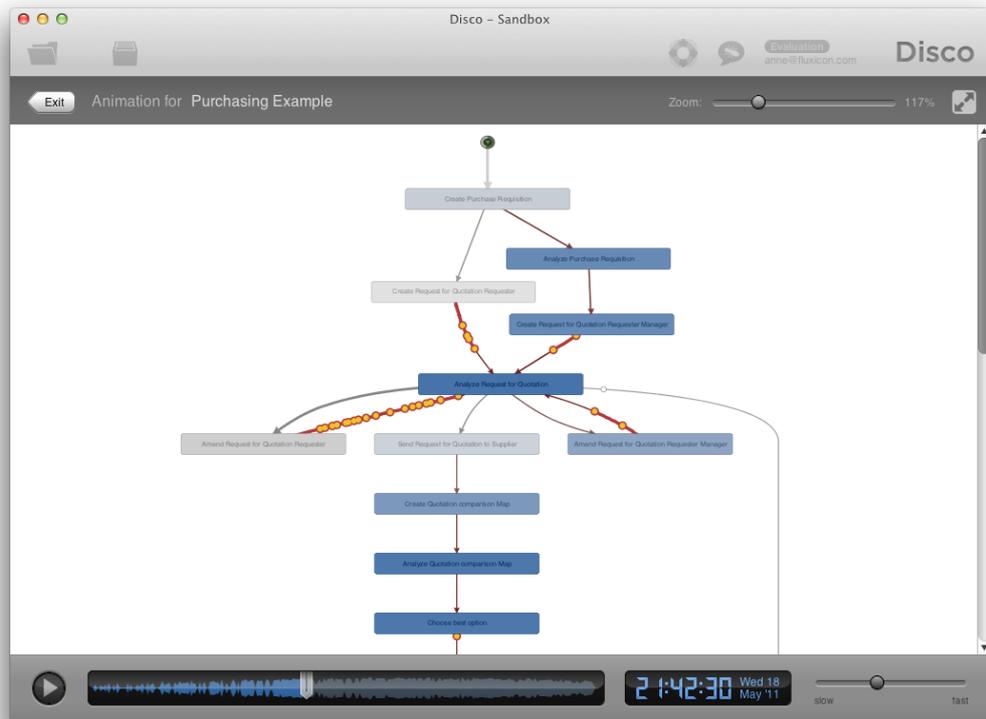
For example, for the subset of cases that take longer than 70 days from above you can see in the process map from the performance highlighting where most of the time is lost. Particularly the frequent rework loop from activity *Amend Request for Quotation Requester* to *Analyze Request for Quotation* takes on average 15 days (and is often performed multiple times). An alternative *Total durations* performance highlighting option shows you these high-impact areas at one glance by summing up the durations for each activity and path for the complete data set.

## Animation

Animation is a way to visualize the process flow over time right in the discovered process map (a bit like showing a "movie" of your process). Animation should not be confused with simulation. Rather than simulating, the real events from the log are replayed in the discovered process map as they took place.

Animation can be very useful to communicate analysis results to process managers or other people who are not process analysis experts. By showing how the cases in the data set

move through the process (at their relative, actual speed), the process is literally "brought to life".

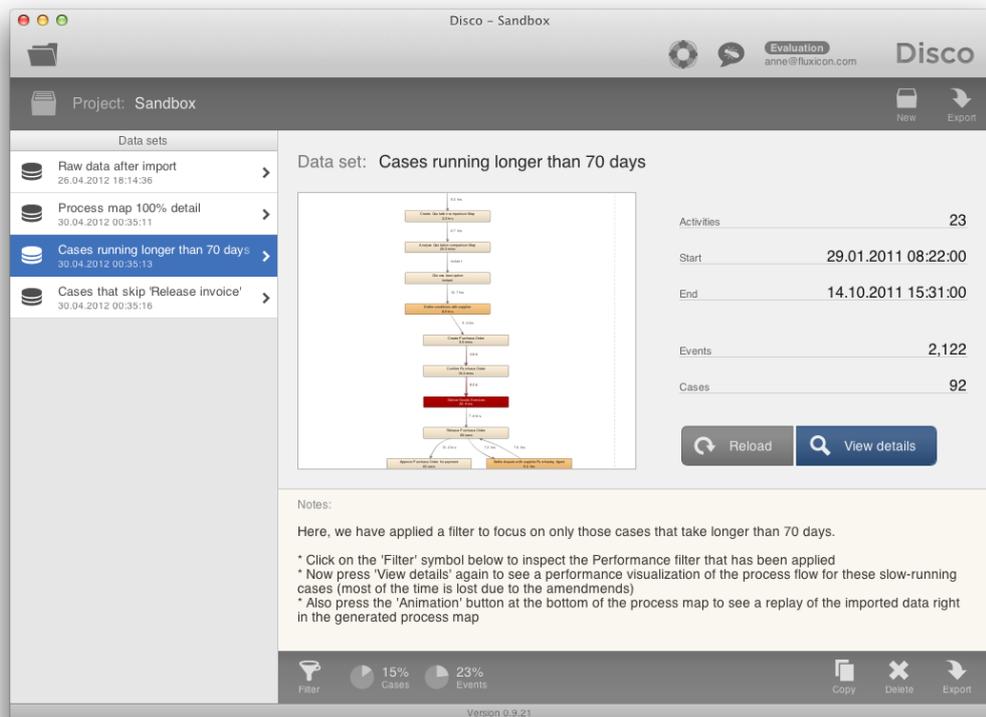


The picture above visualizes the bottleneck that was discovered in the purchasing process, where we analyzed the performance metrics in the process map for cases that take longer than 70 days: Every yellow dot is one case that is currently moving through the process, and by looking at where they pile up the bottleneck becomes very tangible.

## Project Management

One of the advantages of Disco is that it supports your project work through the management of multiple data sets in one project view. In a typical process mining project, you will import your log files in different ways, filter them, and make copies to save intermediate results. This results in many different versions and views of your data sets and can easily get out of hand.

The project view in Disco is there to help you keep an overview. It keeps all your work in one place and lets you make notes about what you found out, or what you still want to check. Complete projects can be exported and shared with other people who can start right where you left off.



For example, the picture above shows the sandbox project that that we prepared for you to get you started after the installation of Disco.

So, why don't you just head over to the [Disco](#) page and [start playing with the demo version right now!](#)

Afterwards, read the [Process Mining in Practice](#) book to learn what to pay attention to when you apply process mining for your own data.

*Quelle: (Rozinat, 2020)*

**Anhang 4. CD Anhang**

Datei: Masterarbeit\_Nguyen\_Manh\_Cuong.docx

Datei: Masterarbeit\_Nguyen\_Manh\_Cuong.pdf

Ordner Abbildungen: Abbildung 1.jpg bis Abbildung 37.jpg