



universität
wien

MASTERARBEIT / MASTER'S THESIS

Titel der Masterarbeit / Title of the Master's Thesis

„Process Mining aus der Perspektive von Unternehmen“

verfasst von / submitted by

Peter Hauner B. A.

angestrebter akademischer Grad / in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Master of Science (MSc)

Wien, 2021 / Vienna 2021

Studienkennzahl lt. Studienblatt /
degree programme code as it appears on
the student record sheet:

UA 066 914

Studienrichtung lt. Studienblatt /
degree programme as it appears on
the student record sheet:

Masterstudium Internationale Betriebswirtschaft

Betreut von / Supervisor:

o. Univ.-Prof. Mag. Dr. Rudolf Vetschera

Mitbetreut von / Co-Supervisor:

Abstract

Business Process Mining ist eine aufstrebende Technologie, die es Unternehmen ermöglicht, ihre eigenen Geschäftsprozesse anhand vorhandener Daten zu analysieren. Die Technologie wird in immer mehr Unternehmen auf der ganzen Welt eingesetzt und findet auch in der Wissenschaft zunehmend Beachtung. Obwohl es inzwischen einiges an wissenschaftlicher Literatur zu Process Mining gibt, ist bisher allerdings nur wenig über die Vorteile und Hindernisse derartiger Technologie aus der Perspektive von Unternehmen bekannt. Diese Arbeit soll daher die Sicht von Unternehmen auf Business Process Mining untersuchen, um herauszufinden, welche Vorteile mit der Technologie assoziiert werden und welche Hindernisse Unternehmen davon abhalten, Business Process Mining einzusetzen. Zu diesem Zweck wurde eine Umfrage unter Entscheidungsträgern aus Unternehmen durchgeführt und die erhobenen quantitativen Daten wurden statistisch ausgewertet. Es zeigt sich, dass Unternehmen in Business Process Mining eine Reihe von Vorteilen für ihre Organisation sehen, welche für die Entscheidung, Process Mining im Unternehmen einzusetzen, relevant sind. Diese reichen vom Informations- und Entscheidungssystem für Führungskräfte über die Automatisierung und den Beitrag zur Digitalen Transformation bis hin zur Investition in die Infrastruktur des Unternehmens. Als hinderliche Faktoren wurden von den Teilnehmern die hohen Kosten für den Einsatz der Technologie sowie ein Mangel an Akzeptanz und Wissen bei den Mitarbeitern genannt. Die gefundenen Ergebnisse könnten Anbietern von Process Mining helfen, sowohl die Erwartungen als auch die Bedenken ihrer potenziellen Kunden besser zu verstehen.

Abstract

Business process mining is an emerging technology that enables companies to analyze their own business processes using existing data. The technology is being used in more and more companies around the world and is receiving increasing attention in academia. Although there is now some literature on process mining, little is known about the benefits and barriers of such technology from a business perspective. The purpose of this paper is to investigate the views of companies on business process mining in order to find out which benefits are associated with the technology and which obstacles prevent companies from using business process mining. For this purpose, a survey was conducted among decision-makers from companies and the quantitative data collected was statistically analyzed. It was found that companies see in business process mining a broad set of benefits for their organization which are relevant for the decision to use process mining. These benefits range from the use of process mining as an information and decision-making system for managers to automation of activities and the contribution to digital transformation as well as the investment in the company's infrastructure. The high costs of using the technology and a lack of acceptance and knowledge among employees were named by the participants as hindering factors. The results found could help process mining providers to better understand the expectations and barriers of their potential customers.

Danksagung

Ich möchte mich hiermit für die Unterstützung, welche ich im Zuge dieser Masterarbeit erhalten habe, bedanken. Mein Dank gilt dabei vor allem meinem Masterarbeitsbetreuer Professor Dr. Vetschera, der mich durch sein Feedback und die gemeinsamen Meetings während der gesamten Dauer dieser Studie unterstützt hat.

Zudem möchte ich mich bei der BDO Consulting GmbH bedanken, welche die Studie finanziert hat. Innerhalb der BDO Consulting GmbH gilt mein Dank dabei besonders Dr. Huemer, der bei Datenerhebung zu dieser Studie trotz seines mehr als vollen Terminkalenders tatkräftig geholfen hat.

Nicht zuletzt gilt mein Dank auch meiner Freundin Vanessa, die sich trotz ihrer eigenen Masterarbeit die Zeit genommen hat, Korrektur zu lesen.

Inhaltsverzeichnis

1.	EINLEITUNG	1
1.1.	Problemstellung	1
1.2.	Forschungsfragen	2
TEIL I: LITERATURERECHERCHE.....		6
2.	PROCESS MINING	6
2.1.	Planung.....	7
2.2.	Extraktion der Daten.....	7
2.3.	Datenverarbeitung.....	9
2.4.	Mining und Analyse	10
2.4.1.	Process Discovery	11
2.4.2.	Conformance Checking.....	13
2.4.3.	Enhancement	17
2.4.4.	Online Process Mining	21
3.	VORTEILE VON PROCESS MINING.....	23
3.1.	Benefits Evaluation Ladder.....	23
3.2.	Stufe 1: Notwendige Veränderungen	24
3.3.	Stufe 2: Automatisierung.....	26
3.4.	Stufe 3: Direkt wertschöpfende Systeme	27
3.5.	Stufe 4: MIS und DDS.....	28
3.6.	Stufe 5: Infrastruktur.....	29
3.7.	Stufe 6: Organisationsübergreifende Systeme	30
3.8.	Stufe 7: Strategische Systeme.....	31
3.9.	Stufe 8: Unternehmenstransformation	32
4.	HINDERNISSE FÜR DEN EINSATZ VON PROCESS MINING AUS DER PERSPEKTIVE VON UNTERNEHMEN.....	34
4.1.	Organizational Buying Behavior	34
4.1.1.	Robinson, Faris, Wind – Buygrid Framework.....	34
4.1.2.	Webster und Wind - General Model for Understanding Organizational Buying Behavior	35
4.1.3.	Sheth - A Model of Industrial Buyer Behaviour.....	36
4.1.4.	Johnston und Lewin	38
4.2.	OBB und Software.....	40
4.3.	Kombination der Einflussfaktoren	41
4.4.	Negative Einflussfaktoren auf die Bereitschaft Process Mining einzusetzen	43
4.4.1.	Umweltfaktoren.....	43
4.4.2.	Organisationsbedingte Faktoren.....	43
4.4.3.	Anbietercharakteristiken	44
4.4.4.	Einkaufscharakteristik.....	45
4.4.5.	Gruppenfaktoren	45

4.4.6.	Informationsspezifische Charakteristika	46
4.4.7.	Technische Faktoren	46
TEIL II: METHODIK.....		49
5.	FORSCHUNGSANSATZ UND STICHPROBE.....	49
6.	FRAGEBOGENDESIGN UND DATENERHEBUNG	50
7.	STATISTISCHE AUSWERTUNG	53
TEIL III – EMPIRISCHER TEIL		55
8.	TEILNEHMER	55
9.	ABHÄNGIGE VARIABLE	57
10.	ERGEBNISSE DER VORTEILE VON PROCESS MINING AUS SICHT VON UNTERNEHMEN.....	59
10.1.	<i>Ergebnisse Stufe 1: Notwendige Veränderungen.....</i>	59
10.2.	<i>Ergebnisse Stufe 2: Automatisierung.....</i>	62
10.3.	<i>Ergebnisse Stufe 3: Direkter Mehrwert</i>	64
10.4.	<i>Ergebnisse Stufe 4: MIS & DSS.....</i>	66
10.5.	<i>Ergebnisse Stufe 5: Infrastruktur</i>	68
10.6.	<i>Ergebnisse Stufe 7: Strategischer Vorteil</i>	70
10.7.	<i>Ergebnisse Stufe 8: Transformation.....</i>	73
10.8.	<i>Übersicht zu den Vorteilen durch den Einsatz von Process Mining für Unternehmen</i>	74
10.9.	<i>T-Test der Variablen der Vorteile</i>	76
10.10.	<i>Übersicht zu Relevanz der Vorteile für die Entscheidung Process Mining einzusetzen</i>	77
10.11.	<i>T-Test der Variablen der Relevanz.....</i>	78
10.12.	<i>Mit Process Mining assoziierte Vorteile</i>	79
11.	ERGEBNISSE DER HINDERNISSE FÜR DEN EINSATZ VON PROCESS MINING AUS DER SICHT VON UNTERNEHMEN.....	80
11.1.	<i>Ergebnisse Umweltfaktoren.....</i>	80
11.2.	<i>Ergebnisse Organisationsbedingte Faktoren.....</i>	81
11.3.	<i>Ergebnisse Anbietercharakteristiken</i>	82
11.4.	<i>Ergebnisse Einkaufscharakteristiken</i>	84
11.5.	<i>Ergebnisse Gruppenfaktoren</i>	85
11.6.	<i>Ergebnisse Informationsspezifische Charakteristiken</i>	86
11.7.	<i>Ergebnisse Technische Faktoren</i>	88
11.8.	<i>Übersicht zu den Hindernissen für den Einsatz von Process Mining.....</i>	90
11.9.	<i>T-Tests zwischen den Variablen.....</i>	91
11.10.	<i>Faktoren, die Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen</i>	92
12.	DISKUSSION.....	94
13.	REFERENZEN	102
14.	ANHANG.....	111
14.1.	<i>Fragebogen zur Datenerhebung</i>	111

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht, die den Arbeitsablauf beschreibt, um von heterogenen Datenquellen zu Process-Mining-Ergebnissen zu gelangen (Van der Aalst 2016, 126) ..	9
Abbildung 2: Beispiel für einen Event Log; (Van der Aalst 2019)	10
Abbildung 3: Überblick zu den drei Arten von Process Mining (Filipe und Gamboa 2008, 427)	11
Abbildung 4: Process Discovery Ergebnis; in Anlehnung an (Celonis SE, 2021)	12
Abbildung 5: Grundsätzliche Funktionsweise bei Übereinstimmungsprüfungen mit Process Mining anhand von Token-based Log-Replay (Rozinat und Van der Aalst 2008b)	15
Abbildung 6: Beispiel Kontrollflussperspektive; in Anlehnung an (Celonis SE 2021) .	18
Abbildung 7: Leistungsanalyse eines Mitarbeiters; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)	19
Abbildung 8: Beispiel Fallperspektive; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)	20
Abbildung 9: Beispiel Zeitperspektive; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)	21
Abbildung 10: Übersicht der Vorteilsstufen, in Anlehnung an (Farbey, Land und Targett 1995)	23
Abbildung 11: Ein integratives Modell des Industriellen Einkaufsverhaltens (Sheth 1973, 51)	38
Abbildung 12: Ein integriertes Modell des Organizational Buying Behavior (Johnston und Lewin 1996, 3)	40
Abbildung 13: Übersicht zu den Mittelwerten der einzelnen Stufen beziehungsweise Variablen	75
Abbildung 14: Ergebnisse der T-Tests zwischen den Variablen der Vorteile	77
Abbildung 15: Ergebnisse der Relevanz der Vorteile für die Überlegung von Unternehmen, Process Mining einzusetzen	77
Abbildung 16: Ergebnisse der T-Tests zwischen den Variablen der Relevanz der Vorteile	79
Abbildung 17: Auswertung der offenen Frage nach den größten Vorteilen von Process Mining für Unternehmen	79
Abbildung 18: Übersicht zu den Variablen der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining	90
Abbildung 19: Übersicht zu den signifikanten Unterschieden bei den Variablen der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen	92

Abbildung 20: Ergebnisse zur offenen Frage nach den größten Hindernissen Process Mining in Unternehmen einzusetzen	92
--	----

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Überblick zu den Faktoren der einzelnen Stufen.....	33
Tabelle 2: Determinanten des Organizational Buying Behavior (Johnston und Lewin 1996, 3).....	39
Tabelle 3: Übersicht zu den Gruppen der Faktoren bei den Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	48
Tabelle 4: Branchen der Teilnehmer	55
Tabelle 5: Häufigkeit der Antworten für die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.....	57
Tabelle 6: Kreuztabelle für die Bereitschaft, Process Mining im Unternehmen einzusetzen, und dem aktuellen Einsatz der Technologie im Unternehmen	57
Tabelle 7: Deskriptive Statistik der Variable „Bereitschaft, Process Mining einzusetzen“	58
Tabelle 8: Deskriptive Statistik der Stufe 1 der Vorteile: Notwendige Veränderungen durch Process Mining	59
Tabelle 9: Korrelationen der 1. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Notwendige Veränderungen.....	60
Tabelle 10: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 1: Notwendige Veränderungen	61
Tabelle 11: Deskriptive Statistik der 2. Stufe der Vorteile: Automatisierung.....	62
Tabelle 12: Korrelationen der 2. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Automatisierung.....	63
Tabelle 13: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 2: Automatisierung.....	64
Tabelle 14: Deskriptive Statistik der 3. Stufe der Vorteile: Direkter Mehrwert.....	64
Tabelle 15: Korrelationen der 3. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Direkter Mehrwert.....	65
Tabelle 16: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 3: Direkter Mehrwert	66
Tabelle 17: Deskriptive Statistik der 4. Stufe der Vorteile: MIS & DSS	66
Tabelle 18: Korrelationen der 4. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: MIS & DSS	67
Tabelle 19: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 4: MIS & DSS.....	68
Tabelle 20: Deskriptive Statistik der 5. Stufe der Vorteile: Infrastruktur	68

Tabelle 21: Korrelationen der 5. Stufe von Vorteilen durch Process Mining:	
Infrastruktur	69
Tabelle 22: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 5:	
Infrastruktur	69
Tabelle 23: Deskriptive Statistik der 7. Stufe der Vorteile: Strategischer Vorteil	70
Tabelle 24: Korrelationen der 7. Stufe von Vorteilen durch Process Mining:	
Strategischer Vorteil	71
Tabelle 25: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 7:	
Strategischer Vorteil	72
Tabelle 26: Deskriptive Statistik der 8. Stufe der Vorteile: Digitale Transformation....	73
Tabelle 27: Korrelationen der 8. Stufe von Vorteilen durch Process Mining:	
Transformation.....	74
Tabelle 28: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 8:	
Digitale Transformation.....	74
Tabelle 29: Überblick zu den einzelnen Faktoren der Vorteile durch den Einsatz von Process Mining	76
Tabelle 30: Überblick zu den einzelnen Faktoren der Relevanz der Vorteile für die Entscheidung von Unternehmen, Process Mining einzusetzen.	78
Tabelle 31: Deskriptive Statistik zu umweltbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.....	80
Tabelle 32: Korrelationen zu den umweltbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	81
Tabelle 33: Deskriptive Statistik zu organisationsbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.....	81
Tabelle 34: Korrelationen zu den organisationsbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	82
Tabelle 35: Deskriptive Statistik zu Hindernissen aus den Anbietercharakteristiken für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen	83
Tabelle 36: Korrelationen zu den anbieterspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	84
Tabelle 37: Deskriptive Statistik zu Hindernissen bezüglich der Einkaufscharakteristiken für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.....	84
Tabelle 38: Korrelationen zu den kaufspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	85

Tabelle 39: Deskriptive Statistik zu Hindernissen aus Gruppenfaktoren für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.....	85
Tabelle 40: Korrelationen zu den gruppenspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	86
Tabelle 41: Deskriptive Statistik zu den informationsspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.....	87
Tabelle 42: Korrelationen zu den informationsspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining	88
Tabelle 43: Deskriptive Statistik zu den technischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.....	88
Tabelle 44: Korrelationen zu den technischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining.....	89
Tabelle 45: Überblick zu den einzelnen Faktoren der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining	91

Abkürzungsverzeichnis

PM	Process Mining
ERP	Enterprise Resource Planning
CRM	Customer Relation Management
WFMS	Workflow Management System
PAIS	Process Aware Information System
BPM	Business Process Management
ES	Enterprise Software
BI	Business Intelligence
MIS	Management Information System
DSS	Decision Support System
B2B	Business to Business
RPA	Robotic Process Automation

1. Einleitung

Seit langem sehen sich Unternehmen mit zunehmend komplexen Prozessen konfrontiert (Schäfermeyer, Rosenkranz und Holten 2012, 261–262). Dass diese nicht immer so reibungslos ablaufen, wie man sich dies wünschen würde, ist wohl jedem bekannt, der bereits in einem größeren Unternehmen arbeiten durfte oder sich als Kunde mit längeren Wartezeiten oder unzureichendem Service auseinandersetzen musste. Die zunehmende Digitalisierung hat hierbei vieles verbessert, aber bei weitem nicht alle Ineffizienzen beseitigt. Gerade aus der Sicht von Unternehmen gibt es im Prozessmanagement nach wie vor viel Luft nach oben, und der zunehmende Wettbewerbsdruck in vielerlei Branchen zwingt viele von ihnen, immer effizienter zu arbeiten. Genau hier setzt Process Mining an. Es nutzt die Daten der digitalisierten Prozesse, um anhand von Algorithmen Prozesse bis ins Detail zu analysieren, um deren Schwachstellen beseitigen zu können. Wer sich näher mit Process Mining auseinandersetzt, wird schnell den Eindruck bekommen, es sei „the next big thing!“ (Beuthner, o. J.). Pressemeldungen über neue Rekordinvestitionen (Höpner, Kapalschinski und Müller 2019), schnell wachsende Anbieter (Todd 2020) und eine zunehmende Anzahl bekannter Unternehmen, die diese Technologie einsetzen (Davenport und Spanyi 2019), bestimmen die allgemeine Wahrnehmung. Kritisch betrachtet klingt dies alles nach einem künstlich generierten Hype, erzeugt von begabten Marketing- und PR-Abteilungen. Es lohnt sich daher, genauer hinzusehen und die Unternehmen selbst über die Ausprägung der Vorteile und Hindernisse zu befragen, mit denen diese Process Mining assoziieren, um sich einer realistischeren und objektiveren Einschätzung anzunähern.

1.1. Problemstellung

Wissenschaftlich gesehen ist Process Mining eine relativ junge Forschungsdisziplin, die sowohl aus einer technischen wie auch aus einer betriebswirtschaftlichen Perspektive betrachtet werden kann. Dies ergibt sich aus dem zugrunde liegenden Mix von Geschäftsprozessmanagement, Data Mining sowie dem unternehmerischen Kontext der Anwender. Befasst man sich mit der vorhandenen Literatur auf diesem Gebiet, so wird deutlich, dass Process Mining bisher vor allem aus einer technischen Perspektive betrachtet wurde (Maita u. a. 2018). Es scheint zuweilen beinahe so, als würde Process Mining in der vorhandenen Literatur als ein Selbstzweck betrachtet werden. Unternehmer

und Manager mit einem betriebswirtschaftlichen Hintergrund und einem beschränkten Budget dürften dies vermutlich anders sehen. Für sie sind die technischen Herausforderungen von Process Mining, über die in der Literatur viel geschrieben wird, größtenteils zu vernachlässigen. Denn Unternehmen, welche Process Mining einsetzen möchten, entwickeln die Software in der Regel nicht selbst, sondern bedienen sich bei externen Anbietern. Der Anbieter hat damit die Aufgabe, technische Probleme zu lösen. Die Unternehmen (Kunden der Anbieter) erwarten vor allem ein funktionierendes Produkt. Der Großteil der Literatur von Process Mining eignet sich daher vermutlich nur bedingt dazu, entscheidungsrelevante Faktoren aus Sicht der Unternehmen (Kunden) zu begutachten, denn diese beschäftigt sich in erster Linie mit den technischen Problemen der Anbieter von Process-Mining-Lösungen.

Kaum berücksichtigt wurden bisher betriebswirtschaftliche Faktoren bei den Käufern solcher Software, die neben den technischen Faktoren darüber entscheiden werden, ob Process-Mining-Applikationen sich langfristig am Markt etablieren können, und wenn ja, in welchem Umfang. Diese kaufentscheidenden Faktoren können, neben technischen Faktoren, beispielsweise ebenso aus einem organisatorischen oder finanziellen Hintergrund hervorgehen. Wie Unternehmen die Vorteile und Hindernisse von Process Mining im Großen und Ganzen beurteilen, ist bisweilen also kaum erforscht. Dabei könnte genau hier der Flaschenhals für eine weitere Marktdurchdringung liegen. Davon wiederum könnten nicht nur die Vertriebsabteilungen einschlägiger Anbieter profitieren, sondern auch deren Kunden, wenn sich Anbieter ihrer Probleme annehmen und die relevantesten Vorteile priorisiert vorantreiben. Nicht zuletzt kann dies auch dem Endverbraucher zugutekommen, wenn durch Prozessoptimierungen Preise sinken oder sich der Service verbessert. Im weiteren Sinne könnte sogar die Politik daran interessiert sein, da die Technologie nicht aus dem Silicon Valley kommt, sondern akademisch wie auch unternehmerisch vor allem in Europa beheimatet ist.

Es ist daher an der Zeit, sich der Kundenperspektive von Process-Mining-Lösungen anzunehmen und die verschiedenen Hindernisse und Vorteile besser zu verstehen.

1.2. Forschungsfragen

Bei der Entscheidung, ob ein Unternehmen Process Mining einsetzt oder nicht, werden die Vor- und Nachteile für das Unternehmen durch den Einsatz von Process Mining abgewogen. Um die Entscheidung nachvollziehen zu können, müssen daher zuerst die

diversen Vor- und Nachteile von Process Mining mit ihrer jeweiligen Relevanz aus der Perspektive von Unternehmen erforscht werden.

Dabei sind Process-Mining-Lösungen grundsätzlich in vielen Branchen anwendbar, und die meisten größeren Organisationen dürften Prozesse haben, welche sich überwachen und verbessern lassen könnten. Da es im Umfang einer Masterarbeit nicht möglich ist, eine ausreichende Anzahl von Unternehmen in diversen Branchen zu befragen, beschränkt sich diese Masterarbeit auf die Energiebranche und das produzierende Gewerbe. Die Auswahl dieser Branchen orientiert sich an den Kunden der BDO Consulting GmbH, welche letztlich einen Großteil der Befragten darstellen. Zudem konnte die BDO Consulting GmbH in den letzten Jahren viel branchenspezifisches Wissen in Bezug auf Process Mining sammeln. Dies ist bei der Auswertung der Ergebnisse durchaus von Vorteil, da der Kontext der Antworten aufgrund dessen besser interpretiert werden kann.

In der Literatur zu Process Mining wird immer wieder auf die Vorteile von Process Mining hingewiesen, wobei dazu keine empirische Forschung in Bezug auf Unternehmen vorgenommen wurde, da sich die Process-Mining-Literatur meist mit technischen Problemen auseinandersetzt und die Vorteile für Unternehmen meist nur beiläufig erwähnt werden. Aufgrund dessen ist bisweilen unerforscht, welche Vorteile Unternehmen tatsächlich im Einsatz von Process Mining sehen. Mit der folgenden ersten Forschungsfrage sollen daher die Vorteile aus der Perspektive von Unternehmen identifiziert werden.

RQ1: Welche Vorteile beobachten/erwarten Unternehmen der Energiebranche und des produzierenden Gewerbes in der DACH-Region durch den Einsatz von Process-Mining-Software?

In Anbetracht der Anwendungsmöglichkeiten und der in der Literatur beschriebenen Vorteile ergibt sich daraus eine Vielzahl an möglichen Gründen, Process Mining einzusetzen. Welche dieser Vorteile letztlich aber für die unternehmerische Entscheidung, Process Mining einzusetzen, ausschlaggebend sind, geht aus der aktuellen Literatur bisweilen jedoch nicht hervor.

Aufgrund dessen lautet die zweite Forschungsfrage:

RQ2: Welche Vorteile von Process Mining erhöhen die Bereitschaft von Unternehmen, die Technologie einzusetzen?

Angesichts der vielen Einsatzmöglichkeiten stellt sich die Frage, warum nicht mehr Unternehmen Process-Mining-Lösungen einsetzen, um die operativen Abläufe zu optimieren oder strategische Vorteile zu generieren. Auch die Ergebnisse einer Studie von PwC aus dem Jahr 2019 legen eine solche Frage nahe. Bei der Befragung von 170 Unternehmen in 21 Ländern (darunter auch Österreich, Deutschland und die Schweiz), haben sich 93% der Unternehmen dafür ausgesprochen, Process Mining in ihrer Organisation anwenden zu wollen. Gleichzeitig gaben 79% derselben Unternehmen an, noch nie Process Mining eingesetzt zu haben (PwC 2019). Die daraus ersichtliche Divergenz zwischen Absicht und Handlung ist erstaunlich, da auch 2019 schon ein breites Angebot von Process-Mining-Lösungen am Markt erhältlich war. Die aktuelle Literatur bietet leider keine ausreichenden Antworten auf solche Fragen. Zwar werden technische Probleme definiert und teilweise auch analysiert, doch handelt es sich dabei zumeist weder um die Probleme möglicher Kunden, sondern eher von Anbietern, noch um empirische Forschung. Hinzu kommt auch, dass bisweilen keine umfangreiche Kategorisierung der Herausforderungen niedergeschrieben wurde. Oftmals werden Probleme nur beiläufig erwähnt, statt in den Zusammenhang mit einem größeren Ganzen gesetzt zu werden. Zudem werden Herausforderungen in Bezug auf Process Mining, die nicht direkt mit der Qualität der Software zu tun haben, bisher nur selten berücksichtigt. Um die Herausforderungen und Hindernisse aus der Kundenperspektive von Unternehmen umfassend zu untersuchen, lautet die dritte Forschungsfrage daher wie folgt:

RQ3: Was hält Unternehmen der Energiebranchen und des produzierenden Gewerbes in der DACH-Region davon ab, Process-Mining-Software in ihrer Organisation einzusetzen?

Die Beantwortung der Forschungsfragen wird in der vorliegenden Arbeit in drei Teilen erarbeitet. Teil I der Arbeit betrachtet den aktuellen Stand der Literatur, wobei die Funktionsweise der Technologie und die sich daraus ergebenden Vorteile von Process Mining für Unternehmen als auch die möglichen Hindernisse für den Einsatz von Process Mining anhand der Literatur identifiziert werden. Teil II und Teil III stellen den

empirischen Teil der Arbeit dar, in dem untersucht wird, welche der Vorteile und Hindernisse aus der Literatur für die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen, relevant sind. Teil II erläutert dabei die Vorgehensweise der quantitativen Studie zur Beantwortung der Fragen, und Teil III stellt die gewonnenen Ergebnisse mitsamt der Interpretation dar, um die Forschungsfragen zu beantworten.

Teil I: Literaturrecherche

Um die beiden Forschungsfragen zu beantworten, wird zunächst die vorhandene Literatur untersucht. Für die Beantwortung der Fragen kann die Theorie ebenfalls in drei inhaltliche Abschnitte unterteilt werden. Der erste Abschnitt beschäftigt sich mit der grundsätzlichen Funktionsweise von Process Mining. Der zweite Abschnitt befasst sich mit den Vorteilen von Process Mining aus der Theorie und der dritte mit möglichen Hindernissen aus der Sicht von Unternehmen.

2. Process Mining

Process Mining ist eine Technologie, die ihren Ursprung in den Niederlanden hat und die als eine Brücke zwischen Geschäftsprozessmanagement und Data Science betrachtet werden kann (Van der Aalst 2016, 15–18). Die technologischen Ziele von Process Mining sind stark vereinfacht das Gewinnen von Prozessmodellen aus den Daten von Informationssystemen (1. Art); die Übereinstimmungsprüfung von Ist- und Soll-Prozessen (2. Art) sowie die Erweiterung von Prozessmodellen um diverse Perspektiven (3. Art). Unternehmen nutzen diese technologischen Möglichkeiten beispielsweise, um Transparenz über Geschäftsprozesse zu gewinnen, Prozesse zu optimieren und die Automatisierung oder Digitalisierung von Prozessen voranzutreiben.

Um den Kontext dieser Arbeit verstehen zu können, sollte zunächst die grundsätzliche Funktionsweise von Process Mining erläutert werden. Diese bildet den Grundstein für ein Verständnis der möglichen Vorteile und Probleme der Technologie aus der Perspektive von Unternehmen. Da es sich um ein relativ abstraktes Thema handelt, wird der folgende Teil dieser Arbeit anhand einer Process-Mining-Projektmethodologie erklärt und beschreibt damit ein Vorgehen, wie es auch aus der Perspektive eines Unternehmens ablaufen kann. Process-Mining-Projekte durchlaufen danach in der Regel die Stufen Planung, Extraktion der Daten, Verarbeitung der Daten und das anschließende Mining inklusive der Analyse (van Eck u. a. 2015, 297–313).

2.1. Planung

Am Beginn eines Process-Mining-Projektes steht die Planung. Dabei wird festgelegt, welcher Prozess analysiert werden soll und welche konkreten Fragen mit dem Projekt beantwortet werden wollen. Eine zu beantwortende Fragestellung wäre zum Beispiel, warum ein Prozess im Werk A effizienter abläuft als im Werk B desselben Unternehmens. Zudem sollte ein zu erreichendes Ziel definiert werden. Ein Ziel aus der Sicht eines Unternehmens könnte dabei beispielsweise sein, die Kosten eines Geschäftsprozesses um 15% zu senken oder die durchschnittliche Durchlaufzeit des Prozesses auf 11 Tage zu reduzieren. Die Verfügbarkeit von Daten muss hier bereits berücksichtigt werden, da diese festlegt, welche Fragen auch tatsächlich mit den vorhandenen Daten beantwortet werden können. Die Datenqualität ist dabei oft ein Problem, denn eine Analyse kann letzten Endes nur so gut sein wie die Daten, aus der diese stammt.

Zudem ist es oftmals schwierig, die richtigen Daten im Unternehmen zu finden (Diba u. a. 2020, 7). Denn in den Informationssystemen moderner Unternehmen gibt es viele Tausend Tabellen, verteilt über diverse Systeme und Abteilungen. Auch deshalb ist es empfehlenswert, sich erst an einer konkreten Frage zu orientieren, welche durch das Process-Mining-Projekt beantwortet werden soll, und basierend darauf die richtigen Daten zu suchen und zu extrahieren. (Van der Aalst 2016, 127)

2.2. Extraktion der Daten

Wenn die Ziele und Fragestellungen finalisiert wurden, können im nächsten Schritt die Daten aus den Informationssystemen extrahiert werden, wobei die Datenquellen, aus denen strukturierte und unstrukturierte Event Daten geladen werden können, vielfältig sind. Event-Daten sind die Datenbasis für Process Mining und können definiert werden als Daten, die anhand von Referenzen und Attributen etwas beschreiben, das passiert ist (Van der Aalst 2015, 110). Tabellen aus Datenbanken, CSV und Excel (Peters und Nauroth 2019b, 10–11) können ebenso verwendet werden wie E-Mails (Elleuch u. a. 2020) oder andere unstrukturierte Dokumente. Process Aware Information Systems (PAIS) eignen sich allerdings besonders gut als Datenquelle. Diese können definiert werden als Softwaresysteme, die betriebliche Prozesse unter Einbeziehung von Menschen, Anwendungen und/oder Informationsquellen auf der Grundlage von Prozessmodellen verwalten und ausführen (Dumas, Aalst, und Ter Hofstede 2005, 7). Zu dieser Kategorie gehören unter anderem Enterprise Resource Planning (ERP), Customer Relations Management (CRM) Systeme, aber auch Business Process Management

(BPM) oder Workflow Management Systeme (WFMS). PAIS-Systeme speichern Ereignisse mit den benötigten Transaktionsdaten ab, welche dann als Event-Daten für Process Mining genutzt werden können (Di Francescomarino, Dijkman und Zdun 2019, 362:238). Ein Großteil der relevanten Daten für Process Mining kommt in der Regel aus solchen PAIS-Systemen (Günther und Van der Aalst 2006, 81–92) oder aus einem Data Warehouse, welches die Daten des Unternehmens aus den verschiedenen Systemen abgreift und vereinheitlicht (Ma 2015).

Wenn die Datenquellen identifiziert wurden, werden die Daten aus den verschiedenen Systemen in einem ETL-Prozess (Extract, Transform, Load) extrahiert, wobei die Auswahl der Daten im Weiteren von besonderer Bedeutung ist. Denn es sollen möglichst nur Daten geladen werden, die für den zu untersuchenden Prozess auch relevant sind. Die extrahierten Daten werden anschließend in Event-Daten konvertiert, welche zumeist das Format XES oder MXML besitzen (van Dogen und Shabani 2015, 169–176).

In der Praxis ist die Extraktion und Aufbereitung oftmals der zeitaufwendigste Teil bei Process-Mining-Projekten, da die Daten aus vielen Tabellen mit diversen Formaten geladen werden müssen (Peters und Nauroth 2019, 10–11). Am Ende der Extraktionsphase steht als Ergebnis eine Tabelle (oder ein Datenmodell), welches die extrahierten Event-Daten des zu untersuchenden Prozesses beinhaltet. Diese Ereignistabelle wird in der Literatur meist als Event Log bezeichnet. Abbildung 1 veranschaulicht die Vorgehensweise von den Datenquellen bis zum fertigen Event Log.

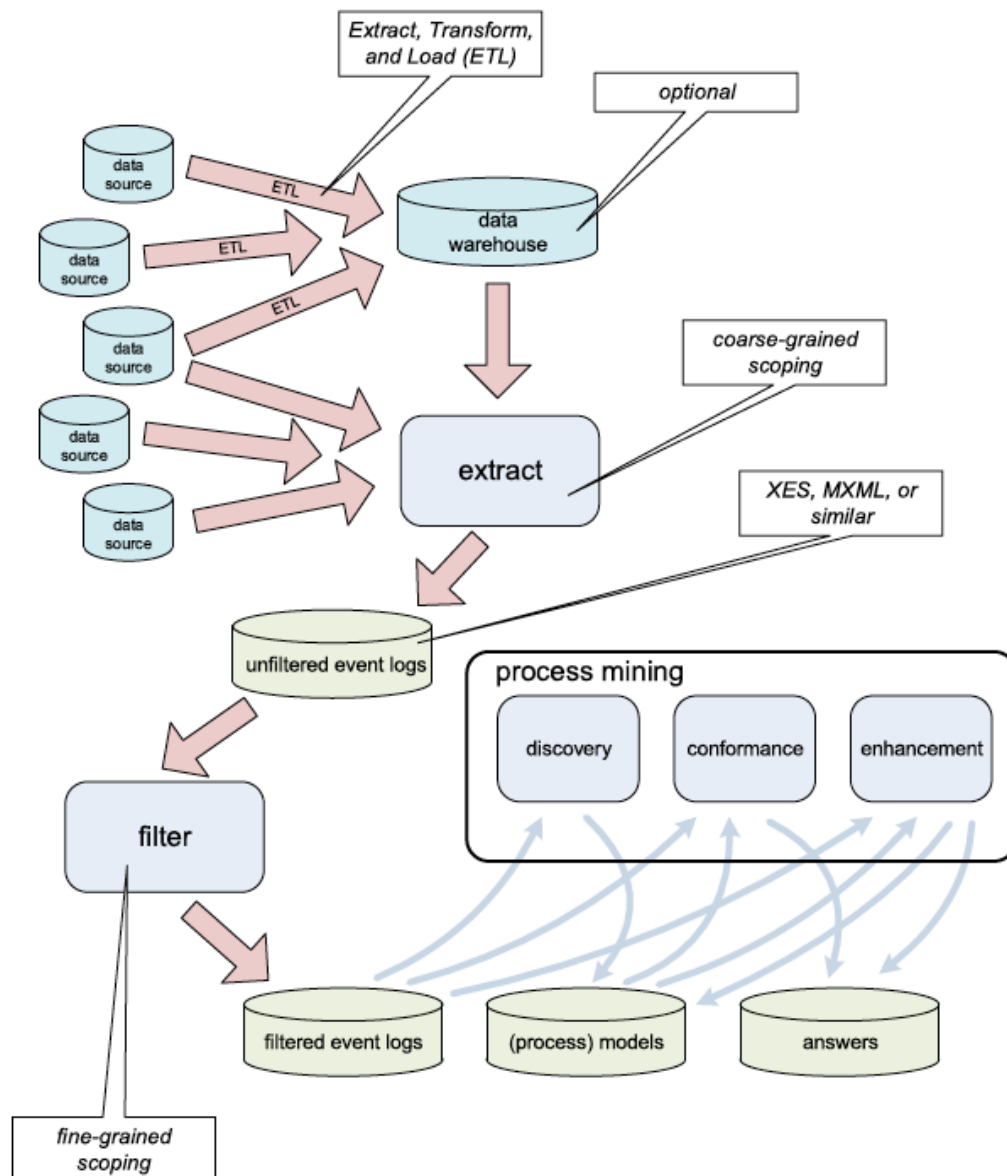


Abbildung 1: Übersicht, die den Arbeitsablauf beschreibt, um von heterogenen Datenquellen zu Process-Mining-Ergebnissen zu gelangen (Van der Aalst 2016, 126)

2.3. Datenverarbeitung

Der Event Log ist damit die Basis für das tatsächliche Mining und die Analyse des Prozesses und kann definiert werden als „eine Sammlung von Ereignisdaten, die als Eingabe für Process Mining verwendet wird“ (Peters und Nauroth 2019c, 15).

Der Event Log umfasst dementsprechend die Ereignisse, welche zu einem Prozess gehören, wobei jedes Ereignis mindestens zwei notwendige Informationen erhalten muss, um Process Mining überhaupt durchführen zu können. Diese wären, wie in Abbildung 2 anhand des Event Logs eines Einkaufsprozesses dargestellt, die Case ID und die Aktivität. Ohne die Case ID könnten die verschiedenen Events nicht dem richtigen Fall zugeordnet werden, und ohne die Aktivität kann kein Prozessmodell entstehen, da diese

bei den gängigen Notationen auf der Beschreibung von Abläufen nach Aktivitäten beruhen. Geht man davon aus, dass alle Events, die zu ein und demselben Case gehören, chronologisch geordnet sind, ist eine zeitliche Angabe nicht zwingend erforderlich (Van der Aalst, Weijters und Maruster 2004, 11-29). Neben diesen grundsätzlichen Daten können je nach Geschäftsprozess und Fragestellung beliebig viele weitere Attribute wie Zeit, Mitarbeiter oder Beträge in einem Event Log enthalten sein.

Case ID		Aktivität	Optionale Attribute			
Case	case id (here an order)	activity	timestamp	resource	costs	customer
	...	...	...	...	...	..
	2019-88201	create purchase requisition	25-07-2019:09.15	John	€20.20	9950
	2019-88201	create purchase order	25-07-2019:09.35	Mary	€48.30	9950
	2019-88201	approve purchase order	25-07-2019:09.55	Sue	€30.70	9950
	2019-88202	create purchase requisition	25-07-2019:10.15	John	€28.20	9955
	2019-88202	create purchase order	25-07-2019:10.25	Mary	€29.30	9955
	2019-88202	approve purchase order	25-07-2019:10.40	Sue	€37.60	9955
	2019-88201	receive order confirmation	25-07-2019:11.50	Mary	€42.10	9950
	2019-88201	receive goods	27-07-2019:09.35	Peter	€50.20	9950
Event	2019-88202	receive order confirmation	27-07-2019:09.45	Mary	€42.30	9955
	2019-88202	receive invoice	28-07-2019:10.10	Sue	€44.90	9955
	2019-88201	receive invoice	28-07-2019:10.20	Sue	€30.80	9950
	2019-88201	pay invoice	29-07-2019:11.05	Sue	€30.70	9950
	2019-88202	receive goods	29-07-2019:11.35	Peter	€51.30	9955
	2019-88202	pay invoice	29-07-2019:12.15	Sue	€29.20	9955
	...	..	...	...	...	...

Abbildung 2: Beispiel für einen Event Log; (Van der Aalst 2019)

Im Großen und Ganzen besteht beziehungsweise entsteht ein **Prozess** hier folglich aus mehreren **Cases**, welchen sich wiederum mehrere **Events** zuordnen lassen, die eine beliebige Anzahl an **Attributen** haben.

2.4. Mining und Analyse

Sobald ein Event Log für den zu analysierenden Prozess vorhanden ist, können verschiedene Process-Mining-Techniken angewandt werden. Diese lassen sich grundsätzlich in die drei Arten Discovery (Entdecken), Conformance Checking (Übereinstimmungsprüfung) und Enhancement (Erweiterung) unterteilen (Van der Aalst 2011). Neben dem Event Log kann bei Conformance Checking und Enhancement auch ein vorhandenes Prozessmodell als Input verwendet werden, was in Gliederungspunkt 2.4.2. Conformance Checking beziehungsweise 2.4.3. Enhancement genauer erklärt wird. Abbildung 3 veranschaulicht die Arten des Process Mining im Kontext einer Organisation. Im Folgenden werden die drei Process-Mining-Arten getrennt voneinander

betrachtet, wobei die grundlegende Funktionsweise erläutert wird. Dabei ist anzumerken, dass es teils viele verschiedene Techniken gibt, um die jeweilige Art von Process Mining umzusetzen.

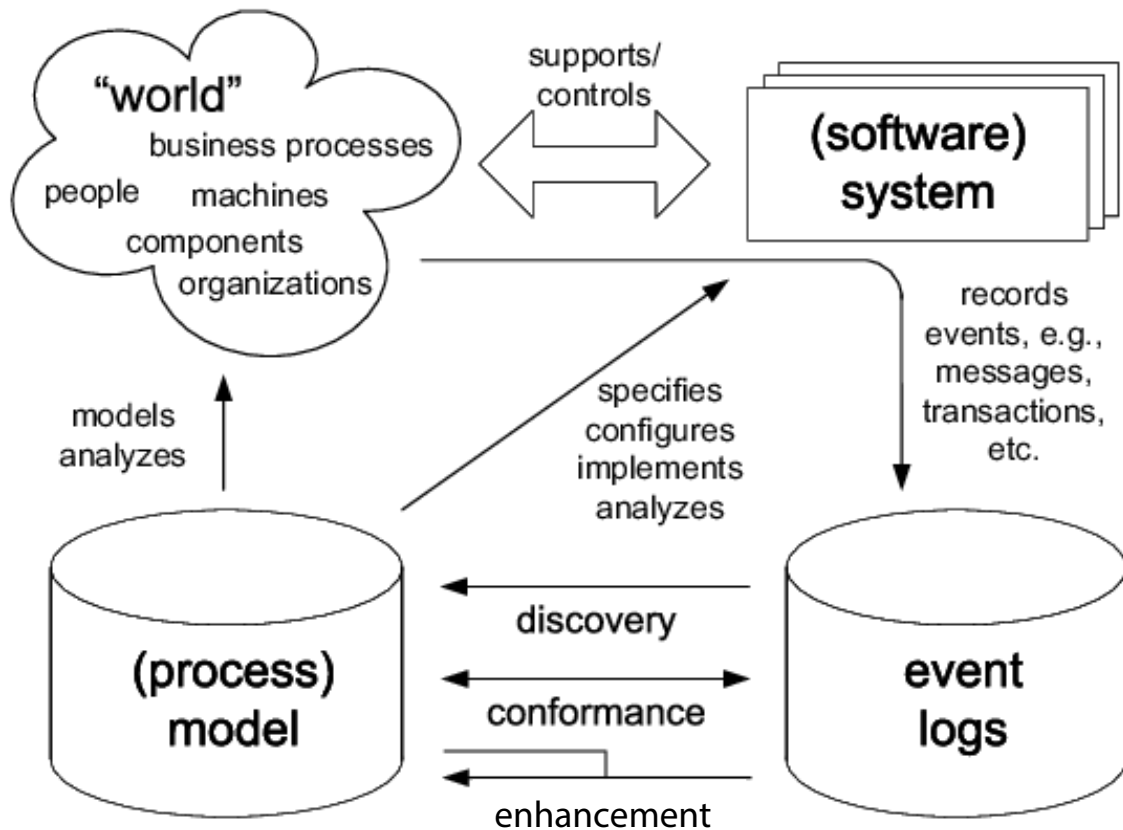


Abbildung 3: Überblick zu den drei Arten von Process Mining (Filipe und Gamboa 2008, 427)

2.4.1. Process Discovery

Mit Process-Discovery-Techniken können automatisch Prozessmodelle aus dem vorhandenen Event Log generiert werden (van Dongen, Alves de Medeiros und Wen 2009). Diese Art des Process Mining wird bisweilen in der Praxis am häufigsten angewandt (Kerremans u. a. 2020) (Van der Aalst 2012), und auch innerhalb der Process-Mining-Literatur ist diese Art des Process Mining die am meisten thematisierte (Garcia u. a. 2019) (Maita u. a. 2018). Basierend auf dem Event Log wird dabei mit Hilfe von Algorithmen ein möglichst realistisches Prozessmodell erstellt. Das daraus entstehende Ist-Prozessmodell beschreibt demnach den Prozess lediglich anhand der Daten aus den Informationssystemen des Unternehmens, ohne dabei auf ein bestehendes Prozessmodell zurückgreifen zu müssen (Van der Aalst 2012).

Um Ist-Prozessmodelle aus Event Logs zu generieren, gibt es viele verschiedene technische Ansätze. Einige zu nennende Algorithmen wären hier der Alpha-Algorithmus,

der Heuristic Miner, der Inductive Miner sowie der Transition-System-Miner (Koschmider, Laue und Fahland 2020).

Durch die mit Process Discovery generierten Ist-Prozessmodelle ergibt sich für Unternehmen eine Reihe von Anwendungsmöglichkeiten. Diese zielen hauptsächlich darauf ab, den Prozess zu analysieren und besser zu verstehen. Ailenei et al. (2012) definieren und validieren vier grundsätzliche Use Cases, die sich durch Process-Discovery-Techniken ergeben.

1. Der erste Use Case besteht darin, die noch unbekannte Struktur eines Ist-Prozesses zu erkennen.
2. Der zweite Anwendungsfall dreht sich um das Verständnis eines entdeckten Prozesses, indem analysiert wird, welchen Weg Cases durch das Prozessmodell nehmen und mit welcher Wahrscheinlichkeit die Varianten gewählt werden.
3. Weiterführend kann der häufigste Pfad erkannt werden, den prozentual die meisten Cases durchlaufen.
4. Zu guter Letzt können Unternehmen ungewöhnliches Verhalten im Prozess analysieren, indem betrachtet wird, wie und in welcher Anzahl die Cases auf welcher der Varianten durch den Prozess laufen.

Abbildung 4 zeigt am Beispiel eines Einkaufsprozesses, wie ein durch Process Discovery entdecktes Ist-Prozessmodell aussehen kann.

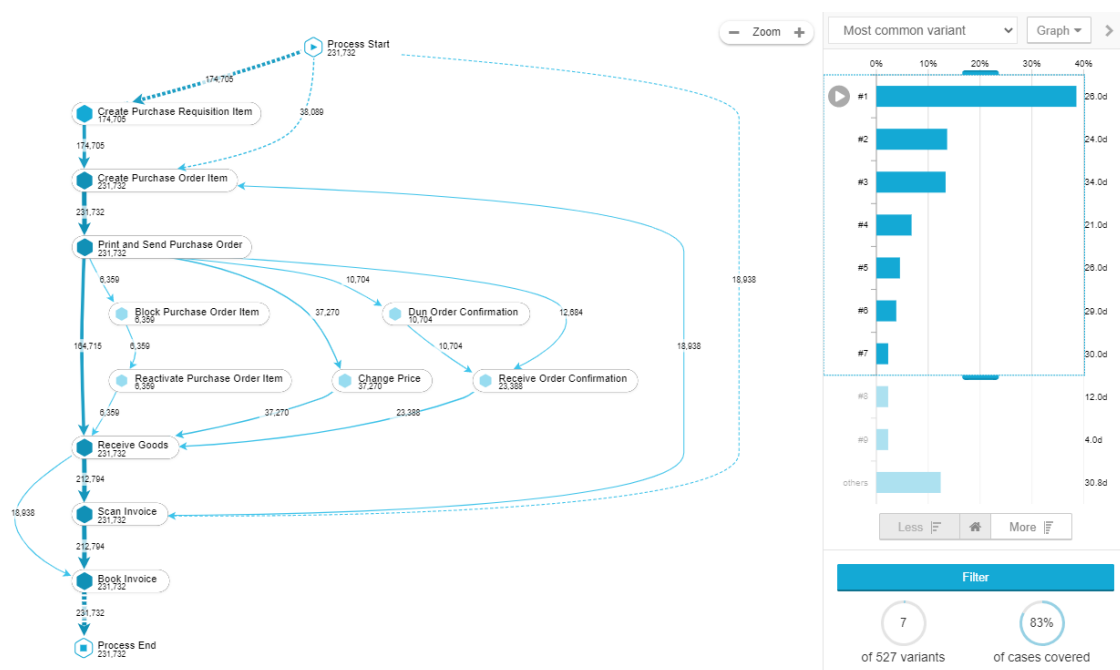


Abbildung 4: Process Discovery Ergebnis; in Anlehnung an (Celonis SE, 2021)

Die Vorteile dieser Technologie für Unternehmen lassen sich vor allem erkennen, wenn man den Vergleich zur Vorgehensweise vor Process Mining sucht. Denn traditionelle Methoden zur Analyse von Prozessen sind oftmals zeitaufwendig. Dazu werden häufig externe Berater in das Unternehmen geholt, um dort zusammen mit den Mitarbeitern und Führungskräften ein möglichst realitätsgetreues Prozessmodell zu erstellen (Park und Kang 2016). Die Probleme, die dabei auftreten, sind zum einen die hohen Kosten und der zeitliche Aufwand für das Unternehmen. Zum anderen basieren die so gewonnenen Ist-Prozessmodelle auf den subjektiven Angaben der Beteiligten und nicht auf objektiven Daten, wie dies bei Process Mining der Fall ist (Özcan und Institute of Electrical and Electronics Engineers 2013, 132). Außerdem sind Prozesse und dementsprechend auch deren Modelle nicht statisch, sondern verändern sich mit der Zeit. Dies führt dazu, dass Prozessmodelle, die mit herkömmlichen Methoden erstellt werden, mit der Zeit veralten und nicht mehr repräsentativ sind. Moderne Process-Mining-Software kann hingegen in Echtzeit auf Daten zugreifen und daraus ein sich aktualisierendes Prozessmodell generieren (Peters und Nauroth 2019a, 27).

2.4.2. Conformance Checking

Wenn bereits ein Soll-Prozessmodell vorhanden ist, kann dieses für Übereinstimmungsprüfungen mit dem Event Log genutzt werden. Dabei werden die Aktivitäten aus dem Soll-Prozessmodell mit denen aus dem Event Log, dem häufigsten Pfad eines Prozesses oder einem anderem vorhandenen Prozessmodell verglichen, um herauszufinden, inwiefern das Prozessmodell und dessen Aktivitäten mit der Realität übereinstimmen (Carmona u. a. 2018).

Um die Übereinstimmung von Event Log und Prozessmodell zu überprüfen, können unter anderem Log-Replay oder Trace-Alignment-Algorithmen angewandt werden (Carmona u. a. 2018) (Van der Aalst 2012). Diese Arbeit erklärt Conformance Checking im Folgenden anhand von Token-based Log-Replay.

Dabei werden die bekannten Pfade beziehungsweise deren einzelne Aktivitäten aus dem Event Log auf das vorliegende Prozessmodell angewendet, um herauszufinden, welche der tatsächlich abgelaufenen Pfade beziehungsweise Aktivitäten im vorhandenen Prozessmodell möglich sind (Rozinat und Van der Aalst 2008a). Abbildung 6 zeigt anhand eines Cases und dessen Pfades (ACHDFA) Schritt für Schritt, wie die Übereinstimmungsprüfung funktioniert. Jeder Buchstabe des Pfades steht dabei für eine Aktivität.

Als Beispiel wird die Petri Net Notation mit Token verwendet, da diese in der Conformance-Checking-Literatur am verbreitetsten ist (Dunzer u. a. 2019). Wird dabei eine Aktivität ausgeführt (zum Beispiel Aktivität A in Abbildung 5), so wird ein Token produziert, welcher von der nachfolgenden Aktivität (in diesem Beispiel Aktivität C) konsumiert wird. Spielt man den Pfad eines Cases durch das im Prozessmodell ab, können die Token am Ende in vierfacher Weise gezählt werden:

- Produzierte Token (p)
- Konsumierte Token (c)
- Fehlende Token (m)
- Übrig gebliebene Token (r)

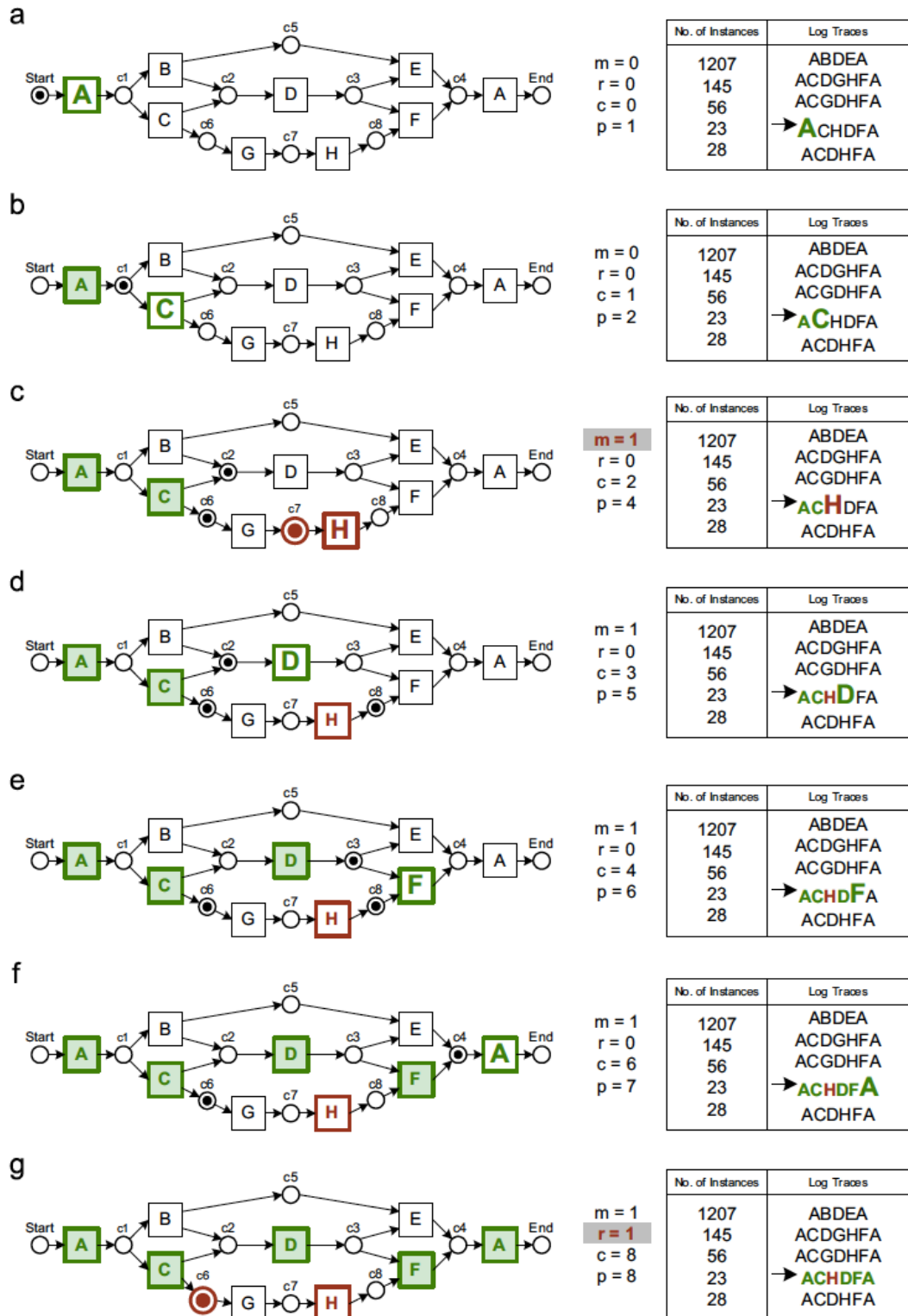


Abbildung 5: Grundsätzliche Funktionsweise bei Übereinstimmungsprüfungen mit Process Mining anhand von Token-based Log-Replay (Rozinat und Van der Aalst 2008b)

Im Idealfall sollten am Ende keine Tokens fehlen ($m = 0$) und auch keine übrig bleiben ($r = 0$). Dies wäre der Fall, wenn der Pfad vollständig im Prozessmodell abgespielt werden kann. Wenn m oder r allerdings ungleich null sind, bedeutet dies, dass nicht alle Abläufe

des Pfades im Prozessmodell möglich sind. Dadurch kann die Übereinstimmung eines Prozessmodells gegenüber einem Event Log durch folgende Formel ermittelt werden:

$$fitness = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{m}{c}\right) + \frac{1}{2} \left(1 - \frac{r}{p}\right)$$

Eine Fitness von 0 würde dabei bedeuten, dass die Übereinstimmung des Prozessmodells mit dem Event Log sehr gering ist, wohingegen 1 für ein perfektes Match auf der Ebene der Ereignisse stehen würde. Eine Fitness von 0.8 würde aussagen, dass 80% der Aktivitäten aus dem Event Log im Prozessmodell abgespielt werden können. (Rozinat 2010, 70–74)

Damit gibt es in diesem Beispiel eine 80-prozentige Übereinstimmung zwischen dem Ist- und dem Soll-Prozess.

Das Ergebnis der Übereinstimmungsprüfung sind Diagnosen. Diese wiederum können global oder lokal sein. Die globale Diagnose basiert auf den Cases und betrachtet, welcher Anteil dieser Cases durch das Prozessmodell erklärt werden kann. Bei der Lokalen Diagnose hingegen stehen die einzelnen Aktivitäten im Mittelpunkt der Analyse. Dabei soll beobachtet werden, welche Aktivitäten entgegen dem Modell stattgefunden haben. (Van der Aalst 2016, 243–244)

Wie die gefundenen Abweichungen zu interpretieren sind, ist dabei auch von dem Prozessmodell abhängig. Ein deskriptives Modell sollte gegebenenfalls verbessert werden, da es offenbar von der Realität abweicht. Bei normativen Modellen hingegen könnten die Abweichungen zu der Schlussfolgerung führen, dass die Kontrolle über den Prozess verbessert werden muss oder dass Mitarbeiter bessere Wege gefunden haben, den Prozess abzuwickeln. (Rozinat 2010, 64) (Van der Aalst 2011, 192)

Für Unternehmen ergeben sich aus dieser Art des Process Mining diverse Anwendungsmöglichkeiten, denn oftmals handelt es sich bei den ermittelten Abweichungen um Aktivitäten, die von Seiten des Unternehmens aus Performancegründen nicht gewünscht sind. Zudem kann so die tatsächliche Einhaltung von Regeln beziehungsweise Regularien im Unternehmen überprüft werden, da die Abweichungen aus den Daten des Event Logs sichtbar werden. Die durch Übereinstimmungsprüfung entdeckten Abweichungen des Sollprozessmodells vom Ist-

Prozessmodell können letztlich dazu genutzt werden, das Soll-Prozessmodell an die Realität anzupassen oder Maßnahmen einzuleiten mit dem Ziel, den aktuellen Ist-Prozess dem Soll-Prozessmodell näher zu bringen. (Ailenei u. a. 2012)

Grundsätzlich findet die Übereinstimmungsprüfung, wie anhand des Beispiels aus Abbildung 6, auf Basis der Aktivitäten statt (Dunzer u. a. 2019). Allerdings können weitere Perspektiven wie die zeitliche Perspektive hinzugefügt werden (de Leoni und Van der Aalst 2013), was Unternehmen weitere und oftmals genauere Analysen ihrer Prozesse ermöglicht. Dieses Hinzufügen von weiteren Perspektiven eines Prozesses wird im folgenden Gliederungspunkt erläutert.

2.4.3. Enhancement

Die dritte Art von Process Mining ist das sogenannte Enhancement (Erweiterung). Zu Beginn vorhanden sein müssen dafür ein Event Log und ein Prozessmodell. Diese Techniken zielen im Großen und Ganzen darauf ab, ein bestehendes Prozessmodell zu erweitern oder zu reparieren. (Van der Aalst 2016, 276)

Reparatur

So kann ein Soll-Prozessmodell automatisch repariert werden, falls die Übereinstimmungsprüfung mit dem Event Log Unstimmigkeiten offenlegen sollte. Dabei wird das ursprüngliche Soll-Prozessmodell so angepasst, dass es die Abläufe aus dem Event Log wiedergeben kann und damit der Realität gerecht wird. Anstatt also ein grundsätzlich neues Prozessmodell zu erstellen, wird hier das bestehende Soll-Prozessmodell anhand des Event Logs angepasst. (Fahland und Van der Aalst 2012)

Erweiterung

Bei der Erweiterung soll ein bereits vorhandenes Prozessmodell um zusätzliche Perspektiven ergänzt werden, wofür zusätzliche Attribute aus dem Event Log verwendet werden, wie zum Beispiel der Mitarbeiter (siehe Abbildung 2), der eine Aktivität ausgeführt hat. Grundsätzlich lässt sich das Prozessmodell dabei, je nach Datenlage, um eine beliebige Anzahl an Attributen erweitern (Van der Aalst 2013a, 526). Als Ergebnis erhält man ein integriertes Prozessmodell, welches verschiedene Perspektiven desselben Prozesses kombiniert (Mannhardt 2018, 145).

Im Folgenden werden einige der gängigsten und aus betriebswirtschaftlicher Sicht interessantesten Perspektiven erläutert, die durch Enhancement einem Prozessmodell hinzugefügt werden können.

Kontrollflussperspektive

Die Control-Flow-Perspektive ist der Ausgangspunkt für ein integriertes Prozessmodell. Diese beschreibt die Abläufe von Aktivitäten in einem Prozess (siehe Abbildung 6). Indem betrachtet wird, welche Aufgabe einer anderen Aufgabe folgt, erhält man letztendlich den gesamten Prozess (Ferreira 2017, 15). Das Prozessmodell entsteht in der Control-Flow-Perspektive durch die Vielzahl an Einzelbeziehungen von einer Aufgabe X zu einer Aufgabe Y. Wie in Gliederungspunkt 2.3. Datenverarbeitung erläutert, bilden die Aktivitäten zusammen mit der Case ID das Fundament jeglicher Process-Mining-Anwendung. Ein Prozessmodell wird je nach Notation in der Regel in der Control-Flow-Perspektive abgebildet, welche dann durch die vorhandenen Informationen um zusätzliche Perspektiven erweitert wird (Garcia u. a. 2019, 269).

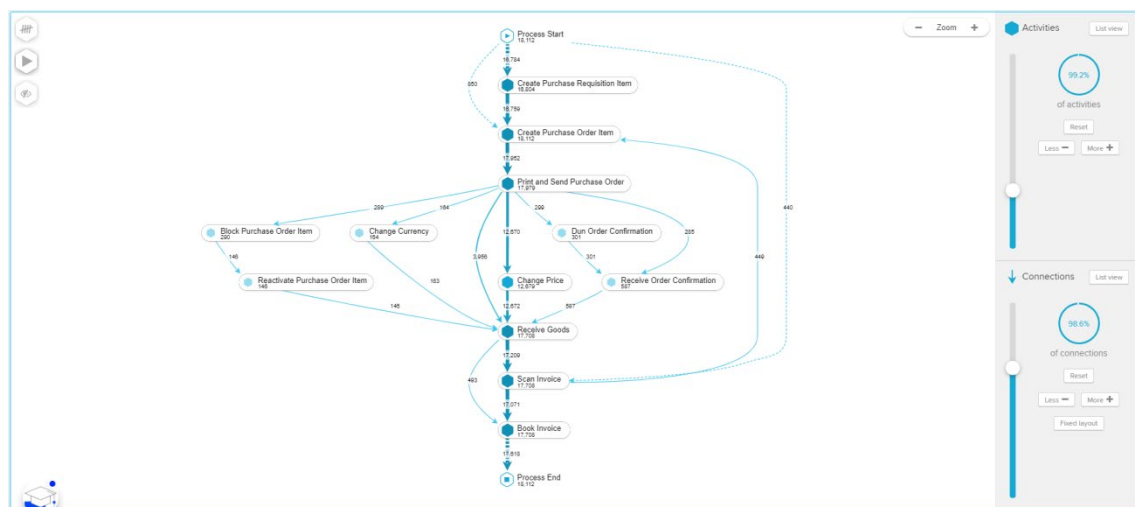


Abbildung 6: Beispiel Kontrollflussperspektive; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)

Organisatorische Perspektive

Eine naheliegende Perspektive für eine Erweiterung eines Prozessmodells wäre dabei die organisatorische Perspektive, in der ersichtlich wird, welche Person welche Aktivitäten ausgeführt hat. Oftmals haben Event Logs personenbezogene Attribute, womit sich den Aktivitäten auch die entsprechenden Mitarbeiter und deren Rollen oder Organisationseinheiten zuordnen lassen (Van der Aalst und Song 2004). Damit kann zum Beispiel ermittelt werden, wer welche Aufgaben erledigt, wie oft und für welche Cases. Zudem können die Auslastung und das Verhalten der Mitarbeiter untersucht werden (Huang, Lu, und Duan 2012) (Nakatumba und Van der Aalst 2010). Auch lässt sich die

Beziehung der Mitarbeiter untereinander sowie deren Rollen und Organisationseinheiten innerhalb eines Prozesses ermitteln (Van der Aalst, Reijers und Song 2005). Damit können Unternehmen die organisatorische Perspektive des Prozesses genauer untersuchen und gegebenenfalls Optimierungspotenzial entdecken. Problematisch ist hingegen die Transparenz der Leistung einzelner Mitarbeiter (siehe Abbildung 7), die in Unternehmen nicht selten Widerstand von Seiten der Belegschaft und Betriebsräte hervorruft.

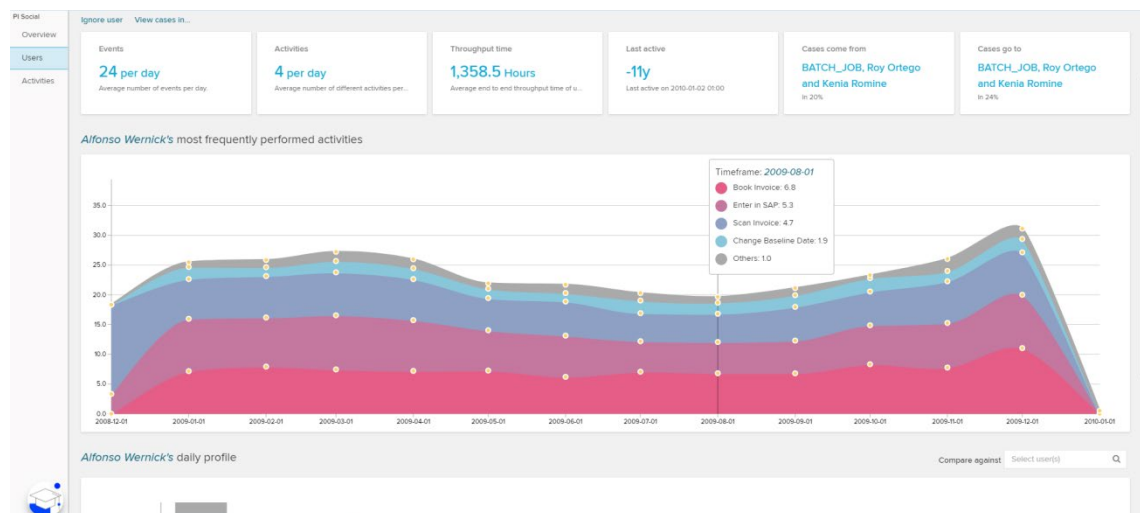


Abbildung 7: Leistungsanalyse eines Mitarbeiters; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)

Fallperspektive

In der Case-Perspektive wird der Ablauf des Prozesses auf der Ebene des einzelnen Falls betrachtet (siehe Abbildung 8). Dabei kann analysiert werden, auf welchem Weg ein spezifischer Fall den Prozess durchlaufen hat und wer dabei in welchem Schritt involviert war (Van der Aalst, de Medeiros und Weijters 2005, 49). Dies ist beispielsweise von Nutzen, wenn z. B. im Laufe eines Auditing herausgefunden werden soll, was bei einem bestimmten Case nicht gut gelaufen ist (Jans, Alles und Vasarhelyi 2013, 11).

TABLE COLUMNS	CASE ID	NUMBER OF ACTIVITY	DURATION	_CASE_KEY	CLIENT	DELETION INDICATOR	RFG STATUS	LAST	CASE DETAILS
Search by column name	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	Search activity attributes
Purchasing Document Item	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	Create Purchase Requisition Item
	8000000000384000	6	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	Create Purchase Order Item
	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	Sun, Mar 15, 2009 10:00 AM
	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	_CASE_KEY 800000000038400001
	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	ACTIVITY_DE Lage Bestellposition an
	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	_SORTING 0
	8000000000384000	7	1M	8000000000384000	800	---	---	2005	USER_TYPE B
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	CHANGED_TABLE
	8000000000385000	7	24d	8000000000385000	800	---	---	2005	CHANGED_FIELD
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	CHANGED_FROM
	8000000000385000	5	17d	8000000000385000	800	---	---	2005	CHANGED_FROM_FLOAT
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	CHANGED_TO_FLOAT
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	CHANGE_NUMBER
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	_CELONIS_CHANGE_DATE Mon, Sep 28, 2020 10:05 AM
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	Print and Send Purchase Order
	8000000000385000	7	1M	8000000000385000	800	---	---	2005	Tue, Mar 17, 2009 10:00 AM
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	Change Price
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	Tue, Mar 24, 2009 10:00 AM
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	Receive Goods
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	Sun, Apr 5, 2009 10:00 AM
	8000000000386000	5	23d	8000000000386000	800	---	---	2005	Scan Invoice
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	Thu, Apr 9, 2009 10:00 AM
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	Book Invoice
	8000000000386000	5	21d	8000000000386000	800	---	---	2005	Mon, Apr 13, 2009 10:00 AM
	8000000000386000	7	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	
	8000000000386000	8	1M	8000000000386000	800	---	---	2005	
	8000000000405000	7	1M	8000000000405000	800	---	---	2005	
	8000000000405000	5	16d	8000000000405000	800	---	---	2005	

Abbildung 8: Beispiel Fallperspektive; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)

Zeitperspektive

In der Regel beinhalten Event Logs auch Zeitstempel, welche für verschiedene Performancefragen von Nutzen sein können (Van der Aalst u. a. 2007, 714). Die Genauigkeit der zu erzielenden Ergebnisse hängt dabei nicht zuletzt vom Event Log ab. So kann nur das Datum oder aber die Millisekunde im Log hinterlegt sein. Genauere Zeitstempel führen entsprechend zu genaueren Ergebnissen.

Aus betriebswirtschaftlicher Sicht können mit den Zeitangaben Aussagen über die Performance gemacht werden. So können mithilfe von Statistik Aussagen über die vorhergesagte Zeit bis zum Abschluss des Prozesses oder einer Aktivität getroffen werden (Van der Aalst, Schonenberg und Song 2011a). Zudem können Engpässe in den Prozessen gefunden werden und die Gründe dafür identifiziert werden, indem analysiert wird, welche Aktivitäten besonders lange brauchen. Auch die Wartezeit kann visuell dargestellt werden, was sowohl für Kunden, aber auch Mitarbeiter im Service interessant sein kann (Van der Aalst 2013b, 526 ff.).

Die Zeitperspektive sollte zusammen mit anderen Perspektiven betrachtet werden. Wie Lantow u. a. herausstellen, werden die Einblicke über die Zeitfenster in der Regel mit organisatorischen oder Control-Flow-Perspektiven (siehe Abbildung 9) kombiniert, um Erkenntnisse zu gewinnen. (Lantow, Baudis und Lambusch 2019, 168 ff.)

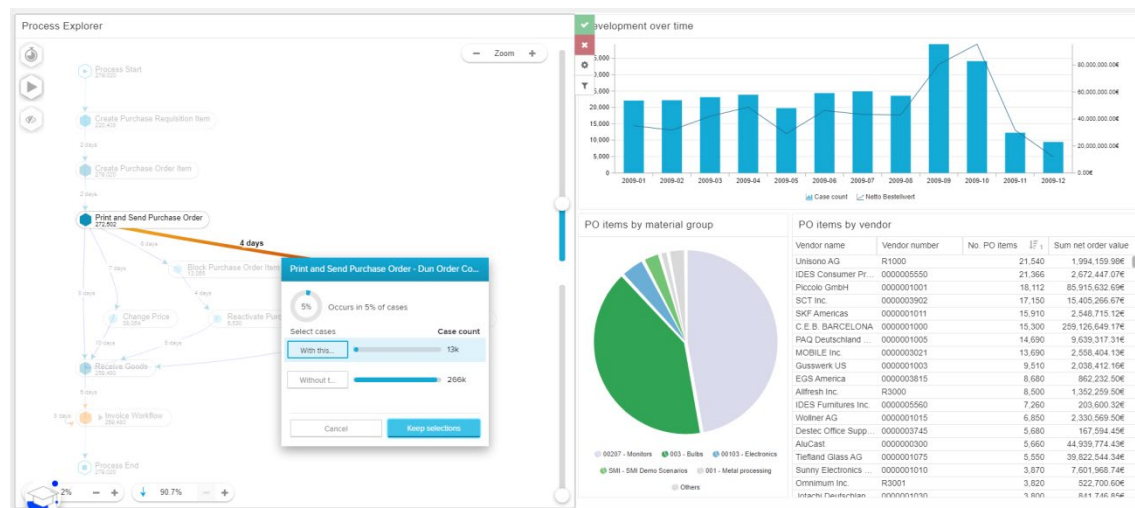


Abbildung 9: Beispiel Zeitperspektive; in Anlehnung an (Celonis SE 2021)

2.4.4. Online Process Mining

Mit dem technologischen Fortschritt ist es inzwischen möglich, Process Mining in Echtzeit durchzuführen, was zu neuen Anwendungsmöglichkeiten für Unternehmen führt. Anbieter wie Celonis SE stellen dafür cloudbasierte Lösungen zur Verfügung (Celonis o. J.). Der maßgebliche Unterschied zwischen der Nutzung von historischen und aktuellen Daten liegt vor allem in der Beeinflussbarkeit. Während sich durch historische Daten das bereits Abgeschlossene beschreiben lässt, können mithilfe von aktuellen Daten die noch laufenden und damit beeinflussbaren Geschehnisse offengelegt werden. Dies bietet neben der gesteigerten Transparenz über die aktuellen Vorgänge im Unternehmen noch weitere Möglichkeiten für die operationale Unterstützung. Van der Aalst unterteilt die Anwendungsmöglichkeiten bei Online Process Mining dabei in Erkennen, Vorhersagen und Empfehlen. (Van der Aalst 2016, 305–318)

So können zum Beispiel Abweichungen von einem vorgegebenen Prozessmodell in Echtzeit erkannt werden, indem Conformance Checking auf die unvollständigen Fälle angewandt wird (Van der Aalst, Pesic und Song 2010, 46–48). Diesen Abweichungen kann dadurch beispielsweise entgegengewirkt werden, bevor dem Unternehmen ein Schaden entsteht.

Zudem können Vorhersagen über den weiteren Verlauf von Cases getroffen werden. Dazu werden die historischen Daten eines Prozesses miteinbezogen, und mithilfe verschiedener Berechnungen, wie zum Beispiel Regressionsanalysen, lassen sich Vorhersagen treffen. Je nach Datenlage im Event Log kann dabei die zu erwartende verbleibende Zeit bis zum Abschluss des Cases ebenso berechnet werden (Seara, Luis

Galdo und De Carvalho, Renate Medeiros 2019, 474 ff.) wie die zu erwartenden Kosten (Van der Aalst, Schonenberg und Song 2011b, 459) oder die Wahrscheinlichkeit, mit welcher eine bestimmte Aktivität als Nächstes eintritt (Pravilovic, Appice und Malerba 2014, 67–81).

Wenn Vorhersagen getroffen werden können, ist der Schritt, Empfehlungen für das weitere Handeln zu formulieren, nicht weit. Fehler sind bei der Vorhersage zwar unausweichlich, doch können Handlungsempfehlungen trotzdem auf Basis historischer und aktueller Daten dabei helfen, bestimmte Ziele zu erreichen. So kann die Empfehlung für den nächsten Schritt beispielsweise dem Ziel einer Minimierung von Kosten oder Durchlaufzeit zuarbeiten. (Weber u. a. 2007, 51–66)

Durch Process Mining in Echtzeit ergeben sich für Unternehmen entsprechend neue Möglichkeiten und Vorteile, welche neben der Analyse von Prozessen zunehmend von operativer Natur sind.

Durch die soeben beschriebenen Möglichkeiten zur operativen Unterstützung, welche Online Process Mining ermöglichen kann, und den Einsatz von Discovery-, Conformance-Checking- und Enhancement-Techniken ergeben sich letztlich viele praktische Anwendungsbereiche und daraus resultierende Vorteile für Unternehmen.

3. Vorteile von Process Mining

Um die ersten Forschungsfragen RQ1 und RQ2 beantworten zu können, werden im folgenden Abschnitt zunächst die möglichen Vorteile von Process Mining für Unternehmen erörtert.

3.1. Benefits Evaluation Ladder

Aus den Anwendungsmöglichkeiten ergeben sich diverse Vorteile für Unternehmen, die Process Mining einsetzen. Da es in der Process-Mining-Literatur bisweilen noch keine sinnvolle Klassifikation für die Vorteile von Process Mining im Speziellen gibt, welche dem Umfang der Möglichkeiten gerecht werden würde, wird für diese Arbeit ein Framework von Farbey, Land und Targett (1995) verwendet. In deren Framework „A taxonomy of information systems applications: the benefits'evaluation ladder“ (Farbey, Land und Targett 1995) können die Vorteile von Informationssystemen aus der Sicht der Unternehmen evaluiert werden. Das Framework besteht dabei aus einer acht-stufigen Leiter mit den in Abbildung 10 dargestellten Stufen.

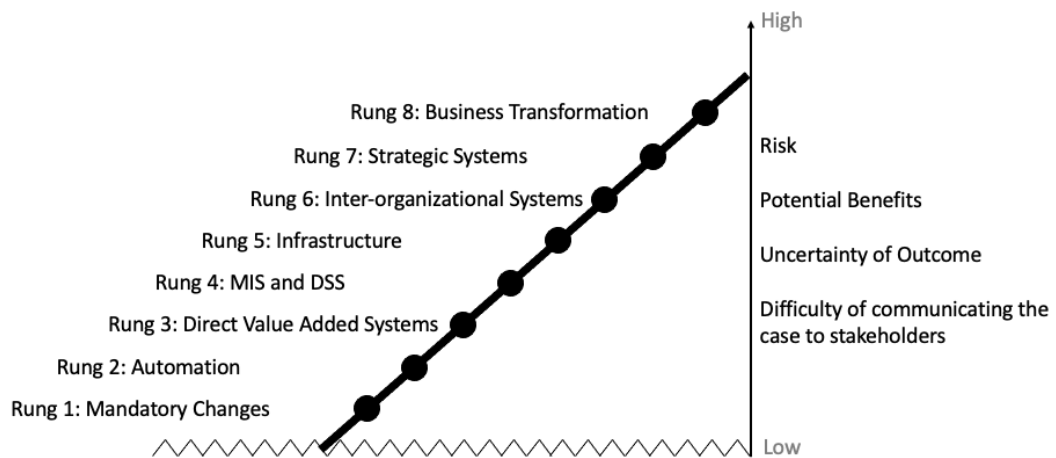


Abbildung 10: Übersicht der Vorteilsstufen, in Anlehnung an (Farbey, Land und Targett 1995)

Je höher die Stufe, desto höher sind auch die möglichen Vorteile und Risiken für das Unternehmen. Zudem nimmt die Bestimmbarkeit der Kosten und Vorteile mit den steigenden Stufen ab. Während auf den unteren Stufen, wie zum Beispiel bei Automatisierung, die Kosten für die Veränderung und die daraus gewonnenen Nutzen noch relativ eindeutig zu beziffern sind, ist dies bei strategischen Systemen bereits deutlich schwieriger. Das Stufensystem wird damit begründet, dass die Applikation einer Stufe entweder mehr Risiko, mehr Komplexität oder ein höheres Urteilsvermögen der Entscheidungsträger erfordert als die vorherige Stufe.

Dieses Framework hat den Vorteil, dass es umfänglich und eher allgemein gehalten ist und damit der Breite an möglichen Vorteilen durch den Einsatz von Process Mining am ehesten gerecht wird.

Im Folgenden werden die einzelnen Stufen genauer erläutert. Außerdem werden den Stufen des Frameworks Anwendungsbeispiele und daraus resultierende Vorteile von Process Mining zugeordnet.

3.2. Stufe 1: Notwendige Veränderungen

Die erste Stufe umfasst notwendige Veränderungen. Diese kommen meist nicht aus dem Unternehmen selbst, sondern werden von Akteuren außerhalb der Organisation gewissermaßen erzwungen. Diese Notwendigkeit kann durch Gesetzgeber oder Wettbewerber entstehen. Bei Letzterem wird die Organisation dazu gebracht, sich selbst zu verändern, um am Markt bestehen zu können. Das Framework unterteilt die notwendigen Reaktionen auf Veränderungen, welche sich auf die Entscheidung über Informationssysteme auswirken, in drei Arten. Diese sind der Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten, die technologische Überlegenheit von neuen Technologien sowie die notwendigen Anpassungen an Gesetzen oder Regularien. Die Evaluation basiert darauf, die bestmögliche Option zu finden, welche die benötigten Fähigkeiten, die notwendige Technologie oder die Umsetzung der Vorgaben ermöglicht. Der Vorteil besteht hier hauptsächlich darin, einen Nachteil oder ein Problem zu beheben.

In Bezug auf die drei beschriebenen Vorteile der ersten Stufe dieses Frameworks lassen sich für Process Mining folgende Argumente zuordnen.

Der Wettbewerbsdruck auf Unternehmen steigt seit Jahren in vielen Branchen, was unter anderem dazu führt, dass diese ihre Geschäftsprozesse stetig optimieren müssen (Seeliger u. a. 2019, 216). Process Mining kann Unternehmen dabei helfen, indem es Optimierungspotenzial offenlegt. Zum Beispiel kann Process Mining eingesetzt werden, um die Prozesse des Kundenservice zu optimieren, womit auf Wettbewerbsdruck in diesem Bereich reagiert werden kann. Diese Art der Optimierung kann für alle möglichen Prozesse angewandt werden, in denen Unternehmen operativ besser werden müssen, um auf den Druck ihrer Wettbewerber zu reagieren.

Es ist auch denkbar, dass Process-Mining-Lösungen veraltete Technologien ersetzen. Die Gründe für die Entscheidung, ein altes Informationssystem zu ersetzen, sind dabei

vielfältig, wobei der Studie von Furneaux und Wade (2011) zufolge Leistungsmängel des Systems, mangelnder Support und Probleme mit der technischen Integration die wichtigsten Treiber darstellen. Zudem wirken sich aber auch Umweltfaktoren wie technologische Innovationen darauf aus, dass Organisationen alte Systeme ersetzen (Furneaux und Wade 2011). Inwiefern Process-Mining-Software bisherige Prozessmanagementlösungen ersetzen kann, ist letztlich abhängig vom einzelnen Produkt. Zum Beispiel könnte Process Mining veraltete Workflow- Management-Systeme ersetzen, da es inzwischen auch in Process-Mining-Software Module gibt, die Modellierung, Monitoring und Automatisierung beinhalten und in Kombination mit Process Mining eine umfassendere Lösung anbieten. Die Softwares von Process-Mining-Anbietern sind allerdings sehr unterschiedlich, was eine generelle Aussage dazu erschwert. Einige Anbieter kombinieren Process-Mining-Anwendungen beispielsweise mit ihren bestehenden Prozessmanagementlösungen, andere wiederum ermöglichen Unternehmen, immer mehr operative Vorgänge abzuwickeln.

Der Einsatz von Process Mining kann auch dazu beitragen, dass gesetzliche Vorgaben und Regularien in einem Unternehmen umgesetzt werden, beziehungsweise, dass deren Einhaltung im Unternehmen kontrolliert werden kann. Vor allem das bereits in Kapitel 2.4.2 Conformance Checking beschriebene Conformance Checking spielt dabei eine zentrale Rolle. Es ermöglicht Unternehmen, unerlaubte Abweichungen vom Soll-Prozess zu identifizieren, und kann damit Regelverstöße offenbaren. Speziell im Bereich des Auditing und Compliance wird Process Mining dafür bereits eingesetzt (Kerremans u. a. 2020). Im Compliance können Process-Mining-Lösungen auf effektive Art und Weise dabei helfen, gesetzlich vorgegebene interne Kontrollen durchzuführen, wie sie beispielsweise von Basel II und anderen Gesetzgebungen verlangt werden (Accorsi, Ullrich und Van der Aalst 2012).

Alles in allem ist bei dieser Stufe allerdings kein besonders großer Vorteil durch Process Mining aus der Sicht von Unternehmen zu erwarten, da Process Mining eher als zusätzliche Lösungsoption für die eben beschriebenen Problemstellungen dient, welche aber nicht zwingendermaßen durch den Einsatz von Process Mining zu beheben sind, sondern auch durch andere Maßnahmen umgesetzt werden können. Eine tatsächliche Notwendigkeit für den Einsatz von Process Mining ist aus der Perspektive von Unternehmen daher denkbar, aber eher unwahrscheinlich.

Die erste Hypothese bezüglich der Vorteile von Process Mining aus der Sicht von Unternehmen lautet wie folgt.

H1: Je höher der wahrgenommene Druck für notwendige Veränderungen, desto größer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

3.3. Stufe 2: Automatisierung

Die zweite Stufe umfasst Applikationen, die dem Ziel der Kostensenkung zutragen, indem Arbeitsabläufe automatisiert werden. Dies betrifft oftmals strukturierte, wiederkehrende Aufgaben, die an sich eher wenig Mehrwert für das Unternehmen schaffen. Farbey et al. (1995) argumentieren allerdings, dass diese trotzdem von Bedeutung sind, da Unternehmen durch die Automatisierung dieser Aufgaben Kosten senken können, was wiederum zum Wettbewerbsvorteil werden kann. Zudem könne die Mitarbeiterproduktivität gesteigert werden, was die Kapazitäten zur Bewältigung von unternehmerischem Wachstum erhöht. Somit können Unternehmen die Wertschöpfung und die erbrachte Leistung pro Mitarbeiter erhöhen. Der Fokus bei der Evaluierung der Applikationen liegt bei dieser Stufe auf der Effizienz.

Wie der Market Report von Gartner (2020) zeigt, nutzen viele Unternehmen bereits Process Mining für die Automatisierung ihrer Prozesse (Kerremans u. a. 2020). Process Mining trägt in diesem Sinne direkt und indirekt dazu bei, die Automatisierung in Unternehmen voranzutreiben. Manche Anbieter haben inzwischen Funktionen in ihre Software eingebaut, welche es den Nutzern erlauben, Prozessschritte in der Process-Mining-Software direkt zu automatisieren und dabei auch die verschiedenen Source-Systeme miteinzubeziehen (Celonis o. J.) (Badakhshan u. a. 2019). Erkennt die Process-Mining-Software, dass ein zuvor definierter Trigger in einem Prozess aktiviert wird, so führt sie weitere Schritte automatisch aus oder benachrichtigt die zuständigen Mitarbeiter. Dies kann die Mitarbeiterproduktivität steigern, da das System Teile deren Arbeit übernimmt.

Zudem kann Process Mining aber auch indirekt zur Automatisierung und damit zur Kostensenkung beitragen, indem Automatisierungspotenzial analysiert wird (Van der Aalst, 2020). So kann zum Beispiel die Automatisierungsrate eines Prozesses errechnet werden. Dabei wird analysiert, welche Aktivitäten oder Teilprozesse des Prozesses bereits automatisiert sind und welche noch nicht. Dies ist möglich, da Systeme wie

beispielsweise SAP erfassen, welche Aktivitäten vom System und welche von einem Systemnutzer ausgeführt wurden (Geyer-Klingeberg u. a. 2018) (El-Wafi 2020).

In diesem Kontext unterstützt Process Mining auch den Einsatz von Robotic Process Automation (RPA), da es die Einsatzmöglichkeiten für RPA offenlegt und den Prozess kontinuierlich überwacht, wodurch Veränderungen des Prozesses schnell erkannt werden können, um den Softwareroboter anzupassen (Geyer-Klingeberg u. a. 2018) (Leno u. a. 2020).

Die soeben beschriebenen technischen Möglichkeiten durch Process Mining in Bezug auf die Automatisierungsbestrebungen von Unternehmen könnten für diese einen großen kostentechnischen Vorteil darstellen und den finanziellen Aufwand für Process Mining damit rechtfertigen. Die Hypothese lautet daher:

H2: Je größer die erwarteten/beobachteten Vorteile von Automatisierung durch Process Mining, desto größer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

3.4. Stufe 3: Direkt wertschöpfende Systeme

Die dritte Stufe umfasst Applikationen, welche nicht nur automatisieren, sondern zusätzlich einen direkten Mehrwert schaffen. Dieser entsteht oftmals aus neuen Funktionen, welche mit der bisherigen Technologie nicht möglich waren. Der Mehrwert kann dabei in der Regel den Applikationen direkt zugeordnet werden. Die Evaluation dreht sich hier vor allem darum, welcher Mehrwert geschaffen wird und wem dieser zugutekommt.

Die Möglichkeit, tatsächliche Ist-Prozessmodelle eines Unternehmens aus Event-Daten in Echtzeit zu generieren, ist eine neue Funktion, welche zu dieser Stufe passt und vor Process Mining in dieser Art und Weise nicht bestand. Dies geschieht durch die in Kapitel 2.4.1 erläuterten Process-Discovery-Techniken. Der geschaffene Mehrwert liegt dabei zum Beispiel in der gewonnenen Transparenz über die eigenen Ist-Prozesse und deren Analyse beziehungsweise Überwachung in Echtzeit.

H3: Je höher der erwartete/beobachtete direkte Mehrwert durch den Einsatz von Process Mining, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen.

3.5. Stufe 4: MIS und DDS

Die vierte Stufe umfasst Applikationen, welche Informationen bereitstellen, um besser planen zu können, mehr Kontrolle zu haben, oder um bessere Entscheidungen zu treffen. Zu dieser Kategorie gehören unter anderem Management Information Systems (MIS), Decision Support Systems (DSS) und Executive Information Systems, welche sich oftmals an das Management richten. Ziel ist es, akkuratere, zuverlässigere und relevantere Informationen in einer verständlichen Art und Weise zur Verfügung zu stellen. Was die Applikationen dieser Stufe vereint, ist, dass diese nur einen Mehrwert für das Unternehmen haben, wenn die Manager oder Mitarbeiter die nötigen Fähigkeiten besitzen, diese Informationen auch tatsächlich zu nutzen. Farbey et al. (1995) weisen darauf hin, dass es im Allgemeinen schwierig sei, den Effekt solcher Systeme auf den Output zu messen, und dass die Produktivität der Manager hauptsächlich von deren Kompetenz abhängt. Die Bewertung solcher Applikationen konzentriert sich dabei auf den potenziell zu generierendem Mehrwert.

Das Bereitstellen von Informationen über Geschäftsprozesse ist eine der Hauptaufgaben von Process Mining. Ob über den Prozessverlauf, einzelne Cases, Kennzahlen oder sonstige Filter. Je nach Prozess können Process-Mining-Applikationen eine Vielzahl an nützlichen Informationen für Manager oder andere Entscheidungsträger bieten, um bessere Entscheidungen basierend auf objektiven Daten zu treffen. Dies ergab unter anderem auch eine Fokusgruppe mit Prozessmanagern aus Unternehmen, in denen Process Mining eingesetzt wird (Grisold u. a. 2020). Je nach Rolle und Funktionsbereich können dies beispielsweise Entscheidungen über die Auswahl des Lieferanten (Purchase to Pay), die Beendigung einer Beziehung zum Kunden wegen wiederholter Zahlungsprobleme (Accounts Receivable) oder der Einsatz bestimmter Teams für bestimmte Aufgaben sein. Zudem können die durch Process-Mining-Lösungen gewonnenen Ist-Prozessmodelle bei Entscheidung über Prozesstransformationen innerhalb einer Organisation hilfreich sein. (Fleig und Maedche 2017)

Die mit Process Mining analysierten Daten können als Entscheidungsgrundlage dienen, um damit auf zukünftige Entwicklungen zu schließen und dadurch besser planen zu können. Richards et al. (2019) konnten dabei einen Zusammenhang zwischen dem Einsatz von effektiven Business Intelligence (BI) Lösungen, zu denen auch Process Mining gezählt werden kann (Van der Aalst 2016, 49), und einer effektiven Planung nachweisen (Richards u. a. 2019, 188–196). Zudem ermöglicht die datenbasierte

Transparenz mehr Kontrolle, weil Echtzeitanalysen zum Beispiel in Form von Dashboards schnell verfügbar sind und sich unerwünschte Vorgänge schwerer verschleiern lassen, da die Daten, sobald sie ins System fließen, automatisch Teil der Analyse werden (Chiu und Jans 2019). Durch automatisierte Benachrichtigungen und Conformance Checking im Falle von unerwünschten Entwicklungen lässt sich die Kontrolle sogar noch weiter ausbauen.

Process Mining kann somit gewissermaßen als ein MIS&DSS betrachtet werden, und es ist davon auszugehen, dass dies einen der primären Vorteile darstellt, welche sich Unternehmen aus dem Einsatz von Process Mining und ähnlichen Analysetools erhoffen. Die resultierende Hypothese lautet daher:

H4: Je höher die zu erwartende/beobachtete Verbesserung des Informationsstandes und der Entscheidungsbasis von Managern durch den Einsatz von Process Mining beurteilt wird, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen.

3.6. Stufe 5: Infrastruktur

Bei Infrastruktur handelt es sich in diesem Framework um Investitionen, die keinen direkten Mehrwert schaffen, sondern einer Organisation eher generelle Fähigkeiten bereitstellen. Die Evaluation solcher Investitionen richtet sich deshalb nicht nach einer bestimmten Applikation, sondern eher nach der Fähigkeit der Infrastruktur des Unternehmens, zukünftige Aktivitäten zu unterstützen oder schnell auf Veränderungen reagieren zu können. Nichtsdestotrotz sind Investitionen in derartige Infrastruktur mit großer Ungewissheit verbunden, da kaum vorhersehbar ist, welchen Einfluss diese tatsächlich haben werden.

Die schiere Breite von Anwendungsmöglichkeiten und die aus der Literatur bekannten, aber noch nicht umgesetzten Ideen deuten darauf hin, dass es sich bei Process Mining um eine Applikation dieser Kategorie handeln könnte. Die Entwicklung von Process Mining und die Auswirkungen auf Unternehmen sind auch deshalb noch nicht bekannt, weil es sich um eine vergleichsweise neue Technologie handelt, welche erst seit einigen Jahren auf dem Markt erhältlich ist. Aus Sicht der Unternehmen könnte Process Mining beispielsweise die Basis für zukünftige Digitalisierungs- oder Automatisierungsprojekte darstellen. Letztlich könnten aber alle möglichen zukünftigen Projekte, welche die Anpassung oder Analyse von Geschäftsprozessen benötigen, von Process Mining

profitieren. Auch die Flexibilität von Unternehmen könnte durch den Einsatz gesteigert werden, da Business-Process-Re-Engineering-Initiativen von der gewonnenen Transparenz profitieren können und sich die Auswirkungen des Handelns anhand von Echtzeitdaten bemessen lassen (Cho u. a. 2017). Zudem kann Process Mining für die Einführung von neuen Informationssystemen oder etwa einer ERP-Implementierung / Migration (Fleig, Augenstein und Maedche 2018) (Taulli 2020, 279) äußerst hilfreich sein, weil hierfür ein weitreichendes Verständnis der Unternehmensprozesse wichtig ist. Auch für eine spätere Evaluation einer ERP-Migration kann Process Mining von Nutzen sein (Mahendrawathi, Zayin und Pamungkas 2017). Zudem unterstützen Process-Mining-Lösungen zunehmend die abteilungsübergreifende Kommunikation und operativen Abläufe. Letztlich befähigen Process-Mining-Lösungen Unternehmen aber vor allem dazu, die internen Abläufe besser zu verstehen und kontinuierlich zu überwachen.

H5: Je mehr Process Mining als Teil der Infrastruktur für zukünftige Aktivitäten wahrgenommen wird, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen.

3.7. Stufe 6: Organisationsübergreifende Systeme

Organisationsübergreifende Systeme verbinden mehrere Organisationen miteinander. Bei solchen Systemen profitieren oftmals nicht alle Beteiligten gleich stark. Zudem binden sich die Teilnehmer dadurch stärker aneinander und an die Funktionsweise des gemeinsamen Systems, wodurch die Beteiligten Flexibilität und Eigenständigkeit einbüßen. Die Beurteilung eines solchen Systems muss deshalb alle Beteiligten mit einbinden, wobei der Schwerpunkt für die einzelnen Organisationen darin liegt, die potenziellen Vorteile daraus dem Verlust von Unabhängigkeit gegenüberzustellen.

Grundsätzlich ist es möglich, Process Mining auch für organisationsübergreifende Prozesse einzusetzen. Wer in der Literatur nach Cross-Organizational Process Mining sucht, der findet Projekte, bei denen es bereits umgesetzt wurde (Buijs, van Dongen und Van der Aalst 2012). In der Praxis ist dies bisher allerdings nicht verbreitet und daher bisweilen kaum relevant.

Da es nicht zielführend ist, Unternehmen nach etwas zu fragen, das diese vermutlich nicht kennen oder in Erwägung ziehen, wird diese Stufe im Verlauf der Arbeit nicht weiter berücksichtigt.

3.8. Stufe 7: Strategische Systeme

Die siebte Stufe umfasst den strategischen Nutzen von Informationstechnologien für ein Unternehmen. Bei der Definition von strategischem Nutzen beziehen sich Farbey et al. (1995) auf Earls „Management Strategies for Information Technology“ (Earl 1989). Nach Earl schafft strategischer Nutzen Wettbewerbsvorteile, steigert die Produktivität und Performance des Unternehmens, ermöglicht neue Wege des Managements und der Organisation oder neue Geschäftsmodelle. Um solche Vorteile zu generieren, benötigt es allerdings eine gute Abstimmung zwischen der Unternehmensstrategie und der Planung zukünftiger Informationssysteme. Dies setzt wiederum voraus, dass Informationssysteme vom Top Management als strategische Ressource wahrgenommen werden, die dazu beitragen kann, strategische Ziele zu verwirklichen. Oftmals ergibt sich der strategische Nutzen allerdings erst im Laufe der Zeit. So können Informationssysteme wegen ihres operativen Nutzens durch Automatisierung (Stufe 2) oder eines direkten Mehrwerts (Stufe 3) angeschafft werden und mit der Zeit beweisen, dass sie auch einen strategischen Nutzen schaffen. Wie bereits bei Infrastruktur erläutert, ist auch hier die Quantifizierbarkeit des geschaffenen Mehrwerts ein Problem. Klassische Beurteilungsmaßstäbe wie Return on Investments (ROI) sind dabei wenig hilfreich, da nach Farbey et al. (1995) nicht wenige strategische Systeme nach solchen Kriterien aussortiert würden. Stattdessen sollte sich die Beurteilung potenzieller strategischer Applikationen eher an der Wettbewerbssituation und einer Risikoeinschätzung orientieren.

Ob Process Mining dieser Stufe zugeordnet werden kann, ist dementsprechend von den Motiven der Unternehmen abhängig, mit denen diese den Einsatz von Process Mining begründen. Verfolgt ein Unternehmen etwa das Ziel, den Kundenservice durch Process Mining zu verbessern, so kann dies damit begründet werden, die eigene Position gegenüber dem Wettbewerber zu verbessern. Zudem argumentieren beispielsweise Märuster und van Beest (2009), dass Business Process Engineering eine Notwendigkeit für Unternehmen ist, um im Wettbewerb zu bestehen, wobei Process Mining dazu beitragen kann, solche Aktivitäten dauerhaft zu bewerkstelligen. Durch den Einsatz derartiger Analysetools kann zudem die Produktivität und Performance des Unternehmens verbessert werden (Müller, Fay und vom Brocke 2018, 488–509). Laut Grisold et al. (2020) ermöglicht Process Mining zudem neue Ansätze des Managements,

welche auf den Echtzeit-Daten der Aktivitäten basieren und es Managern ermöglichen, in den noch laufenden Prozess gezielt einzugreifen.

Durchaus denkbar ist auch, dass Process Mining wegen seines operativen Nutzens eingesetzt wird und seinen strategischen Nutzen erst mit der Zeit offenbart, wenn durch Prozessoptimierungen, Automatisierung oder sonstige Anwendungsmöglichkeiten Wettbewerbsvorteile sichtbar werden. Ob der strategische Nutzen als großer Vorteil gesehen wird und die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen, erhöht, ist daher zweifelhaft. Vielmehr dürften zu Beginn die operativen Vorteile im Vordergrund stehen, aus denen sich mit der Zeit ein strategischer Nutzen ergibt.

In Bezug auf das Framework und die Verknüpfung dessen mit der beschriebenen Literatur ergibt sich die Hypothese:

H7: Je größer der strategische Vorteil durch den Einsatz von Process Mining beurteilt wird, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen.

3.9. Stufe 8: Unternehmenstransformation

Applikationen, welche die Transformation des gesamten Unternehmens ermöglichen, bilden die oberste Stufe der Leiter. Der Auslöser einer Unternehmenstransformation kann sowohl aus dem Unternehmen selbst kommen, wie dies beim Business Process Reengineering der Fall ist, oder von außen erzwungen sein, wenn sich beispielsweise das Umfeld des Unternehmens verändert hat. Informationstechnologie ist bei einer solchen Transformation allerdings nur ein Bestandteil eines größeren Ganzen. Die Evaluation von Informationssystemen muss sich deshalb nach dem zu erreichenden Gesamtziel richten. Die Beurteilung sollte entsprechend daran bemessen werden, inwiefern die Applikation zur Umsetzung der Transformation beitragen kann.

Vor allem die digitale Transformation von Unternehmen scheint in Bezug auf Process Mining von besonderer Relevanz zu sein. Nach einer Umfrage von Gartner (2020) gaben im Jahr 2020 immerhin 20 Prozent der befragten Unternehmen an, Process Mining für die digitale Transformation ihres Unternehmens einzusetzen (Kerremans u. a. 2020). Wenig überraschend ist Process Mining dabei vor allem für die Digitalisierung der Geschäftsprozesse von Bedeutung. Dabei werden vor allem Process-Discovery-Techniken verwendet, um die oftmals komplexen Prozesse transparent zu machen (Hess

2019, 131–132). Es ist daher zu erwarten, dass Unternehmen sich aus dem Einsatz von Process Mining einen großen Vorteil für die Digitale Transformation ihrer Organisation erwarten. Daraus ergibt sich die Hypothese:

H8: Je größer der zu erwartende/beobachtete Beitrag von Process Mining zur Digitalen Transformation eines Unternehmens, desto größer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

Tabelle 1 gibt einen Überblick zu den jeweiligen Stufen und deren Faktoren.

Tabelle 1: Überblick zu den Faktoren der einzelnen Stufen

Stufen:	Faktoren:
Stufe 1: Notwendige Veränderungen	Process Mining senkt den Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten
	Process Mining kann wegen seiner technologischen Überlegenheit bisherige Softwarelösungen ersetzen
	Die Umsetzung von unternehmensextern veranlassten Regularien und Gesetzen erfordert den Einsatz von Process Mining
Stufe 2: Automatisierung	Der Einsatz von Process Mining steigert die Mitarbeiterproduktivität
	Process Mining hilft Unternehmen dabei Kosten zu senken
	Process Mining steigert die Effizienz des Unternehmens
Stufe 3: Direkter Mehrwert	Process Mining schafft einen direkten Mehrwert durch Aktivitäten welche vorher nicht möglich waren
Stufe 4: MIS & DSS	Durch Process Mining haben Manager mehr Kontrolle über die geschäftlichen Aktivitäten
	Manager haben durch den Einsatz von Process Mining eine bessere Entscheidungsbasis
	Manager können mit Process Mining besser planen da sie mehr Informationen haben
Stufe 5: Infrastruktur	Process Mining bildet die Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte
	Process Mining ermöglicht Unternehmen in Zukunft schneller auf Veränderungen reagieren zu können
Stufe 7: Strategische Vorteile	Process Mining hilft dabei einen strategischen Wettbewerbsvorteil zu erzielen
	Der Einsatz von Process Mining steigert die Produktivität und Performance des Unternehmens
	Process Mining ermöglicht neue Ansätze des Managements und der Organisation
	Process Mining ermöglicht neue Geschäftsmodelle
Stufe 8: Transformation	Process Mining hilft bei der Digitalen Transformation

In Anbetracht der beschriebenen Vorteile durch Process Mining für Unternehmen stellt sich die Frage, warum nicht jedes Unternehmen die Technologie nutzt (RQ3).

Um die dritte Forschungsfrage dieser Arbeit zu beantworten, gilt es im Folgenden daher, die Faktoren zu identifizieren, welche Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen.

4. Hindernisse für den Einsatz von Process Mining aus der Perspektive von Unternehmen

Die Herausforderungen bei der Überlegung, Process Mining einzusetzen, können aus Sicht der Unternehmen ebenso zahlreich sein wie die möglichen Vorteile. Da es unzählige Einflussfaktoren auf den Kaufprozess gibt, welche sowohl positiv als auch negativ sein können, ist eine Gruppierung notwendig. Weil die Literatur zu Process Mining eher technisch dominiert ist, wird diese alleine bisweilen der Perspektive von Unternehmen nicht gerecht, da auch viele Faktoren außerhalb der technischen Aspekte eine Rolle spielen können. Deshalb ist die Kombination zweier Forschungsbereiche hier sinnvoll. Die der vorliegenden Arbeit zugrunde liegende Literatur kommt aufgrund dessen zum einen aus dem Bereich des Process Mining, wo insbesondere produktspezifische und technische Faktoren zu finden sind, und zum anderen aus dem Forschungsbereich des Organizational Buying Behavior. Letzteres betrachtet das Kaufverhalten von Organisationen in einem allgemeineren Kontext und beinhaltet dabei Einflussfaktoren, welche nicht vom Produkt abhängig sind, sich aber trotzdem auf das Kaufverhalten von Organisationen auswirken, wie beispielsweise Umwelt-, interpersonelle oder Informationsfaktoren. Die Kombination von Einflussfaktoren beider Forschungsbereiche ergibt zusammen ein umfassenderes Bild, welches das „Produkt“ Process Mining nicht isoliert betrachtet, sondern im Kontext der Unternehmen bei deren Kaufentscheidungen diverse Faktoren mitwirken.

4.1. Organizational Buying Behavior

Das Forschungsfeld des Organizational Buying Behavior (OBB) ist eher dem Bereich des Marketings und Vertriebs zuzuordnen und setzt sich mit dem Prozess sowie den Einflussfaktoren von Business to Business Geschäften (B2B) auseinander (Baker 2003, 142). Bei Betrachtung der Literatur dieses Forschungsbereichs fallen drei Frameworks besonders auf, welche in der gängigen OBB-Literatur besonders dominant sind. Diese drei Frameworks werden im Folgenden kurz erläutert.

4.1.1. Robinson, Faris, Wind – Buygrid Framework

In der Reihenfolge des Erscheinungsjahres ist das Framework von Robinson, Faris und Wind (1967), das im Buch "Industrial Marketing and Creative Marketing" erschienen ist, das erste. In diesem Buch beschreiben Robinson et al. das „buygrid framework“ (1967), welches den Kaufprozess repräsentiert und aus den folgenden acht Stufen besteht.

- (1) Erkennen des Bedarfs
- (2) Bestimmung von Merkmalen und Menge
- (3) Beschreibung von Merkmalen und Menge
- (4) Suche nach potenziellen Quellen
- (5) Einholen und Analysieren von Angeboten
- (6) Bewertung der Angebote und Auswahl des/der Lieferanten
- (7) Auswahl einer Bestellroutine
- (8) Leistungsrückmeldung und -bewertung

Zudem unterscheidet das Framework anhand der Häufigkeit der Käufe nach Erstkäufen, abgeänderten Wiederkäufen und direkten Wiederkäufen. In Bezug auf Process Mining können alle drei Varianten auftreten, da viele Anbieter Lizenzmodelle verwenden, die eine wiederkehrende Beurteilung des Kaufs erfordern. Diese Arbeit richtet sich jedoch in erster Linie an Erstkäufer, da mit der aufwendigen Implementierung ein hoher Preis für den Käufer anfällt.

4.1.2. Webster und Wind - General Model for Understanding Organizational Buying Behavior

Webster und Winds “General Model for Understanding Organizational Buying Behavior” ist, wie der Titel bereits erahnen lässt, ein generalisiertes Modell und erhebt den Anspruch, für alle Organisationen gültig zu sein (Webster und Wind 1972). Es beschreibt daher keine spezifische Kaufsituation, sondern erörtert generelle Einflussfaktoren auf die Kaufentscheidungen von Organisationen. Die grundsätzliche Annahme von Webster und Wind besteht darin, dass es sich bei Organizational Buying um einen Entscheidungsprozess handelt, welcher von einer Gruppe aus Individuen im Kontext der Organisation ausgetragen wird. Gleichzeitig wird die Organisation, und damit der organisationale Kontext der Entscheidung, von der Umwelt beeinflusst. Die Einflussvariablen umfassen die vier Kategorien Environmental, Organizational, Social und Individual.

Umweltfaktoren umfassen Folgendes:

- physische
- technologische
- ökonomisch

- politisch
- rechtlich
- kulturell

Organisatorische Faktoren:

- Beschaffungsziel
- Beschaffungsaufgaben
- Beschaffungsstruktur
- Beschaffungstechnologie

Soziale Einflussfaktoren:

- Interpersonelle Interaktion zwischen Personen im Buying Center
- Rollen im Buying Center

Individuelle Einflussfaktoren:

- die Persönlichkeit und Eigenschaften des Individuums, die Motivation, die kognitive Struktur und der Lernprozess
- die Interaktion des Individuums mit der Umweltsituation
- die persönliche Präferenzstruktur und das Entscheidungsmodell des Einzelnen

Des Weiteren unterteilen Webster und Wind die Variablen in „task“ und „nontask“. Task-Variablen beziehen sich dabei direkt auf das durch den Kauf zu lösende Problem des Unternehmens. Nontask-Variablen hingegen stehen nicht in direktem Zusammenhang mit dem zu lösenden Problem, sondern den daraus resultierenden Einflüssen auf z. B. die persönlichen Ziele der Teilnehmer. Im Allgemeinen dient der Einkaufsprozess dazu, ein Problem der Organisation zu lösen.

4.1.3. Sheth - A Model of Industrial Buyer Behaviour

Das dritte interessante Modell aus der Literatur des Organizational Buying Behavior trägt den Titel „A Model of Industrial Buyer Behaviour“ und wurde von Jagdish N. Sheth entwickelt (Sheth 1973). Das Modell stützt sich hauptsächlich auf empirische Untersuchungen, Branchenberichte, Bücher und Artikel. Es handelt sich dabei ebenfalls um ein generisches Modell, welches für jegliche Art von organisatorischen Kaufentscheidungen anwendbar sein soll. Um dies zu gewährleisten, beinhaltet das

Modell produktspezifische sowie organisationsspezifische Variablen. Sheth (1973) wählt dabei einen eher psychologischen Ansatz, welcher letztlich den individuellen Faktoren des Webster und Wind Modells (1967) zugeordnet werden könnte. Die Erwartungen der am Entscheidungsprozess beteiligten Personen und deren Verschiedenheit werden von Sheth als zentraler Punkt im Entscheidungsprozess verstanden. Die unterschiedlichen Erwartungen sind hier auf die fünf Faktoren individueller Hintergrund, Informationsquellen, aktive Informationssuche, Wahrnehmungsverzerrung und Zufriedenheit mit früheren Käufen zurückzuführen. Des Weiteren werden die Erwartungen in explizite und implizite Erwartungen unterteilt. Zu den wichtigsten expliziten Erwartungen werden unter anderem die Produktqualität, der Preis sowie After Sales Services gezählt. Zu den impliziten Erwartungen gehören die Größe und Reputation des Anbieters sowie seine technische Expertise und frühere Beziehungen zu ihm.

Diese Erwartungen der beteiligten Personen sind auf die erwähnten Einflussfaktoren zurückzuführen und werden im Folgenden genauer beschrieben. Zum Hintergrund der Individuen gehören zum Beispiel deren Ausbildung, aber auch der Lebensstil, welche wiederum die Werte und Ziele der Kaufbeteiligten beeinflussen. „Informationssuche“ und „Aktive Suche“ umfassen die Informationen, welchen die Entscheidenden ausgesetzt sind. Diese können entweder von außen an die Person herangetragen werden, wie beispielsweise durch den Anbieter, oder aber durch die selbstständige Suche des Käufers erworben werden. Der Faktor „Wahrnehmungsverzerrung“ befasst sich wiederum damit, wie diese Informationen von den jeweiligen Beteiligten wahrgenommen werden. Dieser Faktor ist allerdings nur schwer zu quantifizieren, wie Sheth (1973) selbst eingesteht. Der letzte Faktor ist die Zufriedenheit mit den bisherigen Käuferfahrungen bei einem Anbieter, welche die Erwartungen der Kunden in Bezug auf einen erneuten Kauf beeinflussen.

Ob die Kaufentscheidung der Organisation von einer Gruppe aus Personen oder einer einzelnen Person getroffen wird, stellt neben den Erwartungen die zweite wichtige Einflussgröße des Modells dar. Entschieden wird dies laut Sheth von produktspezifischen und organisationsspezifischen Faktoren. Zu produktspezifischen Faktoren zählen das wahrgenommene Risiko, die Art des Kaufes und der Zeitdruck. Das wahrgenommene Risiko des Entscheidungsträgers bezieht sich auf die für ihn zu erwartenden Konsequenzen einer Fehlentscheidung sowie die Ungewissheit, unter der die

Entscheidung getroffen werden muss. Umso größer die Ungewissheit ist, umso größer ist das wahrgenommene Risiko für den Käufer. „Art des Kaufes“ zielt darauf ab, ob es sich um einen einmaligen oder wiederkehrenden Kauf handelt. Bei einem einmaligen Kauf wird angenommen, dass dieser eher durch die Gruppe entschieden wird, wohingegen bei Wiederholungskäufen autonomer entschieden wird.

Zu den organisationsspezifischen Faktoren gehören die Unternehmensausrichtung, der Grad der Zentralisierung und die Unternehmensgröße.

Zusammengefasst ergibt sich damit das in Abbildung 11 dargestellte Modell.

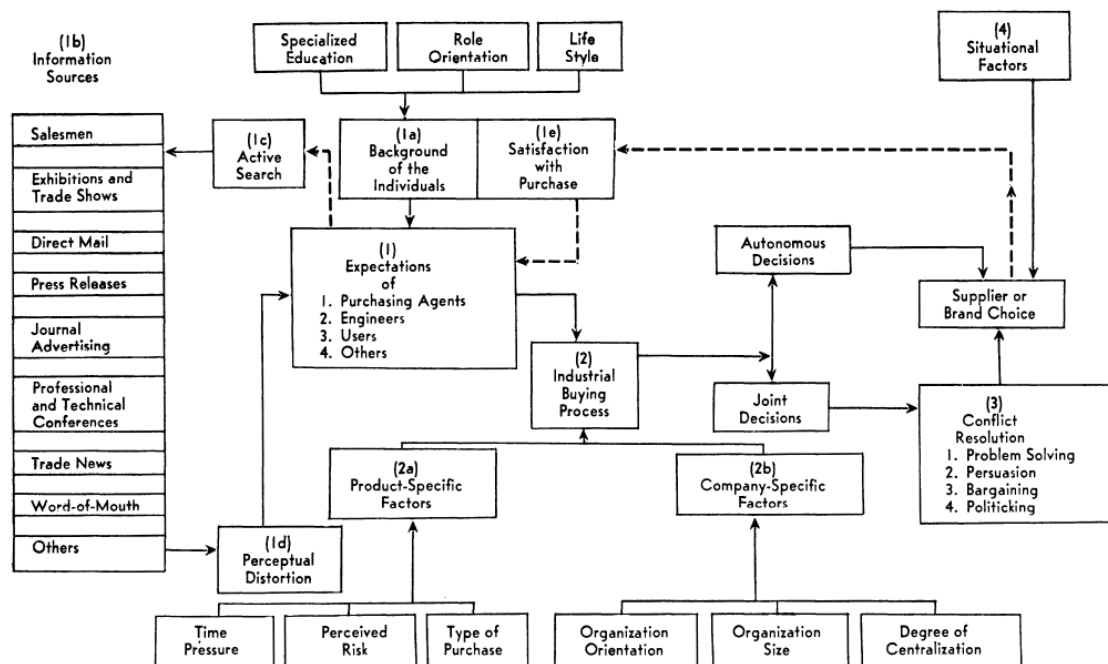


Abbildung 11: Ein integratives Modell des Industriellen Einkaufsverhaltens (Sheth 1973, 51)

4.1.4. Johnston und Lewin

Keines der drei vorgestellten Modelle ermöglicht für sich genommen einen umfassenden Blick auf die Kaufentscheidung von Process-Mining-Lösungen. Robinson, Faris und Wind (1967) befassen sich hauptsächlich mit dem Kaufprozess, weniger aber mit den Einflussfaktoren an sich. Webster und Wind (1972) hingegen definieren und gliedern zwar zahlreiche Einflussfaktoren, gehen dafür aber zu wenig auf die individuellen und produktspezifischen Faktoren ein. Sheths Modell fügt dem Ganzen eine psychologische Betrachtungsweise und die Bedeutung von Informationen sowie produktspezifische Faktoren hinzu. Allerdings vernachlässigt dieser sowohl Umwelt- als auch organisatorische Faktoren, und einige der psychologischen Faktoren gehen zu weit in die Tiefe für das Ziel dieser Arbeit.

Um einen umfassenden Einblick über den organisatorischen Kaufprozess in Bezug auf Process Mining zu bekommen und die Hindernisse von Unternehmen zu verstehen, ist es daher sinnvoll, die Modelle zu kombinieren. Johnston und Lewin haben dies bereits in ihrer Arbeit „Organizational Buying Behaviour: Towards an Integrative Framework“ getan (Johnston und Lewin 1996). Das integrierte OBB-Modell basiert auf den drei erläuterten Modellen (Robinson, Faris und Wind; Webster und Wind; Sheth). Zudem wurden 126 konzeptionelle und 44 empirische Artikel untersucht, um das Modell zu erweitern und zusätzliche Variablen miteinzubeziehen, welche über die Jahre identifiziert wurden. Als Ergebnis erarbeiteten Johnston und Lewin dreizehn Konzepte inklusive derer Variablen, die in der untersuchten Literatur genutzt wurden, um organisatorisches Kaufverhalten zu erklären (siehe Tabelle 2).

Tabelle 2: Determinanten des Organizational Buying Behavior (Johnston und Lewin 1996, 3)

Rank	Construct	Tally	Reference Key Word
1	Purchase characteristics	67	Purchase
2	Organizational characteristics	65	Organization
3	Group characteristics	65	Group
4	Participant(s) characteristics	55	Participant
5	Process or stages	48	Process
6	Seller characteristics	48	Seller
7	Informational characteristics	44	Information
8	Buyer-Seller relationships	36	Relationship
9	Environmental characteristics	31	Environment
10	Conflict/negotiation tactics	24	Conflict/negotiation
11	Communication networks	13	Network
12	Decision rules	12	Rules
13	Role stress	6	Stress

Abgesehen von den Konzepten Communication Networks und Buyer-Seller Relationship sind diese Konzepte in deren integriertem Modell enthalten (siehe Abbildung 12).

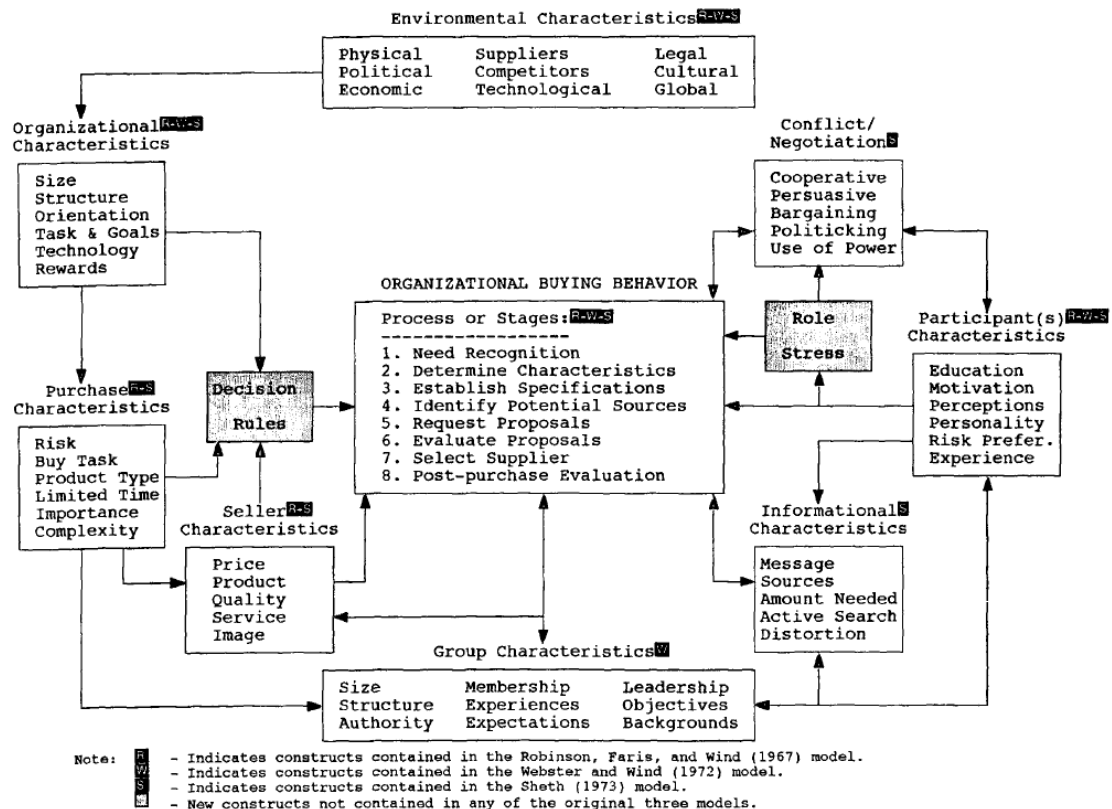


Abbildung 12: Ein integriertes Modell des Organizational Buying Behavior (Johnston und Lewin 1996, 3)

Dieses Modell ist entsprechend breit aufgestellt und ermöglicht es, das Kaufverhalten einer Organisation in einem weit gefassten Rahmen zu betrachten. Da dieses Modell als auch die drei ursprünglichen Modelle nicht auf eine spezifische Kaufsituation zugeschnitten sind, ist davon auszugehen, dass im Bezug auf Process Mining nicht alle Faktoren von gleicher Bedeutung sind, weshalb es nicht sinnvoll ist, alle Faktoren dieser allgemeinen Modelle auf die vorliegende Arbeit anzuwenden.

4.2. OBB und Software

Um die Anzahl der Variablen weiter einzuschränken, lohnt daher ein Blick auf die Studie „An empirical study on the influences on the acquisition of enterprise software decisions“ (Palanisamy u. a. 2010). Ziel dieser Studie war es, die signifikanten Einflussfaktoren auf den Entscheidungsprozess von Unternehmen in Bezug auf Enterprise Software zu ermitteln, und sie dient daher der Annäherung an die Fragestellung dieser Arbeit. Die abgefragten Faktoren kommen dabei zum einen aus der bereits erläuterten OBB-Literatur und zum anderen aus der Studie „A qualitative study of the influencing factors on the decision process for acquiring ERP software“ (Verville und Haltingen 2002).

In der qualitativen Studie von Verville und Halingten (2002) wurden wiederum teilstrukturierte Interviews mit Mitarbeitern aus Unternehmen durchgeführt, welche im Entscheidungsprozess zu kürzlich erworbener ERP-Software beteiligt waren. Die daraus ermittelten Einflussfaktoren wurden anhand der Struktur von Webster und Wind gegliedert. Die folgende Abbildung gibt einen Überblick zu den gefundenen Einflussfaktoren dieser Studie:

Umweltfaktoren:

- Unterstützung von geografisch verteilten Operationen (Lage des Anbieters)
- Ersetzen von veralteten Systemen
- Leistung der Software-Lösung
- Unternehmenskultur
- Akzeptanz der Anwender

Organisatorische Faktoren:

- Techniken des Projektmanagements
- Externe Referenzen
- Neues Management
- Lösung eines einzigen Anbieters
- Kosten (Wirtschaftlichkeit)

Soziale und individuelle Faktoren:

- Zusammensetzung des Akquisitionsteams
- bisherige Erfahrung
- Management-Engagement

Die auf diesen Ergebnissen aufbauende Studie von Palanisamy et al. (2010) quantifizierte einen Teil der qualitativen Arbeit von Verville und Halingten (2002) sowie einige zusätzliche Faktoren aus der OBB-Literatur und dient damit als ein Vorbild für die vorliegende Arbeit.

4.3. Kombination der Einflussfaktoren

Die empirischen Forschungen von Verville und Halingten (2002) sowie von Palanisamy et al. (2010), welche ebenfalls auf der OBB-Literatur basieren, machen deutlich, dass in

Bezug auf Kaufentscheidungen von Software Variablen miteinbezogen werden sollten, welche in den ursprünglichen OBB-Modellen nicht enthalten sind. Darüber hinaus sind die generischen OBB-Modelle an sich nur bedingt zur Beantwortung der Forschungsfrage geeignet, da in der vorliegenden Studie das Kaufverhalten in Bezug auf das Process Mining untersucht werden soll, so dass es sinnvoll ist, auch produktspezifische Einflussfaktoren mit einzubeziehen. Diese wiederum können nicht aus der OBB-Literatur stammen, sondern sind nur in der Process-Mining-Literatur sowie in technisch verwandten Forschungsgebieten zu finden.

Es ist daher notwendig, die generellen Einflussfaktoren der OBB-Literatur um die Ergebnisse aus der Anwendung von OBB auf den Kaufprozess von Software und die produktspezifischen Faktoren der Process-Mining-Literatur zu erweitern.

Ziel dessen ist es, die wichtigsten Einflussfaktoren auf die Kaufentscheidung von Process-Mining-Lösungen zu identifizieren und daraus diejenigen auszuwählen, welche sich potenziell negativ auf das Ergebnis der Kaufentscheidung des Unternehmens auswirken. Damit sollen die Hindernisse aus Sicht der Unternehmen identifiziert und die Forschungsfrage RQ3 beantwortet werden.

Um die möglichen negativen Einflussfaktoren aus der OBB-Literatur mit Process Mining zusammenzubringen, braucht es zunächst eine Gruppierung der negativen Einflussfaktoren. Das integrierte Modell von Johnston und Lewin (1996) bietet hierfür eine gute Grundlage, da dieses auf den ursprünglichen Modellen und vielen empirischen sowie konzeptionellen Arbeiten basiert. Damit hat es ein breites Fundament verglichen mit den alternativen Modellen aus der OBB-Literatur. Die Gruppierung der potenziellen Hindernisse orientiert sich daher an den Konzepten von Johnston & Lewin (1996) und wurde um Variablen aus der Process-Mining-Literatur sowie der Studien von Verville und Halingten (2002) und Palanisamy (2010) erweitert.

Alles in allem sind die Einflussfaktoren, welche sich negativ auf die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, auswirken können, in dieser Arbeit aufgeteilt in Umweltfaktoren, organisationsbedingte Faktoren, anbieterspezifische Faktoren, Kauffaktoren, Gruppenfaktoren, informationsspezifische Faktoren und technische Faktoren.

4.4. Negative Einflussfaktoren auf die Bereitschaft Process Mining einzusetzen

Im Folgenden werden die potenziellen Hindernisse für den Einsatz von Process Mining aus der Literatur anhand der beschriebenen Kategorien detailliert erläutert.

4.4.1. Umweltfaktoren

Umweltfaktoren spielen eine Rolle bei Kaufentscheidungen, da sie sich auf die gesamte Organisation auswirken, wie im Framework von Johnston und Lewin (1996) dargestellt. Im Bezug auf Process Mining kann dabei die aktuelle wirtschaftliche Situation von Bedeutung sein, da diese sich auf die Investitionsbereitschaft von Unternehmen auswirkt. Die aktuelle wirtschaftliche Situation kann infolge der Corona-Krise in der DACH-Region allerdings durchaus als problematisch betrachtet werden, da im Zuge dessen viele Unternehmen Investitionen ausgesetzt haben (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2020); (Bundeskanzleramt 2021).

Die qualitative Studie von Verville und Halington (2002) ergab zudem, dass es für Unternehmen wichtig ist, dass der Anbieter gegebenenfalls in der Lage ist, technischen Support für die verschiedenen Standorte eines Unternehmens zu gewährleisten. Dieser Faktor wird ebenfalls den Umweltfaktoren zugeordnet. Dabei ist allerdings zu beachten, dass sich seit 2002 viel verändert hat und der Support der Anbieter heute durch diverse Kommunikationstools wie beispielsweise Microsoft Teams erleichtert wurde. Trotzdem bleiben Herausforderungen wie die Zeitverschiebung, welche den Support auf globaler Ebene beeinträchtigen können.

Die Hypothese lautet entsprechend wie folgt:

H8: Je schlechter Unternehmen die Umweltfaktoren einschätzen, desto geringer ist ihre Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

4.4.2. Organisationsbedingte Faktoren

Neben den Umweltfaktoren haben auch die organisatorischen Faktoren Einfluss auf die Kaufentscheidungen innerhalb eines Unternehmens. Die Entscheidungsträger orientieren sich dabei unter anderem an den unternehmerischen Zielen sowie der Verfügbarkeit von technologischen, finanziellen und personellen Ressourcen (Webster und Wind 1972). In Bezug auf den Einsatz von Process Mining können organisatorische Faktoren ein Hindernis für Unternehmen darstellen, wenn es beispielsweise an ausreichend qualifiziertem Personal mangelt (Burattin 2015) oder die Mitarbeiter gegen den Einsatz

der Technologie sind. Vervilles und Halingtens (2002) qualitativer Studie zufolge ist die Einbeziehung und daraus resultierende Akzeptanz der Mitarbeiter ein wichtiger Einflussfaktor auf den Kaufprozess von Unternehmenssoftware. Dies bestätigt auch die quantitative Studie von Palanisamy (2010), in der der User Buy-in für die teilnehmenden CIOs einer der größten Einflussfaktoren auf die Kaufentscheidung war. Dieselbe Studie ergab zudem einen Einfluss der Unternehmenskultur auf die Kaufentscheidung. Durch den Einsatz von Process Mining sollen Prozesse optimiert werden, womit nicht selten eine Veränderung der einzelnen Arbeitsschritte einhergeht. Dadurch kann sich auch die Tätigkeit von Mitarbeitern verändern. Je nachdem ob das Unternehmen eine Veränderungskultur pflegt oder nicht, können die angestrebten Veränderungen zu Ablehnung innerhalb der Belegschaft führen. Zudem kann die zunehmende Transparenz durch den Einsatz von Process Mining zum Problem werden, wenn das nötige Vertrauen zwischen Mitarbeitern und Management fehlt (Grisold u. a. 2020). Als Folge dessen könnten Entscheidungsträger auf den Einsatz von Process Mining verzichten, um Konflikte innerhalb der Organisation zu vermeiden. Dementsprechend lässt sich folgende Hypothese formulieren:

H9: Je negativer Unternehmen die organisatorischen Einflussfaktoren von Process Mining beurteilen, desto geringer ist deren Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

4.4.3. Anbietercharakteristiken

Die Anbietercharakteristiken aus dem Modell von Johnston und Lewin (1996) befassen sich vor allem mit dem zu kaufenden Produkt und dessen Eigenschaften. Der Preis und die Qualität sind dabei für den Kunden von großer Bedeutung. Diese Faktoren können dementsprechend auch beim Kaufprozess von Process Mining für Unternehmen entscheidend sein. Ein als zu hoch empfundener Preis oder eine zu geringe Qualität der Process-Mining-Software könnte Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen. Vor allem die teilweise hohen Lizenzkosten für Process-Mining-Software und die Kosten der Implementierung dürften zu hohen Gesamtkosten für die Unternehmen führen und als starkes Hindernis wahrgenommen werden. In Bezug auf die Qualität der Software dürften viele Entscheidungsträger Probleme bei der Beurteilung dieser haben, da es sich um eine relativ neue Technologie handelt und es vielen vermutlich an Referenzpunkten fehlt.

Die dazugehörige Hypothese lautet daher:

H10: Je schlechter Unternehmen die Anbietermerkmale einschätzen, desto geringer ist ihre Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

4.4.4. Einkaufscharakteristik

Ein weiteres Konzept aus dem Framework von Johnston und Lewin (1996) ist das der Einkaufscharakteristik. Diese beruhen hauptsächlich auf dem Framework von Sheth (1973), der dessen Faktoren als produktspezifische Faktoren eingliederte. Dazu gehört das wahrgenommene Risiko des Käufers, die Art des Produkts und der Zeitdruck, unter dem der Kauf stattfinden muss. Vor allem das wahrgenommene Risiko bei der Kaufentscheidung könnte Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen, da die Entscheidung in großer Unsicherheit getroffen wird, weil die meisten Unternehmen keine oder nur wenig Erfahrung mit dem Einsatz von Process Mining haben. Auch Grisold et al. (2020) weisen in ihrer Studie darauf hin, dass Unternehmen mit einem hohen Maß an Ungewissheit bezüglich der Kosten und des Nutzens von Process Mining konfrontiert sind, bevor sie Erfahrungen damit sammeln können.

H11: Je höher Unternehmen das wahrgenommene Risiko einer Fehlentscheidung bei der Überlegung, Process Mining einzusetzen, beurteilen, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

4.4.5. Gruppenfaktoren

Zu den Variablen dieser Kategorie zählen nach Johnston und Lewin (1996) unter anderem Erfahrungen und Leadership. In Bezug auf Process Mining ist dabei die Studie von Palanisamy (2010) interessant, der diesbezüglich herausgefunden hat, dass sowohl die bisherige Erfahrung des Käuferteams mit derselben oder ähnlichen Technologie als auch das Management Commitment einen Einfluss auf den Kaufprozess von Software haben. Es ist anzunehmen, dass dies auch bei Kaufentscheidungen in Bezug auf Process-Mining-Software der Fall sein könnte und ein potenzielles Hindernis darstellt. Dies wäre der Fall, wenn ein Mangel an Management Commitment besteht oder es innerhalb der Käufergruppe bereits in der Vergangenheit negative Erfahrungen mit Process-Mining-Projekten gegeben hat. Ein Mangel an Unterstützung durch das Management könnte vor allem durch einen Mangel an Wissen über die Technologie und die damit verbundenen Vorteile entstehen. Zudem handelt es sich um ein komplexes und abstraktes Thema,

welches gegenüber Managern ohne entsprechende Ausbildung schwer zu kommunizieren ist. Aufgrund dessen ist zu erwarten, dass ein Mangel an Unterstützung durch das Management eines der zentralen Hindernisse für den Einsatz von Process Mining darstellt. Die Hypothese bezüglich der Gruppenfaktoren lautet daher:

H12: Je schlechter die Gruppenfaktoren im Unternehmen bewertet werden, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

4.4.6. Informationsspezifische Charakteristika

Auch die für eine Kaufentscheidung benötigten Informationen könnten ein Hindernis für den Käufer darstellen, wenn diese gar nicht oder nur in unzureichender Menge und Qualität vorhanden sind. Johnston und Lewin (1996) fassen die Faktoren in Bezug auf Informationen des Kunden unter „informationsspezifische Charakteristika“ zusammen. Viele der Variablen unter diesem Konzept kommen von Sheth (1973), der diese als bedeutend für die Erwartungen des Kunden hält und dabei jene Informationen meint, welchen der Käufer beim Kaufprozess ausgesetzt ist. Zum Hindernis wird dies, wenn der potenzielle Kunde negativen Informationen ausgesetzt ist oder eine unzureichende Menge an Informationen erhalten hat, um eine adäquate Entscheidung treffen zu können. Dies kann der Fall sein, wenn der Kunde nicht selbst nach Informationen sucht (Active Search) oder nicht ausreichend Informationsquellen vorhanden sind (Information Sources). Palanisamy et al. (2010) fanden zudem heraus, dass unternehmensexterne Referenzen einen Einfluss auf den Kauf von Software haben können. Diese können wiederum negativ ausfallen und sich entsprechend auf die Kaufentscheidung des Kunden auswirken. Nicht zuletzt könnte auch die mangelnde Vergleichbarkeit von Process-Mining-Anbietern (Van der Aalst u. a. 2012) und deren Produkte ein Problem für den Kunden darstellen und eine Entscheidung erschweren. Aus den erläuterten Faktoren ergibt sich die Hypothese:

H13: Je schlechter Unternehmen die informationsspezifischen Charakteristiken bewerten, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

4.4.7. Technische Faktoren

Nicht zuletzt sind auch die technischen Voraussetzungen für den Einsatz von Process Mining als potenzielles Hindernis für Unternehmen miteinzubeziehen. Diese eher

produktspezifischen Faktoren kommen dabei nicht aus der Literatur des Organizational Buying Behaviour, könnten dort aber in Johnstons und Lewins Framework (1996) unter „seller characteristics“ eingegliedert werden. Da diese Faktoren in Bezug auf Process Mining als grundlegend einzustufen sind und in der Process-Mining-Literatur immer wieder darauf hingewiesen wird, werden die technischen Faktoren in der vorliegenden Arbeit separat betrachtet. Wie bereits in Gliederungspunkt 2.1 erörtert, ist die Verfügbarkeit der Daten ein wichtiges Kriterium, um Process Mining überhaupt zu ermöglichen. Prozessrelevante Daten können fehlen (Van der Aalst 2016, 126) oder in den komplexen Systemen von Unternehmen nur schwer zu finden sein. Zudem ist die Qualität der Daten bedeutsam. Dabei können unstrukturierte Daten ebenso ein Hindernis darstellen wie nicht erfasste Ereignisse, die in Realität stattgefunden haben, oder Ereignisse, die im Informationssystem vorhanden sind, aber in Wahrheit nie stattgefunden haben (Van der Aalst 2016, 144–151). Falls die Event-Daten qualitativ minderwertig sind, können auch die daraus gewonnenen Analysen mangelhaft oder gar irreführend sein. Dass dies auch in der Praxis ein Problem für Unternehmen darstellt, zeigt die qualitative Studie von Grisold et al. (2020), bei der die befragten Prozessmanager sowohl die Verfügbarkeit als auch die Qualität der Daten als mögliches Problemfeld identifizierten. Für die vorliegende Arbeit ergibt sich aus diesen Herausforderungen folgende Hypothese:

H14: Je größer Unternehmen die technischen Herausforderungen in Bezug auf ihre Unternehmen bewerten, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

Tabelle 3 gibt einen Überblick zu den verschiedenen Variablen der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining und deren einzelnen Faktoren.

Tabelle 3: Übersicht zu den Gruppen der Faktoren bei den Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Gruppen der Faktoren:	Faktoren:
Umweltfaktoren	Die aktuelle wirtschaftliche Lage
	Mangelnder Support der Anbieter für die Standorte des Unternehmens
Organisationsbedingte Faktoren	Die Unternehmenskultur
	Mangelnde Akzeptanz der Mitarbeiter
	Mangel an qualifiziertem Personal
	Eingliederung in die Organisationsstruktur
Anbietercharakteristiken	Gesamtkosten für Process Mining
	Mangelnde Qualität von Process Mining Software
Einkaufscharakteristik	Hohes Risiko einer Fehlentscheidung beim Kauf von Process Mining Software
Gruppenfaktoren	Schlechte Erfahrungen mit Process Mining in der Vergangenheit
	Mangelnde Unterstützung durch das Top Management
Informationsspezifische Charakteristiken	Negative unternehmensexterne Referenzen
	Mangelnde Vergleichbarkeit von Process Mining Lösungen
	Mangel an Informationen über Process Mining
Technische Faktoren	Verfügbarkeit von Daten im Unternehmen
	Mangelnde Qualität der vorhandenen Daten
	Kompatibilität mit der bisherigen Software und IT des Unternehmens

Damit sind alle Hypothesen und deren theoretisches Fundament für die Beantwortung der Forschungsfragen erläutert worden. Im nächsten Teil dieser Arbeit wird die methodische Herangehensweise der Forschung dargelegt.

Teil II: Methodik

5. Forschungsansatz und Stichprobe

Um herauszufinden, welche Faktoren Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen, beziehungsweise welche Vorteile sich aus Sicht der Unternehmen durch den Einsatz der Technologie ergeben können, wurde ein quantitativer Forschungsansatz gewählt. Dieser Ansatz ermöglichte es, eine Vielzahl an Faktoren bei einer breiten Teilnehmerbasis abzufragen. Ziel war es, deskriptive Daten auszuwerten, um die aktuelle Sicht von Unternehmen auf Process Mining zu analysieren. Dabei sollten durch einen zahlenbasierten Ansatz möglichst verallgemeinerbare Ergebnisse erzielt werden. Da für die zu beantwortenden Forschungsfragen keine Sekundärdaten gefunden werden konnten, wurden eigens dafür Primärdaten erhoben. Dazu wurde ein strukturierter Fragebogen anhand der vorhandenen Theorie entworfen, um eine Umfrage durchzuführen. Je nachdem ob ein Unternehmen Process Mining bereits einsetzt, wurden den Teilnehmern zum Teil unterschiedliche Fragen angezeigt. Dies war notwendig, da einige Fragen nur von bestimmten Teilnehmern beantwortet werden konnten. Der Fragebogen wurde von den Teilnehmern selbstständig ohne Einflüsse durch den Forscher und ohne Manipulationen durchgeführt.

Um eine möglichst homogene Stichprobe zu erhalten, wurde die Teilnehmersauswahl auf zwei Branchen beschränkt. Aufgrund der Kontakte von bisherigen Process-Mining-Projekten bei der BDO Consulting GmbH, dem Kooperationspartner dieser Masterarbeit, fiel die Wahl auf die Energiebranche und das produzierende Gewerbe. Innerhalb dieser Branchen wurden sowohl Unternehmen, die Process Mining einsetzen, als auch solche, die es nicht einsetzen, inkludiert. Als weitere Eingrenzung des Teilnehmerkreises wurden nur Unternehmen innerhalb der DACH-Region, also in Deutschland, Österreich und der Schweiz, kontaktiert. Der Fragebogen selbst wurde dementsprechend in Deutsch verfasst. Zudem wurden nur Organisationen mit mehr als einhundert Mitarbeitern berücksichtigt, da sich der Einsatz von Process Mining für kleinere Unternehmen in der Regel nicht lohnt. Innerhalb der Unternehmen wurden gezielt Positionen ausgewählt, die typischerweise in solchen Projekten oder an der Kaufentscheidung beteiligt sind oder sein könnten. Dazu gehören folgende Positionen: Prozessmanager, Qualitätsmanager, IT-Leiter, Chief Digital Officer (CDO), Chief Information Officer (CIO), Chief Executive

Officer (CEO), Chief Operating Officer (COO), Data Scientist/Analyst, Head of Center of Excellence (CoE) und Fachbereichsleiter (je nach angeschlossenen Prozess z. B. Vertriebsleiter bei Order-to-Cash-Prozessen).

6. Fragebogendesign und Datenerhebung

Der Fragebogen selbst bestand aus 21 Fragen, die in 11 Fragegruppen unterteilt wurden. In der ersten Fragegruppe wurden die Teilnehmer zum aktuellen Einsatz von Process Mining bei ihrem derzeitigen Arbeitgeber befragt. Die erste Frage war dementsprechend nominalskaliert in Form einer Ja/Nein-Frage zum aktuellen Einsatz von Process Mining. Antwortete der Teilnehmer mit „Ja“, so folgte eine weitere nominalskalierte Frage, in welcher die zum Einsatz kommende Software abgefragt wurde. Die vorgeschlagenen Process-Mining-Softwares wurden aus dem Gartner Market Report (2020) entnommen, wobei zusätzlich die Möglichkeit bestand, unter „sonstige Anbieter“ einen nicht aufgelisteten Anbieter zu nennen.

Im Anschluss wurden die Teilnehmer zum Umfang des Einsatzes im Unternehmen befragt. Dazu diente eine ordinalskalierte Frage mit vier Antwortmöglichkeiten, in der die Teilnehmer den prozentualen Anteil der Prozesse im Unternehmen angeben sollten, welche aktuell an Process Mining angebunden sind. Zudem wurden die Teilnehmer gefragt, ob ihrer Meinung nach Process Mining dem Unternehmen nutzt oder nicht. Dies geschah mit einer Intervallskala von Nein bis Ja („Nein“, „Eher nein“, „Eher ja“, „Ja“). Falls die Teilnehmer die erste Frage mit Nein beantworteten, wurden sie direkt zur nächsten Fragegruppe navigiert, da die soeben beschriebenen Fragen für sie nicht zu beantworten gewesen wären. In der anschließenden Fragegruppe wurde die Bereitschaft für den Einsatz von Process Mining im Unternehmen abgefragt, in welcher die Teilnehmer angeben mussten, ob das Unternehmen in Zukunft (mehr) Process Mining einsetzen will oder nicht. Dabei wurde eine vierstufige Intervallskala von Nein bis Ja verwendet. Als Nächstes sollten die Teilnehmer aus Unternehmen, welche die Technologie bisweilen nicht einsetzen, den Nutzen von Process Mining für das Unternehmen einschätzen, wobei dasselbe Skalenniveau verwendet wurde wie in der vorhergehenden Frage. Die Beantwortung der Frage entschied über den weiteren Verlauf des Fragebogens, da sich hier unterscheidet, ob ein Nutzen der Technologie für das Unternehmen erkannt wurde oder nicht. Antwortete der Teilnehmer hier mit „Ja“ oder „eher Ja“, so folgten die Fragen zu den Vorteilen von Process Mining, da es sich hier um Unternehmen handelt, die Process Mining zwar nicht einsetzen, aber der Meinung sind,

dass ihr Unternehmen davon profitieren könnte. Beantwortete der Teilnehmer die Frage mit „Nein“ oder „Eher nein“, so wurden die Fragegruppen zu den Vorteilen übersprungen und stattdessen Fragen zu den Produktkenntnissen gestellt, da es sich hierbei um Teilnehmer aus Unternehmen handelte, welche Process Mining nicht einsetzen und davon ausgehen, dass die Technologie ihrem Unternehmen auch nicht nutzen würde. Diese wurden im Anschluss mit einer Single-Choice-Frage konfrontiert, in der sie angeben mussten, ob sie sich bereits über Process-Mining-Lösungen informiert haben oder nicht. Falls die Frage mit „Ja“ beantwortet wurde, folgte eine weitere Multiple-Choice-Frage, bei der die Teilnehmer alle Process-Mining-Lösungen auswählen sollten, über die sie sich informiert haben.

Die Teilnehmer aus Unternehmen, welche Process Mining nicht einsetzen, aber davon ausgehen, dass ihr Unternehmen davon profitieren könnte, sowie alle Teilnehmer aus Unternehmen, die Process Mining bereits einsetzen, wurden zu den drei Fragegruppen mit Vorteilen weitergeleitet. Bei den Fragen zu den Vorteilen von Process Mining enthielt jede Fragegruppe nur eine Frage, da eine gesamtheitliche Fragegruppe für die Teilnehmer sonst zu lange und unübersichtlich wäre. Die erste Frage war dabei eine offene Frage, in der die größten Vorteile von Process Mining abgefragt wurden. Jeder Teilnehmer konnte bis zu drei Antworten in Form eines Kurztextes geben. Die offene Frage stand am Beginn der Abfrage von Vorteilen, damit die Teilnehmer nicht von den Antwortmöglichkeiten der nachfolgenden Fragen bezüglich der Vorteile beeinflusst werden konnten. Danach folgte eine Likertskala mit einem Skalenniveau von 1 (Ich stimme sehr zu) bis 7 (Ich stimme überhaupt nicht zu). Die Mitte der Skala lag bei 4 (weder noch), womit die Teilnehmer ihre Neutralität bezüglich der Frage ausdrücken konnten. Dabei wurden die möglichen Vorteile von Process Mining anhand von Items abgefragt, welche wiederum aus der vorhandenen Literatur abgeleitet wurden. Die Reihenfolge der Teilfragen war zufällig. Im Anschluss wurde noch die Relevanz derselben Faktoren ebenfalls mit einer Likertskala von 7 (sehr relevant) bis 1 (überhaupt nicht relevant) erhoben.

Nach den Vorteilen wurden die Hindernisse für den Einsatz von Process Mining abgefragt. Der Aufbau war ähnlich zu dem der Vorteile. Wieder wurden die drei Fragen in eigene Fragegruppen unterteilt. Die erste Frage war genauso aufgebaut wie bei den Vorteilen, mit dem einzigen Unterschied, dass die Teilnehmer nun die aus ihrer Sicht größten Hindernisse für Unternehmen in einer offenen Frage angeben sollten. Es folgte

wiederum eine Likertskala, bei der mehrere Faktoren abgefragt wurden, die Unternehmen davon abhalten könnten, Process Mining einzusetzen. Dazu wurde ein Skalenniveau von 1 (hält uns überhaupt nicht davon ab) bis 7 (hält uns sehr davon ab) für die Abfrage der Items verwendet. Anstelle der Relevanz, die hier mehr oder weniger bereits im Skalenniveau beinhaltet war, wurden im nächsten Schritt die genaueren Ursachen einzelner Faktoren ermittelt. Dabei wurde wieder eine Likertskala verwendet, welche hier aber von 1 (stimme überhaupt nicht zu) bis 7 (stimme voll zu) reichte.

In der letzten Fragegruppe wurden vier Moderatorvariablen mit vier Fragen erhoben, welche allesamt Pflichtangaben darstellten. Davon bezog sich eine auf den Teilnehmer selbst und drei Fragen auf die Organisation, in der dieser angestellt war. In der ersten Frage sollten die Teilnehmer die Branche angeben, zu der sie ihr Unternehmen am ehesten zuordnen würden. Die nominalskalierte Frage erlaubte nur eine Einzelauswahl sowie die Angabe von Sonstigen in Form eines kurzen Textes. In der nächsten Frage musste der Teilnehmer dann seine Position auswählen, wobei die bereits in Gliederungspunkt 7 erwähnten Positionen sowie eine freie Angabe möglich waren. Danach wurden Fragen zum Unternehmen gestellt. Dabei wurde zunächst die Größe des Unternehmens anhand dessen Mitarbeiterzahl in Form einer Ordinalskala erfragt. Als Antwortmöglichkeiten wurde die Anzahl der Mitarbeiter in acht Intervallen von kleiner als 100 bis größer als 50000 vorgegeben. Zuletzt wurde noch der Digitalisierungsgrad des Unternehmens anhand einer 6-stufigen Likertskala erhoben, und die Teilnehmer hatten die Möglichkeit, Feedback zum Fragebogen abzugeben.

Ein Ausdruck des gesamten Fragebogens befindet sich im Anhang dieser Arbeit.

Für die Erhebung wurde die Open-Source-Umfragesoftware Lime Survey verwendet. Der Account wurde von der BDO Consulting GmbH bereitgestellt. Die Daten wurden zwischen dem 15.02.2021 und dem 30.05.2021 erhoben. Die jeweiligen Teilnehmer wurden durch Mitarbeiter der BDO Consulting GmbH via E-Mail kontaktiert, um die Rücklaufquote zu erhöhen. Zudem wurden potenzielle Teilnehmer vom Forschenden per E-Mail oder über LinkedIn sowie Xing angeschrieben. Als möglicher Anreiz für die Teilnahme wurde den potenziellen Teilnehmern die Zusendung der ausgewerteten Ergebnisse in Aussicht gestellt. Zudem wurde dokumentiert, welche Personen pro Unternehmen kontaktiert wurden, um doppelte Anfragen zu vermeiden. Die Teilnehmer erhielten einen Hyperlink zur Umfrage, welche dann direkt am Computer oder

Smartphone durchgeführt werden konnte. Nach dem Beantworten der letzten Frage wurden die Teilnehmer automatisch auf ein Microsoft Forms weitergeleitet, wo sie ihre E-Mail-Adresse angeben konnten, um die Ergebnisse der Studie zu erhalten. Damit wurde die Anonymität gewährleistet, da die Antworten so nicht mehr mit der E-Mail-Adresse der Teilnehmer in Verbindung gebracht werden konnten. Dies war nötig, da zum Teil sensible Informationen abgefragt wurden. Ziel war es daher, den Teilnehmern die Sicherheit zu gewähren, die Fragen offen und ehrlich, ohne jegliche Bedenken beantworten zu können. Die durchschnittliche Bearbeitungszeit des Fragebogens betrug neun Minuten.

7. Statistische Auswertung

Datenaufbereitung

Der Datensatz für die statistische Auswertung wurde mit der Syntax aus der Umfragesoftware Lime Survey exportiert und anschließend in IBM SPSS Statistics importiert. Im nächsten Schritt wurde den Variablen das korrekte Skalenniveau zugeordnet. Im Anschluss daran wurden jene Fälle manuell entfernt, welche keine Frage des Fragebogens beantwortet haben. Es gab insgesamt sechs Fälle, in denen der Teilnehmer die Umfrage nach dem Lesen des Einleitungstextes abgebrochen hat. Nach Bereinigung der Daten wurden die Variablen als Mittelwert aus den jeweiligen Items berechnet.

Die Auswertung wurde auf Basis der jeweiligen Hypothese beziehungsweise der darin enthaltenen unabhängigen Variablen strukturiert. Dabei wurden zunächst die deskriptive Statistik für die einzelnen Items und die Variable berechnet. Dazu gehören jeweils N, Spannweite, Minimum, Maximum, Mittelwert, Standardabweichung und Varianz.

Hypothesentest

Da die Teilnehmerzahl mit $n = 27$ zu gering war, um Multiple Lineare Regressionen durchzuführen, konnten die Hypothesen lediglich mit deskriptiver Statistik überprüft werden. Dafür wurde der Korrelationskoeffizient der jeweiligen unabhängigen und abhängigen Variablen der jeweiligen Hypothese errechnet, um herauszufinden, ob ein Zusammenhang zwischen ihnen besteht. Die Korrelation wurde nach Spearman errechnet, da $n < 30$ ($n = 27$) womit nicht von einer Normalverteilung ausgegangen werden kann und nicht geprüft werden konnte, ob eine bivariate Normalverteilung

zugrunde liegt, was wiederum eine der Voraussetzungen für Korrelation nach Pearson wäre. Würden 30 Fälle oder mehr vorliegen, könnte nach der Theorie des zentralen Grenzwertes von einer bivariaten Normalverteilung ausgegangen werden (Döring und Bortz 2016), was in dieser Studie allerdings nicht gegeben ist. Aufgrund dessen wurde der Zusammenhang nach dem Spearman-Korrelationskoeffizienten berechnet, welcher zu den nicht parametrischen Tests gehört und damit weniger anfällig für Ausreißer ist.

Die Voraussetzungen für die Verwendung der Spearman-Korrelation sind zum einen Variablen, welche mindestens ordinalskaliert sind, und zum anderen, dass es sich um paarweise Beobachtungen handelt. Beide Voraussetzungen sind hier erfüllt, da alle im Hypothesentest verwendeten Variablen intervallskaliert sind und jede Zeile des Datensatzes genau ein Versuchsobjekt enthält.

Für die Interpretation des Korrelationskoeffizienten wurden anschließend die Richtlinien von Cohen verwendet (Cohen 1977). Demnach handelt es sich ab $\rho = .10$ um eine schwache Korrelation, ab $\rho = .30$ um eine mittlere Korrelation und ab $\rho = .50$ um eine starke Korrelation.

Weitere Auswertungen

Zusätzlich zum Hypothesentest wurde die interne Konsistenz der Konstrukte mit Cronbachs Alpha ausgewertet, um festzustellen, ob die gemessenen Items dasselbe Konstrukt messen. Bei den Vorteilen, welche sich aus den Stufen des Frameworks von Farbey et al. (1995) ergeben, ist dabei nicht von Konstrukten auszugehen, da es sich hierbei um Stufen handelt statt um Konstrukte und auch innerhalb einer Stufe wohl nicht dasselbe Konstrukt gemessen wird. Des Weiteren wurden T-Tests zwischen den einzelnen Faktoren und zwischen den Variablen durchgeführt, um die Signifikanz der Unterschiede zu ermitteln.

Teil III – Empirischer Teil

Im Folgenden werden die Ergebnisse aus der Umfrage vorgestellt. Dieser Teil ist untergliedert in Teilnehmer, abhängige Variablen und Hypothesen.

8. Teilnehmer

Von den kontaktierten Personen haben insgesamt 27 Personen an der Studie teilgenommen, wobei wiederum 25 den Fragebogen vollständig und 2 nur teilweise ausgefüllt haben. 16 der befragten Teilnehmer gaben an, bei einem Unternehmen der Energiebranche zu arbeiten (63,00%), und 7 Teilnehmer (29,60%) ordneten ihren Arbeitgeber der Industrie beziehungsweise dem produzierenden Gewerbe zu. Zwei der Teilnehmer beantworteten diese Frage nicht (7,40%), wie in Tabelle 4 dargestellt.

Tabelle 4: Branchen der Teilnehmer

Zu welcher der folgenden Branchen zählen Sie Ihr Unternehmen am ehesten?					
		Häufigkeit	Prozent	Gültige Prozente	Kumulierte Prozente
Gültig	Industrie / Produzierendes Gewerbe	8	29,6	32,0	32,0
	Energiebranche	17	63,0	68,0	100,0
	Gesamt	25	92,6	100,0	
Fehlend	System	2	7,4		
Gesamt		27	100,0		

In Bezug auf den Tätigkeitsbereich des jeweiligen Teilnehmers gab es einen Chief Executive Officer (3,70%), 2 IT-Fachbereichsleiter (7,40%), 3 Data Scientists/Data Engineers (11,10%), 3 Fachbereichsleiter (11,10%), 5 Prozessmanager (18,50%), 4 Leiter des Kompetenzzentrums (14,80%), 2 Head of Digitalization (7,40%) sowie jeweils einen Projektmanager (3,70%), Head of Accounting (3,70%), Director FI&CO (3,70%), Transformation Manager (3,70%) und Gruppenleiter für Analyse, Datenmanagement und Reporting (3,70%).

Auf die Frage nach der Größe ihres Unternehmens nach Mitarbeiterzahl gaben 2 Teilnehmer an, in einer Organisation mit 100 – 499 Mitarbeitern (7,40%) zu arbeiten, bei 12 Teilnehmern waren es 1000 – 4999 Mitarbeiter (44,40%), bei 6 Teilnehmern 5000 –

9999 Mitarbeiter (22,20%) und bei 5 Teilnehmern waren es 10000 – 19999 Mitarbeiter (18,50%).

Des Weiteren gaben 19 der Befragten an, dass in ihrem Unternehmen Process Mining bereits eingesetzt wird (77,80%). Bei 6 Teilnehmern ist dies nicht der Fall (22,20%).

Von den 21 Teilnehmern aus Unternehmen, die Process Mining bereits einsetzen, haben 19 die Process-Mining-Software von Celonis im Einsatz (90,05%) ein Teilnehmer die von Mehrwerk (4,76%), und bei einem Teilnehmer wird sowohl UiPath als auch Aris Process Mining (4,76%) eingesetzt.

In Bezug auf das Ausmaß des Einsatzes von Process Mining im Unternehmen, gemessen an den Prozent der angeschlossenen Prozesse, sind nach Einschätzung von 18 Teilnehmern 1-10% (85,70%) und bei drei Teilnehmern 25-50% (14,30%) der Geschäftsprozesse an die jeweils verwendete Process-Mining-Lösung angebunden.

Auf die Frage, ob der Einsatz von Process Mining ihrem Unternehmen bisher nutzt, antworteten 11 Teilnehmer mit „Ja“ (52,40%), 9 mit „Eher ja“ (42,90%) und einer mit „Eher nein“ (4,80%).

Bei den 6 Befragten, welche in ihrem Unternehmen bisweilen kein Process Mining anwenden, wurde die Frage, ob der Einsatz von Process-Mining-Techniken ihrem Unternehmen nutzen würde, von 2 Teilnehmern mit „Definitiv ja“ (33,33%), von 3 mit „Wahrscheinlich ja“ (50,00%) und von einem mit „Wahrscheinlich nein“ (16,70%) beantwortet.

9. Abhängige Variable

Die abhängige Variable „Bereitschaft, Process Mining im Unternehmen einzusetzen“, welche allen Hypothesen dieser Arbeit zugrunde liegt, weist folgende Häufigkeit auf (siehe Tabelle 5).

Tabelle 5: Häufigkeit der Antworten für die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen

Bereitschaft_Process_Mining_einzusetzen					
		Häufigkeit	Prozent	Gültige Prozente	Kumulierte Prozente
Gültig	Eher nein	4	14,8	14,8	14,8
	Eher ja	12	44,4	44,4	59,3
	Definitiv ja	11	40,7	40,7	100,0
	Gesamt	27	100,0	100,0	

Auf die Frage, ob ihr Unternehmen in Zukunft (mehr) Process Mining einsetzen möchte, antwortete demnach niemand mit „Definitiv nein“ und nur 14,80% mit „Eher nein“. Dementsprechend zeigten 85,20% der Teilnehmer eine Bereitschaft, (mehr) Process Mining in ihrem Unternehmen einzusetzen. Dabei ist die Bereitschaft bei Teilnehmern, die Process Mining in ihrem Unternehmen bereits einsetzen, höher als bei denjenigen, die Process Mining noch nicht einsetzen, was aus Tabelle 6 entnommen werden kann. Eine mögliche Erklärung wäre, dass die Hürde für den Einsatz bei Personen, deren Unternehmen bisweilen kein Process Mining einsetzen, als höher wahrgenommen wird.

Tabelle 6: Kreuztabelle für die Bereitschaft, Process Mining im Unternehmen einzusetzen, und dem aktuellen Einsatz der Technologie im Unternehmen

Bereitschaft_Process_Mining_einzusetzen * Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt? Kreuztabelle				
Anzahl		Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?		
		Ja	Nein	Gesamt
Bereitschaft_Process_Mining_einzusetzen	Eher nein	1	3	4
	Eher ja	9	3	12
	Definitiv ja	11	0	11
Gesamt		21	6	27

Die hohe Bereitschaft für den Einsatz von Process Mining bei dieser Stichprobe zeigt sich auch im Mittelwert von 3,26 der Variable. Dabei ist zu berücksichtigen, dass nur 6 der Teilnehmer aus Unternehmen stammen, die kein Process Mining einsetzen, und diese

eine geringere Bereitschaft angeben. Der hohe Mittelwert ergibt sich demnach womöglich aus der hohen Zahl von Teilnehmern aus Unternehmen, die Process Mining bereits einsetzen. Tabelle 7 zeigt die deskriptive Statistik der abhängigen Variable „Bereitschaft, Process Mining im Unternehmen einzusetzen“.

Tabelle 7: Deskriptive Statistik der Variable „Bereitschaft, Process Mining einzusetzen“

Deskriptive Statistik								
	N Statistik	Spannweite Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	27	2,00	2,00	4,00	3,2593	,13705	,71213	,507
Gültige Werte (Listenweise)	27							

10. Ergebnisse der Vorteile von Process Mining aus Sicht von Unternehmen

Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse in Bezug auf die Vorteile von Process Mining aus Sicht der Unternehmen vorgestellt. Dazu gehören die Hypothesen H1 bis H7. Die Relevanz der einzelnen Vorteile wurde dabei ebenfalls mit ausgewertet, da diese sich auf dieselben Faktoren beziehen.

10.1. Ergebnisse Stufe 1: Notwendige Veränderungen

Deskriptive Statistik

Bei den einzelnen Items und der Variable (in gelber Farbe schattiert) ergibt sich bei den „Vorteilen von Process Mining wegen notwendiger Veränderungen“ folgendes Bild (siehe Tabelle 8).

Tabelle 8: Deskriptive Statistik der Stufe 1 der Vorteile: Notwendige Veränderungen durch Process Mining

Deskriptive Statistik								
	N Statistik	Spannweite Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik		Std.-Abweichung Statistik	Varianz Statistik
					Statistik	Std.-Fehler		
Vorteil_Stufe1_Notwendige_Veränderungen	26	3,33	2,33	5,67	4,3588	,15681	,79958	,639
Process Mining senkt den Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten	26	4,00	2,00	6,00	4,0769	,19154	,97665	,954
Process Mining kann wegen seiner technologischen Überlegenheit bisherige Softwarelösungen ersetzen	26	4,00	3,00	7,00	4,8462	,23982	1,22286	1,495
Die Umsetzung von unternehmensextern veranlassten Regularien und Gesetzen erfordert den Einsatz von Process Mining	26	5,00	2,00	7,00	4,1538	,30226	1,54123	2,375
Gültige Werte (Listenweise)	26							

Im Durchschnitt sahen die Teilnehmer einen leichten Vorteil durch Process Mining als notwendige Veränderung ($M = 4.35$, $SD = 0.8$). Bei den jeweiligen Items, aus denen sich die Variable zusammensetzt, wurde der Ersatz bisheriger Software durch Process Mining als am vorteilhaftesten für das Unternehmen bewertet ($M = 4.85$, $SD = 1.22$).

T-Tests

Die Überlegenheit von Process Mining gegenüber bisheriger Software ($M = 4.85$) wurde zudem als signifikant höher bewertet als der Vorteil, den Wettbewerbsdruck durch den Einsatz von Process Mining zu senken ($M = 4.08$) ($p < 0.01$).

Mining einzusetzen“, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = .062$, $p > 0,05$.

Korrelation

Die Zusammenhänge der einzelnen Items sowie der abhängigen und der unabhängigen Variablen der Hypothese H1 (*Je höher der wahrgenommene Druck für notwendige Veränderungen, desto größer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) werden in Tabelle 9 dargestellt.

Es konnte demnach kein signifikanter Zusammenhang zwischen dem Vorteil der „notwendigen Veränderung durch Process Mining“ und der „Bereitschaft, Process Mining einzusetzen“, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = .062$, $p > 0,05$.

Tabelle 9: Korrelationen der 1. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Notwendige Veränderungen

Korrelationen						
		Bereitschaft Process_Mi ning_einzusetz en	[Process Mining senkt den Wettbewerbs druck durch Konkurren ten] Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?	[Process Mining kann wegen seiner technologisch en Überlegenhei t bisherige Softwarelösun gen ersetzen] Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?	[Die Umsetzung von unternehmen sextern veranlassten Regularien und Gesetzen erfordert den Einsatz von Process Mining] Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?	Vorteil_Stufe 1_Notwendig e_Veränderu ngen
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mining_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--			
		Sig. (2-seitig)	.			
		N	27			
	[Process Mining senkt den Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten] Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?	Korrelationskoeffizient	-,132	--		
		Sig. (2-seitig)	,520	.		
		N	26	26		
	[Process Mining kann wegen seiner technologischen Überlegenheit bisherige Softwarelösungen ersetzen] Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?	Korrelationskoeffizient	-,017	,360	--	
		Sig. (2-seitig)	,933	,071	.	
		N	26	26	26	
	[Die Umsetzung von unternehmensextern veranlassten Regularien und Gesetzen erfordert den Einsatz von Process Mining] Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?	Korrelationskoeffizient	,127	-,245	,123	--
		Sig. (2-seitig)	,536	,227	,550	.
		N	26	26	26	26
Vorteil_Stufe1_Notwendige_Veränderungen		Korrelationskoeffizient	,062	,338	,739**	,664**
		Sig. (2-seitig)	,765	,091	,000	,000
		N	26	26	26	26

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Auch wenn es sich bei in dem zugrunde liegenden Modell von Farbey et al. (1995) um Stufen und nicht um Konstrukte handelt, soll an dieser Stelle trotzdem gemessen werden, inwiefern die verschiedenen Items dasselbe messen. In Bezug auf die Variable der ersten

Stufe „Notwendige Veränderungen“ war die interne Konsistenz mit Cronbachs Alpha = .24 für einen positiven Affekt gering. Es wurde folglich nicht dasselbe Konstrukt durch die Items gemessen.

Relevanz des Vorteils „Notwendige Veränderungen“ für die Teilnehmer

Bezüglich der Relevanz der Variable aus Stufe 1 ist festzustellen, dass diese Stufe in Anbetracht des Mittelwerts der Variable „Notwendige Veränderungen“ insgesamt von 4,48 nur eine geringe Relevanz für die Teilnehmer hatte, wenn es um die Überlegung ging, Process Mining einzusetzen. Bei den einzelnen abgefragten Faktoren scheint lediglich der technologischen Überlegenheit von Process Mining gegenüber bisheriger Software (= 5,20) höhere Bedeutung beigemessen worden zu sein, wie in Tabelle 10 ersichtlich ist.

Tabelle 10: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 1: Notwendige Veränderungen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik Std.-Fehler		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Relevanz_Stufe1_Notwendige_Veränderungen	25	2,67	5,67	4,4797	,15877	,79384	,630
Relevanz [Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten]	25	1,00	6,00	3,9200	,27641	1,38203	1,910
Relevanz [Technologische Überlegenheit von Process Mining gegenüber bisheriger Software]	25	3,00	7,00	5,2000	,24495	1,22474	1,500
Relevanz [Umsetzung von Regularien und Gesetzen durch Process Mining]	25	1,00	7,00	4,3200	,31475	1,57374	2,477
Gültige Werte (Listenweise)	25						

T-Test Relevanz

Die Relevanz des Vorteils der Überlegenheit von Process Mining gegenüber bisheriger Software ($M = 5.20$) wurde zudem als signifikant relevanter bewertet als der Vorteil, den Wettbewerbsdruck durch den Einsatz von Process Mining zu senken ($M = 3.92$) ($p < 0.01$) und dem Vorteil von Process Mining für die Umsetzung von Regularien und Gesetzen ($M = 4.32$) ($p < 0.05$).

10.2. Ergebnisse Stufe 2: Automatisierung

Deskriptive Statistik

Bei der zweiten Stufe wurden die Teilnehmer zu den Vorteilen von Process Mining durch Automatisierung in Bezug auf ihr Unternehmen befragt. Tabelle 11 veranschaulicht die deskriptive Statistik der einzelnen Items und der Variable dieser Stufe.

Tabelle 11: Deskriptive Statistik der 2. Stufe der Vorteile: Automatisierung

Deskriptive Statistik							
	N	Minimum	Maximum	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Vorteil_Stufe2_Automatisierung	26	4,00	7,00	5,6024	,14795	,75441	,569
Der Einsatz von Process Mining steigert die Mitarbeiterproduktivität	26	2,00	7,00	5,0769	,24759	1,26248	1,594
Process Mining hilft Unternehmen dabei Kosten zu senken	26	3,00	7,00	5,8462	,19762	1,00766	1,015
Process Mining steigert die Effizienz des Unternehmens	26	4,00	7,00	5,8846	,13953	,71144	,506
Gültige Werte (Listenweise)	26						

Im Mittel stimmten die Teilnehmer der Aussage „Process Mining bringt ihren Unternehmen Vorteile bei der Automatisierung“ zu ($M = 5.60$; $SD = 0.75$). In Bezug auf die einzelnen abgefragten Items wurde der Vorteil besonders der „Steigerung der Effizienz des Unternehmens“ ($M = 5.88$) und des „Senkens von Kosten“ ($M = 5.85$) zugeschrieben.

T-Test

Der Vorteil, Kosten durch den Einsatz von Process Mining zu senken ($M = 5.85$), wurde dabei als signifikant höher bewertet als Vorteile durch Process Mining bei der Steigerung der Mitarbeiterproduktivität ($M = 5.08$) ($p < 0.01$). Dasselbe gilt für den Vorteil, die Effizienz des Unternehmens durch Process Mining zu erhöhen ($M = 5.89$). Dieser wurde ebenfalls als signifikant höher eingeschätzt als der Vorteil durch eine Steigerung der Mitarbeiterproduktivität ($M = 5.08$) ($p < 0.01$).

Korrelation

Tabelle 12 zeigt die Korrelationen zwischen den Variablen der H2 (*Je größer die erwarteten/beobachteten Vorteile von Automatisierung durch Process Mining, desto größer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) und der Items der zweiten Stufe von Vorteilen.

Hierbei konnte ein mittlerer signifikanter Zusammenhang zwischen dem Vorteil von Automatisierung durch Process Mining für das Unternehmen und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = .459$, $p < 0,05$.

Tabelle 12: Korrelationen der 2. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Automatisierung

Korrelationen							
			Bereitschaft Process_Mini ng_einzuset zen	Vorteil_Stufe 2_Automatis ierung	Der Einsatz von Process Mining steigert die Mitarbeiterpr oduktivität	Process Mining steigert die Effizienz des Unternehmen s	Process Mining hilft Unternehmen dabei Kosten zu senken
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--				
		Sig. (2-seitig)	.				
		N	27				
	Vorteil_Stufe2_Automati sierung	Korrelationskoeffizient	,459*	--			
		Sig. (2-seitig)	,018	.			
		N	26	26			
	Der Einsatz von Process Mining steigert die Mitarbeiterproduktivität	Korrelationskoeffizient	,255	,729**	--		
		Sig. (2-seitig)	,209	,000	.		
		N	26	26	26		
	Process Mining steigert die Effizienz des Unternehmens	Korrelationskoeffizient	,415*	,714**	,183	--	
		Sig. (2-seitig)	,035	,000	,371	.	
		N	26	26	26	26	
	Process Mining hilft Unternehmen dabei Kosten zu senken	Korrelationskoeffizient	,378	,841**	,381	,679**	--
		Sig. (2-seitig)	,057	,000	,055	,000	.
		N	26	26	26	26	26

*. Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

**. Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Zudem konnte ein signifikanter Zusammenhang zwischen dem Vorteil der Effizienzsteigerung und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, festgestellt werden, Spearmans $\rho = .415$, $p < 0,05$.

Cronbachs Alpha

Die interne Konsistenz der Items der Variable „Vorteile von Process Mining durch Automatisierung“ war mit Cronbachs Alpha = .59 für einen positiven Affekt niedrig.

Relevanz des Vorteils „Automatisierung“ für die Teilnehmer

Die Vorteile von Process Mining für die Automatisierung des Unternehmens wurden von den Teilnehmern der Studie als relevant bewertet ($M = 5.83$, $SD = .67$). Besonders relevant wurde dabei die „Steigerung der Effizienz im Unternehmen“ beurteilt ($M = 6.24$, $SD = .78$), wohingegen die „Steigerung der Mitarbeiterproduktivität“ als etwas weniger relevant angesehen wurde ($M = 5.44$, $SD = 1.23$), wie in Tabelle 13 dargestellt.

Tabelle 13: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 2: Automatisierung

Deskriptive Statistik							
	N	Minimum	Maximum	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Relevanz_Stufe2_Automatisierung	25	4,67	7,00	5,8268	,13353	,66767	,446
Relevanz [Steigerung der Mitarbeiterproduktivität]	25	3,00	7,00	5,4400	,24549	1,22746	1,507
Relevanz [Kosten des Unternehmens zu senken]	25	4,00	7,00	5,8000	,15275	,76376	,583
Relevanz [Steigerung der Effizienz im Unternehmen]	25	5,00	7,00	6,2400	,15578	,77889	,607
Gültige Werte (Listenweise)	25						

T-Test Relevanz

Der Vorteil, durch Process Mining Kosten zu senken ($M = 5.80$), wurde als signifikant relevanter bewertet als der Vorteil durch die Steigerung der Mitarbeiterproduktivität ($M = 5.44$) ($p < 0.01$). Außerdem wurde der Vorteil der Effizienzsteigerung im Unternehmen ($M = 6.24$) als signifikant relevanter bewertet als der Vorteil, Kosten durch den Einsatz von Process Mining zu senken ($M = 5.80$) ($p < 0.01$).

10.3. Ergebnisse Stufe 3: Direkter Mehrwert

Deskriptive Statistik

Die Variable „Direkter Mehrwert durch den Einsatz von Process Mining“ wurde mit einem einzigen Item direkt abgefragt. Die deskriptive Statistik der Variable ist in Tabelle 14 ersichtlich.

Tabelle 14: Deskriptive Statistik der 3. Stufe der Vorteile: Direkter Mehrwert

Deskriptive Statistik							
	N	Minimum	Maximum	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Vorteil_Stufe3_Direkter_Mehrwert	26	2,00	7,00	5,4231	,25524	1,30148	1,694
Process Mining schafft einen direkten Mehrwert durch Aktivitäten welche vorher nicht möglich waren	26	2,00	7,00	5,4231	,25524	1,30148	1,694
Gültige Werte (Listenweise)	26						

Process Mining wurde von den Teilnehmern durchschnittlich der Vorteil zugeschrieben, einen direkten Mehrwert für Unternehmen zu schaffen, indem es neue Aktivitäten ermöglicht ($M = 5.42$; $SD = 1.30$).

Korrelation

Zwischen den Variablen „Vorteile eines direkten Mehrwerts durch den Einsatz von Process Mining“ und der „Bereitschaft, Process Mining einzusetzen“, konnte kein signifikanter Zusammenhang nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = .278$, $p > 0,05$. Die Hypothese H3 (*Je höher der erwartete/beobachtete direkte Mehrwert durch den Einsatz von Process Mining, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen*) kann somit nicht angenommen werden (siehe Tabelle 15).

Tabelle 15: Korrelationen der 3. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Direkter Mehrwert

Korrelationen					
			Bereitschaft_ Process_Mini ng_einzusetz en	Vorteil_Stufe 3_Direkter_M ehrwert	Process Mining schafft einen direkten Mehrwert durch Aktivitäten welche vorher nicht möglich waren
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--		
		Sig. (2-seitig)	.		
		N	27		
	Vorteil_Stufe3_Direkter_ Mehrwert	Korrelationskoeffizient	,278	--	
		Sig. (2-seitig)	,170	.	
		N	26	26	
	Process Mining schafft einen direkten Mehrwert durch Aktivitäten welche vorher nicht möglich waren	Korrelationskoeffizient	,278	1,000**	--
		Sig. (2-seitig)	,170	,000	.
		N	26	26	26

**. Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Relevanz

Die Teilnehmer bewerteten den Vorteil eines direkten Mehrwerts durch den Einsatz von Process Mining für eher relevant bei der Überlegung, Process Mining im eigenen Unternehmen einzusetzen, wie aus Tabelle 16 zu entnehmen ist ($M = 5.00$, $SD = 1.35$).

Tabelle 16: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 3: Direkter Mehrwert

Deskriptive Statistik							
	N	Minimum	Maximum	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Relevanz_Stufe3_Direkter_Mehrwert	25	3,00	7,00	5,0000	,27080	1,35401	1,833
Relevanz [Direkte Wertschöpfung durch neue Features]	25	3,00	7,00	5,0000	,27080	1,35401	1,833
Gültige Werte (Listenweise)	25						

10.4. Ergebnisse Stufe 4: MIS & DSS

Deskriptive Statistik

Bei den einzelnen Items und der Variable ergaben sich bei den „Vorteilen von Process Mining als „MIS & DSS“ die in Tabelle 17 dargestellten Werte.

Tabelle 17: Deskriptive Statistik der 4. Stufe der Vorteile: MIS & DSS

Deskriptive Statistik							
	N	Minimum	Maximum	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Vorteil_Stufe4_MIS_DSS	26	5,00	7,00	5,9745	,11534	,58813	,346
Durch Process Mining haben Manager mehr Kontrolle über die geschäftlichen Aktivitäten	26	3,00	7,00	5,9231	,16570	,84489	,714
Manager haben durch den Einsatz von Process Mining eine bessere Entscheidungsbasis	26	5,00	7,00	6,2308	,12779	,65163	,425
Manager können mit Process Mining besser planen da sie mehr Informationen haben	26	4,00	7,00	5,7692	,18653	,95111	,905
Gültige Werte (Listenweise)	26						

Dem Mittelwert der vierten Variable zufolge sehen die Teilnehmer der Umfrage in Process Mining die Vorteile einer Entscheidungshilfe und eines Informationssystems für ihre Führungskräfte ($M = 5.97$, $SD = 0,59$).

T-Test

Des Weiteren wurde der Vorteil einer besseren Entscheidungsbasis für Manager durch den Einsatz von Process Mining ($M = 6.23$) als signifikant höher angesehen als der Vorteil besserer Planung bei Managern durch einen besseren Informationsstand ($M = 5.77$) ($p < 0.01$).

Korrelation

Für die Hypothese H4 (*Je höher die zu erwartende/beobachtete Verbesserung des Informationsstandes und der Entscheidungsbasis von Managern durch den Einsatz von Process Mining beurteilt wird, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen*) konnte ein starker signifikanter Zusammenhang zwischen den Vorteilen von Process Mining als MIS & DSS und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, $\rho = .605$, $p < 0,01$. (Siehe Tabelle 18)

Tabelle 18: Korrelationen der 4. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: MIS & DSS

Korrelationen						
		Bereitschaft Process_Mi ng_einzusetz en	Vorteil_Stufe 4_MIS_DSS	Durch Process Mining haben Manager mehr Kontrolle über die geschäftliche n Aktivitäten	Manager haben durch den Einsatz von Process Mining eine bessere Entscheidung sbasis	Manager können mit Process Mining besser planen da sie mehr Informatione n haben
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ng_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--			
		Sig. (2-seitig)	.			
		N	27			
	Vorteil_Stufe4_MIS_DSS	Korrelationskoeffizient	,605**	--		
		Sig. (2-seitig)	,001	.		
		N	26	26		
	Durch Process Mining haben Manager mehr Kontrolle über die geschäftlichen Aktivitäten	Korrelationskoeffizient	,459*	,579**	--	
		Sig. (2-seitig)	,018	,002	.	
		N	26	26	26	
	Manager haben durch den Einsatz von Process Mining eine bessere Entscheidungsbasis	Korrelationskoeffizient	,561**	,771**	,186	--
		Sig. (2-seitig)	,003	,000	,364	.
		N	26	26	26	26
	Manager können mit Process Mining besser planen da sie mehr Informationen haben	Korrelationskoeffizient	,353	,800**	,141	,556**
		Sig. (2-seitig)	,076	,000	,491	,003
		N	26	26	26	26

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* . Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

In Bezug auf die Variable „Process Mining als vorteilhaftes MIS & DSS“ der vierten Stufe war die interne Konsistenz mit Cronbachs Alpha = .52 für einen positiven Affekt gering. Es wurde demnach nicht das gleiche Konstrukt gemessen.

Relevanz

Bei der Frage, welche Relevanz Vorteile von Process Mining als MIS & DSS bei der Überlegung, Process Mining in Unternehmen einzusetzen haben, beurteilten die Teilnehmer die damit assoziierten Vorteile als relevant ($M = 5.91$, $SD = .69$). Bei den Ergebnissen der einzelnen Items gab es dabei keine nennenswerten Unterschiede. Sowohl der Mittelwert als auch die Standardabweichung lagen hier nahe beieinander (siehe Tabelle 19).

Tabelle 19: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 4: MIS & DSS

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Relevanz_Stufe4_MIS_DS S	25	4,67	7,00	5,9068	,13813	,69063	,477
Relevanz [Mehr Kontrolle der Manager über geschäftliche Aktivitäten]	25	3,00	7,00	5,8000	,19149	,95743	,917
Relevanz [Bessere Entscheidungsbasis von Managern]	25	4,00	7,00	6,0000	,16330	,81650	,667
Relevanz [Bessere Planbarkeit für Manager durch mehr Informationen]	25	4,00	7,00	5,8000	,16330	,81650	,667
Gültige Werte (Listenweise)	25						

10.5. Ergebnisse Stufe 5: Infrastruktur

Deskriptive Statistik

Die deskriptive Statistik der fünften Stufe „Process Mining als Vorteil für die Infrastruktur des Unternehmens“ ist in Tabelle 20 abgebildet.

Tabelle 20: Deskriptive Statistik der 5. Stufe der Vorteile: Infrastruktur

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Vorteile_Stufe5_Infrastru ktur	26	3,00	7,00	5,5962	,20572	1,04899	1,100
Process Mining bildet die Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte	26	3,00	7,00	5,6154	,22241	1,13409	1,286
Process Mining ermöglicht Unternehmen in Zukunft schneller auf Veränderungen reagieren zu können	26	3,00	7,00	5,5769	,24289	1,23849	1,534
Gültige Werte (Listenweise)	26						

Im Durchschnitt wurden im Einsatz von Process Mining Vorteile für die Infrastruktur des Unternehmens gesehen ($M = 5.60$, $SD = 1.05$). Bei den jeweiligen Items unterschieden sich Mittelwert und Standardabweichung dabei nur geringfügig.

Korrelation

In Bezug auf die Hypothese H5 (*Je mehr Process Mining als Teil der Infrastruktur für zukünftige Aktivitäten wahrgenommen wird, desto größer ist die Bereitschaft von*

Unternehmen, Process Mining einzusetzen) konnte ein signifikanter und starker Zusammenhang zwischen den Vorteilen durch Process Mining als Teil der Infrastruktur und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = .621$, $p < 0,01$. (Siehe Tabelle 21)

Tabelle 21: Korrelationen der 5. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Infrastruktur

Korrelationen						
			Bereitschaft_ Process_Mini ng_einzusetz en	Vorteile_Stuf e5_Infrastruk tur	Process Mining bildet die Grundlage für zukünftige wertschöpfen de Aktivitäten, Applikatione n oder Projekte	Process Mining ermöglicht Unternehmen in Zukunft schneller auf Veränderung en reagieren zu können
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--			
		Sig. (2-seitig)	.			
		N	27			
	Vorteile_Stufe5_Infrastru ktur	Korrelationskoeffizient	,621**	--		
		Sig. (2-seitig)	,001	.		
		N	26	26		
	Process Mining bildet die Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte	Korrelationskoeffizient	,669**	,874**	--	
		Sig. (2-seitig)	,000	,000	.	
		N	26	26	26	
	Process Mining ermöglicht Unternehmen in Zukunft schneller auf Veränderungen reagieren zu können	Korrelationskoeffizient	,400*	,865**	,532**	--
		Sig. (2-seitig)	,043	,000	,005	.
		N	26	26	26	26

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* . Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Die interne Konsistenz der Items der Variable „Vorteile von Process Mining durch Automatisierung“ war mit Cronbachs Alpha = .72 für einen positiven Affekt akzeptabel. Die beiden Items messen also demnach in etwa dasselbe Konstrukt.

Relevanz

Bei der Überlegung, Process Mining im Unternehmen einzusetzen, wurde der Vorteil durch Process Mining als Teil der Infrastruktur im Durchschnitt als eher relevant eingestuft ($M = 5.32$, $SD = 1.17$), wie aus Tabelle 22 entnommen werden kann.

Tabelle 22: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 5: Infrastruktur

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik Std.-Fehler		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Relevanz_Stufe5_Infrastruktur	25	3,00	7,00	5,3200	,23431	1,17154	1,373
Relevanz [Process Mining als Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte]	25	3,00	7,00	5,1600	,24953	1,24766	1,557
Relevanz [Schnelleres reagieren auf zukünftige Veränderungen]	25	3,00	7,00	5,4400	,27129	1,35647	1,840
Gültige Werte (Listenweise)	25						

10.6. Ergebnisse Stufe 7: Strategischer Vorteil

Deskriptive Statistik

Die deskriptive Statistik für die Variable „Strategischer Vorteil durch Process Mining“ ist in Tabelle 23 dargestellt.

Tabelle 23: Deskriptive Statistik der 7. Stufe der Vorteile: Strategischer Vorteil

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik Std.-Fehler		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Vorteile_Stufe7_Strategischer_Vorteil	26	3,50	7,00	5,3077	,14565	,74266	,552
Process Mining hilft dabei einen strategischen Wettbewerbsvorteil zu erzielen	26	2,00	7,00	5,3077	,22027	1,12318	1,262
Der Einsatz von Process Mining steigert die Produktivität und Performance des Unternehmens	26	4,00	7,00	5,7692	,14995	,76460	,585
Process Mining ermöglicht neue Ansätze des Managements und der Organisation	26	4,00	7,00	5,7308	,18024	,91903	,845
Process Mining ermöglicht neue Geschäftsmodelle	26	2,00	7,00	4,4231	,23647	1,20576	1,454
Gültige Werte (Listenweise)	26						

Insgesamt sahen die Teilnehmer eher einen strategischen Vorteil für ihr Unternehmen durch den Einsatz von Process Mining ($M = 5.31$, $SD = 0.74$). Vor allem die Steigerung der Produktivität und Performance des Unternehmens ($M = 5.77$) als auch neue Ansätze für Management und Organisation ($M = 5.73$) durch Process Mining wurden dabei als vorteilhaft angesehen.

T-Test

Bezüglich der Bedeutung einzelner Vorteile wurde die Möglichkeit neuer Ansätze des Managements und der Organisation durch Process Mining ($M = 5.73$) als signifikant höher eingeschätzt als das Ermöglichen neuer Geschäftsmodelle ($M = 4.42$) ($p < 0.01$). Zudem wurde der Vorteil einer gesteigerten Produktivität und Performance des Unternehmens durch den Einsatz von Process Mining ($M = 5.77$) als signifikant höher bewertet als der Vorteil, damit strategische Wettbewerbsvorteile zu erzielen ($M = 5.30$) ($p < 0.05$). Das Ermöglichen neuer Geschäftsmodelle ($M = 4.42$) wurde hingegen als signifikant niedriger eingeschätzt als die Vorteile einer gesteigerten Produktivität und Performance ($M = 5.77$, $p < 0.01$) und eines strategischen Wettbewerbsvorteils ($M = 5.30$, $p < 0.01$).

Korrelation

Der Hypothesentest für die Hypothese H6 (*Je größer der strategische Vorteil durch den Einsatz von Process Mining beurteilt wird, desto größer ist die Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen*) ergab einen starken signifikanten Zusammenhang zwischen den strategischen Vorteilen durch den Einsatz von Process Mining und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, Spearmans $\rho = .584$, $p < 0,01$ (Siehe Tabelle 24).

Tabelle 24: Korrelationen der 7. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Strategischer Vorteil

Korrelationen									
			Bereitschaft Process_Mini ng_einsetz en	Vorteile_Stuf e7_Strategisc her_Vorteil	Process Mining hilft dabei einen strategischen Wettbewerbs vorteil zu erzielen	Der Einsatz von Process Mining steigert die Produktivität und Performance des Unternehmen s	Process Mining ermöglicht neue Ansätze des Management s und der Organisation	Process Mining ermöglicht neue Geschäftsmo delle	
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einsetzen	Korrelationskoeffizient	--						
		Sig. (2-seitig)	.						
		N	27						
	Vorteile_Stufe7_Strategis cher_Vorteil	Korrelationskoeffizient	,584**	--					
		Sig. (2-seitig)	,002	.					
		N	26	26					
	Process Mining hilft dabei einen strategischen Wettbewerbsvorteil zu erzielen	Korrelationskoeffizient	,493*	,709**	--				
		Sig. (2-seitig)	,010	,000	.				
		N	26	26	26				
	Der Einsatz von Process Mining steigert die Produktivität und Performance des Unternehmens	Korrelationskoeffizient	,334	,649**	,508**	--			
		Sig. (2-seitig)	,096	,000	,008	.			
		N	26	26	26	26			
	Process Mining ermöglicht neue Ansätze des Managements und der Organisation	Korrelationskoeffizient	,373	,739**	,340	,349	--		
		Sig. (2-seitig)	,061	,000	,089	,081	.		
		N	26	26	26	26	26		
	Process Mining ermöglicht neue Geschäftsmodelle	Korrelationskoeffizient	,364	,713**	,248	,209	,493*	--	
		Sig. (2-seitig)	,067	,000	,222	,307	,010	.	
		N	26	26	26	26	26	26	26

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* . Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Die interne Konsistenz der Items der Variable „Strategischer Vorteil durch den Einsatz von Process Mining“ war mit Cronbachs Alpha = .71 für einen positiven Affekt hoch. Mit den verwendeten Items wurde demnach in etwa dasselbe Konstrukt gemessen.

Relevanz

In Bezug auf die Relevanz der strategischen Vorteile durch den Einsatz von Process Mining bei der Entscheidung, Process Mining im Unternehmen einzusetzen, gaben die Teilnehmer im Mittel an, dass dieser Vorteil eher relevant ist ($M = 5.01$, $SD = .92$). Dabei wurden vor allem die Steigerung der Produktivität und Performance des Unternehmens ($M = 5.96$, $SD = .079$) sowie das Ermöglichen neuer Ansätze des Managements und der Organisation ($M = 5.16$, $SD = 1.43$) als relevant bewertet (siehe Tabelle 25). Dem Ermöglichen neuer Geschäftsmodelle durch Process Mining wurde hingegen kaum Relevanz beigemessen ($M = 4.24$, $SD = 1.33$).

Tabelle 25: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 7: Strategischer Vorteil

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.- Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Relevanz_Stufe7_Strategischer_Vorteil	25	3,25	6,75	5,0100	,18398	,91992	,846
Relevanz [Erzielen von strategischen Wettbewerbsvorteilen]	25	1,00	7,00	4,6800	,30941	1,54704	2,393
Relevanz [Steigerung der Produktivität und Performance des Unternehmens]	25	5,00	7,00	5,9600	,15790	,78951	,623
Relevanz [Neue Ansätze des Managements und der Organisation]	25	2,00	7,00	5,1600	,28682	1,43411	2,057
Relevanz [Ermöglichen neuer Geschäftsmodelle]	25	2,00	7,00	4,2400	,26633	1,33167	1,773
Gültige Werte (Listenweise)	25						

T-Test Relevanz

Der Vorteil einer Steigerung der Produktivität und Performance des Unternehmens ($M = 5.96$) wurde als signifikant relevanter bewertet als die Vorteile des Erzielens eines strategischen Wettbewerbsvorteils ($M = 4.68$) ($p < 0.01$), des Ermöglichens neuer Ansätze des Managements und der Organisation ($M = 5.16$) ($p < 0,05$) sowie des Ermöglichens neuer Geschäftsmodelle durch den Einsatz von Process Mining ($M = 4.24$) ($p < 0.01$). Zudem wurde der Vorteil neuer Ansätze des Managements und der

Organisation ($M = 5.16$) als signifikant relevanter bewertet als das Ermöglichen neuer Geschäftsmodelle ($M = 4.24$) ($p < 0.01$).

10.7. Ergebnisse Stufe 8: Transformation

Für die oberste Stufe des Frameworks von Farbey et al. (1995) mit deren Variable „Vorteile für die Digitale Transformation des Unternehmens durch den Einsatz von Process Mining“ wurden die in Tabelle 26 dargestellten Werte errechnet.

Deskriptive Statistik

Tabelle 26: Deskriptive Statistik der 8. Stufe der Vorteile: Digitale Transformation

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik Std.-Fehler		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Vorteile_Stufe8_Transformation	26	3,00	7,00	5,9231	,22135	1,12865	1,274
Process Mining hilft bei der Digitalen Transformation	26	3,00	7,00	5,9231	,22135	1,12865	1,274
Gültige Werte (Listenweise)	26						

Durchschnittlich gaben die Teilnehmer an, einen Vorteil durch den Einsatz von Process Mining für die Digitale Transformation ihres Unternehmens zu sehen ($M = 5.92$, $SD = 1.13$).

Korrelation

Die Zusammenhänge der abhängigen und der unabhängigen Variablen der Hypothese H7 (*Je größer der zu erwartende/beobachtete Beitrag von Process Mining zur Digitalen Transformation eines Unternehmens, desto größer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) werden in Tabelle 27 veranschaulicht.

Es konnte demnach ein starker signifikanter Zusammenhang zwischen dem Vorteil von Process Mining für die Digitale Transformation eines Unternehmens und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = .661$, $p < 0,01$.

Tabelle 27: Korrelationen der 8. Stufe von Vorteilen durch Process Mining: Transformation

Korrelationen			Bereitschaft Process_Mini ng_einzusetz en	Vorteile_Stuf e8_Transfor mation	Process Mining hilft bei der Digitalen Transformati on
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--		
		Sig. (2-seitig)	.		
		N	27		
	Vorteile_Stufe8_Transfor mation	Korrelationskoeffizient	,661**	--	
		Sig. (2-seitig)	,000	.	
		N	26	26	
	Process Mining hilft bei der Digitalen Transformation	Korrelationskoeffizient	,661**	1,000**	--
		Sig. (2-seitig)	,000	,000	.
		N	26	26	26

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Relevanz

In Bezug auf die Relevanz der Vorteile für die Digitale Transformation durch den Einsatz von Process Mining bei der Überlegung, Process Mining im eigenen Unternehmen einzusetzen (siehe Tabelle 28), gaben die Teilnehmer in Durchschnitt an, dass dieser Vorteil für sie relevant sei ($M = 6.20$, $SD = .96$).

Tabelle 28: Deskriptive Statistik der Relevanz der Items und der Variable von Stufe 8: Digitale Transformation

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Relevanz_Stufe8_Transf ormation	25	4,00	7,00	6,2000	,19149	,95743	,917
Relevanz [Process Mining als Teil der Digitalen Transformation]	25	4,00	7,00	6,2000	,19149	,95743	,917
Gültige Werte (Listenweise)	25						

10.8. Übersicht zu den Vorteilen durch den Einsatz von Process Mining für Unternehmen

Stufen der Vorteile

In Bezug auf die im Stufenmodell von Farbey et. Al (1995) dargestellten Stufen zeigt sich für die erhobenen Daten dieser Studie ein gemischtes Bild. Im Mittel war der Vorteil einer Stufe nicht immer höher als jener der vorherigen Stufe. Insgesamt ergab sich aber ein leichter Trend, indem die Vorteile aus höheren Stufen durchschnittlich ein wenig höher eingestuft wurden als bei niedrigeren Stufen, wie in Abbildung 13 ersichtlich ist.

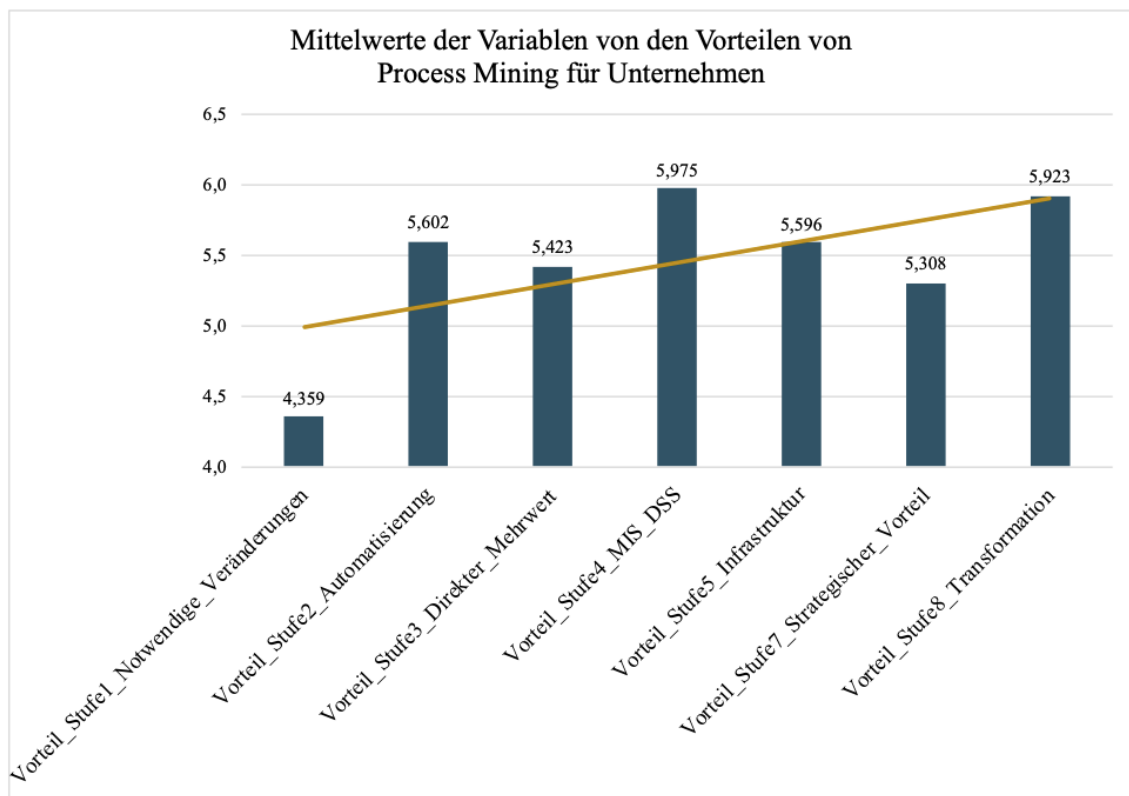


Abbildung 13: Übersicht zu den Mittelwerten der einzelnen Stufen beziehungsweise Variablen

Die Unterschiede zwischen einer Stufe und der nächsthöheren Stufe waren, abgesehen von dem Unterschied zwischen den Stufen Automatisierung und Direkter Mehrwert, bei allen signifikant.

Übersicht zu den Variablen

Des Weiteren veranschaulicht Abbildung 17 die Mittelwerte der Variablen von Vorteilen. Demnach sahen die Teilnehmer dieser Studie die größten Vorteile von Process Mining in dessen Nutzen als MIS & DSS ($M = 5,97$), dem Beitrag zur Digitalen Transformation ($M = 5,92$) und in der Automatisierung ($M = 5,60$).

Übersicht zu den einzelnen Faktoren

Tabelle 29 gibt einen Überblick zu den einzelnen erhobenen Faktoren bei den Vorteilen, die Unternehmen im Einsatz von Process Mining sehen. Der größte Vorteil wird demnach in einer besseren Entscheidungsbasis für Manager gesehen ($M = 6,23$). Weitere große Vorteile wurden dem Beitrag von Process Mining zur Digitalisierung eines Unternehmens ($M = 5,92$) und einer gesteigerten Kontrolle für Manager über die geschäftlichen Aktivitäten ($M = 5,92$) zugeschrieben.

Tabelle 29: Überblick zu den einzelnen Faktoren der Vorteile durch den Einsatz von Process Mining

Faktor	N	Min	Max	Mittelwert	Standard- abweichung	Signifikante Korrelation mit Bereitschaft Process Mining einzusetzen
Process Mining senkt den Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten	26	2	6	4,077	0,977	-
Process Mining kann wegen seiner technologischen Überlegenheit bisherige Softwarelösungen ersetzen	26	3	7	4,846	1,223	-
Die Umsetzung von unternehmensextern veranlassten Regularien und Gesetzen erfordert den Einsatz von Process Mining	26	2	7	4,154	1,541	-
Der Einsatz von Process Mining steigert die Mitarbeiterproduktivität	26	2	7	5,077	1,262	-
Process Mining steigert die Effizienz des Unternehmens	26	4	7	5,885	0,711	0,415
Process Mining hilft Unternehmen dabei Kosten zu senken	26	3	7	5,846	1,008	-
Process Mining schafft einen direkten Mehrwert durch Aktivitäten welche vorher nicht möglich waren	26	2	7	5,423	1,301	-
Durch Process Mining haben Manager mehr Kontrolle über die geschäftlichen Aktivitäten	26	3	7	5,923	0,845	0,459
Manager haben durch den Einsatz von Process Mining eine bessere Entscheidungsbasis	26	5	7	6,231	0,652	0,561
Manager können mit Process Mining besser planen da sie mehr Informationen haben	26	4	7	5,769	0,951	-
Process Mining bildet die Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte	26	3	7	5,615	1,134	0,669
Process Mining ermöglicht Unternehmen in Zukunft schneller auf Veränderungen reagieren zu können	26	3	7	5,577	1,238	0,400
Process Mining hilft dabei einen strategischen Wettbewerbsvorteil zu erzielen	26	2	7	5,308	1,123	0,493
Der Einsatz von Process Mining steigert die Produktivität und Performance des Unternehmens	26	4	7	5,769	0,765	-
Process Mining ermöglicht neue Ansätze des Managements und der Organisation	26	4	7	5,731	0,919	-
Process Mining ermöglicht neue Geschäftsmodelle	26	2	7	4,423	1,206	-
Process Mining hilft bei der Digitalen Transformation	26	3	7	5,923	1,129	0,661

10.9. T-Test der Variablen der Vorteile

Der Vorteil von Process Mining bei den „Notwendigen Veränderungen“ wurde als signifikant niedriger gegenüber allen anderen erhobenen Vorteilen beurteilt. Zudem wurden die Vorteile von Process Mining als Management Information- und Decision Support System ($M = 5.97$) als signifikant höher bewertet als die Vorteile der Automatisierung durch den Einsatz von Process Mining ($M = 5.60$), der infrastrukturellen Vorteile für Unternehmen ($M = 5.60$) und der strategischen Vorteile durch Process Mining ($M = 5.31$). Abbildung 14 gibt einen Überblick zu den gefundenen signifikanten Unterschieden zwischen den Mittelwerten der Variablen.

			Stufe 1	Stufe 2	Stufe 3	Stufe 4	Stufe 5	Stufe 7	Stufe 8
			Notwendige Veränderungen	Automatisierung	Direkter Mehrwert	MIS & DSS	Infrastruktur	Strategische Vorteil	Digitale Transformation
			M = 4,36	M = 5,60	M = 5,42	M = 5,97	M = 5,60	M = 5,31	M = 5,92
Stufe 1	Notwendige Veränderungen	M = 4,36		-	-	-	-	-	-
Stufe 2	Automatisierung	M = 5,60	0,001		-	-	-	-	-
Stufe 3	Direkter Mehrwert	M = 5,42	0,001	0,506		-	-	-	-
Stufe 4	MIS & DSS	M = 5,97	0,001	0,013	0,045		-	-	-
Stufe 5	Infrastruktur	M = 5,60	0,001	0,973	0,557	0,036		-	-
Stufe 7	Strategische Vorteil	M = 5,31	0,001	0,061	0,692	0,001	0,043		-
Stufe 8	Digitale Transformation	M = 5,92	0,001	0,091	0,091	0,801	0,06	0,001	

 = Signifikante Ergebnisse

Abbildung 14: Ergebnisse der T-Tests zwischen den Variablen der Vorteile

10.10. Übersicht zur Relevanz der Vorteile für die Entscheidung Process Mining einzusetzen

Übersicht zu den Variablen

Der relevanteste Vorteil für die Entscheidung, Process Mining im Unternehmen einzusetzen, war nach Angabe der Teilnehmer der Beitrag zur Digitalen Transformation (Stufe 8). Zudem wurden die Vorteile von Process Mining als MIS & DSS (Stufe 4) und der Automatisierung (Stufe 2) als besonders relevant bewertet (siehe Abbildung 15).

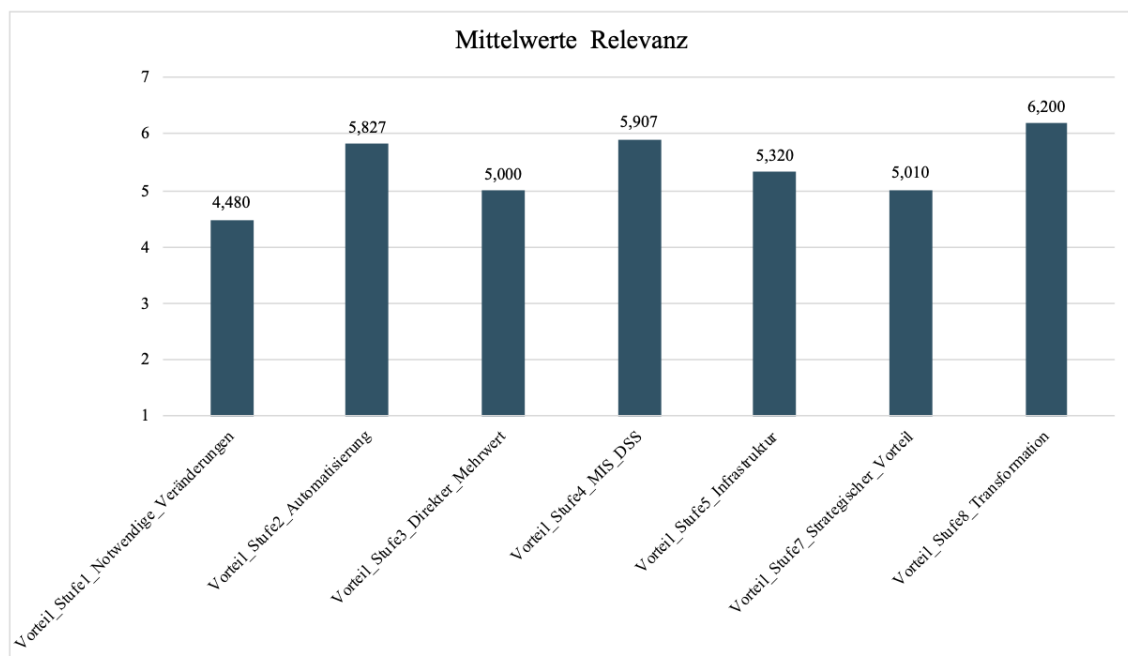


Abbildung 15: Ergebnisse der Relevanz der Vorteile für die Überlegung von Unternehmen, Process Mining einzusetzen

Übersicht zu den einzelnen Faktoren

Bei den einzelnen Faktoren wurde die Steigerung der Effizienz als relevantester Faktor für die Entscheidung, Process Mining einzusetzen, identifiziert (siehe Tabelle 30), gefolgt vom Beitrag zur Digitalen Transformation und einer besseren Entscheidungsbasis für Manager.

Tabelle 30: Überblick zu den einzelnen Faktoren der Relevanz der Vorteile für die Entscheidung von Unternehmen, Process Mining einzusetzen.

Faktor	N	Min	Max	Mittelwert	Standard- abweichung
Process Mining senkt den Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten	25	1	6	3,920	1,382
Process Mining kann wegen seiner technologischen Überlegenheit bisherige Softwarelösungen ersetzen	25	3	7	5,200	1,225
Die Umsetzung von unternehmensextern veranlassten Regularien und Gesetzen erfordert den Einsatz von Process Mining	25	1	7	4,320	1,574
Der Einsatz von Process Mining steigert die Mitarbeiterproduktivität	25	3	7	5,440	1,227
Process Mining steigert die Effizienz des Unternehmens	25	5	7	6,240	0,779
Process Mining hilft Unternehmen dabei Kosten zu senken	25	4	7	5,800	0,764
Process Mining schafft einen direkten Mehrwert durch Aktivitäten welche vorher nicht möglich waren	25	3	7	5,000	1,354
Durch Process Mining haben Manager mehr Kontrolle über die geschäftlichen Aktivitäten	25	3	7	5,800	0,957
Manager haben durch den Einsatz von Process Mining eine bessere Entscheidungsbasis	25	4	7	6,000	0,817
Manager können mit Process Mining besser planen da sie mehr Informationen haben	25	4	7	5,800	0,817
Process Mining bildet die Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte	25	3	7	5,160	1,248
Process Mining ermöglicht Unternehmen in Zukunft schneller auf Veränderungen reagieren zu können	25	3	7	5,440	1,356
Process Mining hilft dabei einen strategischen Wettbewerbsvorteil zu erzielen	25	1	7	4,680	1,547
Der Einsatz von Process Mining steigert die Produktivität und Performance des Unternehmens	25	5	7	5,960	0,790
Process Mining ermöglicht neue Ansätze des Managements und der Organisation	25	2	7	5,160	1,434
Process Mining ermöglicht neue Geschäftsmodelle	25	2	7	4,240	1,332
Process Mining hilft bei der Digitalen Transformation	25	4	7	6,200	0,957

10.11. T-Test der Variablen der Relevanz

Der Vorteil durch „Notwendige Veränderungen“ wurde als signifikant weniger relevant bewertet als alle anderen Vorteile bei der Überlegung, Process Mining im Unternehmen einzusetzen. Im Gegensatz dazu wurde der Vorteil von Process Mining für die Digitale Transformation des Unternehmens, abgesehen vom Vorteil eines MIS & DSS, als signifikant relevanter beurteilt als alle anderen Vorteile (siehe Abbildung 16).

			Stufe 1	Stufe 2	Stufe 3	Stufe 4	Stufe 5	Stufe 7	Stufe 8
			Notwendige Veränderungen	Automatisierung	Direkter Mehrwert	MIS & DSS	Infrastruktur	Strategische Vorteile	Digitale Transformation
			M = 4,36	M = 5,60	M = 5,42	M = 5,97	M = 5,60	M = 5,31	M = 5,92
Stufe 1	Notwendige Veränderungen	M = 4,36		-	-	-	-	-	-
Stufe 2	Automatisierung	M = 5,60	0,001		-	-	-	-	-
Stufe 3	Direkter Mehrwert	M = 5,42	0,001	0,506		-	-	-	-
Stufe 4	MIS & DSS	M = 5,97	0,001	0,013	0,045		-	-	-
Stufe 5	Infrastruktur	M = 5,60	0,001	0,973	0,557	0,036		-	-
Stufe 7	Strategische Vorteile	M = 5,31	0,001	0,061	0,692	0,001	0,043		-
Stufe 8	Digitale Transformation	M = 5,92	0,001	0,091	0,091	0,801	0,06	0,001	

 = Signifikante Ergebnisse

Abbildung 16: Ergebnisse der T-Tests zwischen den Variablen der Relevanz der Vorteile

10.12. Mit Process Mining assoziierte Vorteile

Auf die offene Frage nach den größten Vorteilen von Process Mining für Unternehmen gaben die Teilnehmer die in Abbildung 17 dargestellten Vorteile an. Jeder Teilnehmer konnte dabei bis zu drei Antworten abgeben. Insgesamt wurden von 26 Teilnehmern (N = 26) 65 Antworten erhoben. Die drei am häufigsten genannten Vorteile waren demnach die Steigerung der Transparenz (N = 20), Prozessoptimierung (N = 8) und Effizienzsteigerung (N = 6).

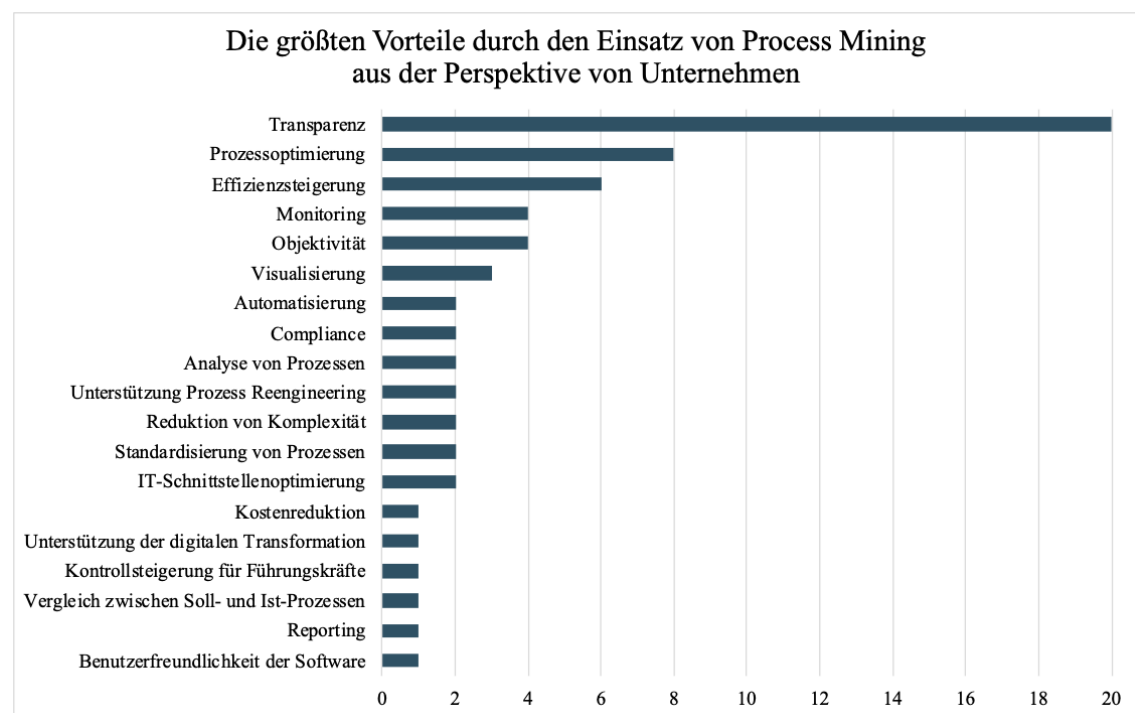


Abbildung 17: Auswertung der offenen Frage nach den größten Vorteilen von Process Mining für Unternehmen

11. Ergebnisse der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining aus der Sicht von Unternehmen

Im Folgenden werden die Ergebnisse in Bezug auf die Forschungsfrage RQ3 und die dazugehörigen Hypothesen H8 bis H14 erörtert, welche sich um Faktoren dreht, die Unternehmen derzeit davon abhalten, Process Mining einzusetzen.

11.1. Ergebnisse Umweltfaktoren

Deskriptive Statistik

Die deskriptive Statistik der Umweltfaktoren, die von Unternehmen als Hindernis aufgefasst werden könnten, ist in Tabelle 31 veranschaulicht.

Tabelle 31: Deskriptive Statistik zu umweltbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Umweltfaktoren	25	1,00	4,00	2,6200	,18547	,92736	,860
Die aktuelle wirtschaftliche Lage	25	1,00	4,00	2,5600	,22420	1,12101	1,257
Mangelnder Support der Anbieter für unsere Standorte	25	1,00	5,00	2,6800	,26281	1,31403	1,727
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Die aktuelle wirtschaftliche Lage wurde trotz der Covid-19-Pandemie von keinem der Teilnehmer als mögliches Hindernis eingestuft (Max = 4.00, M = 2.56, SD = 1.12). Der Support der Process-Mining-Anbieter für verschiedene Standorte wurde von den Unternehmen als wenig hinderlich bewertet (Max = 5.00, M = 2.68, SD = 1.31).

Korrelation

Die Zusammenhänge der einzelnen Items sowie der abhängigen und der unabhängigen Variablen der Hypothese H8 (*Je schlechter Unternehmen die Umweltfaktoren einschätzen, desto geringer ist ihre Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) werden in Tabelle 32 dargestellt.

Es konnte demnach kein signifikanter Zusammenhang zwischen den möglichen Hindernissen durch Umweltfaktoren und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = -.205$, $p > 0,05$.

Tabelle 32: Korrelationen zu den umweltbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Korrelationen							
			Bereitschaft_ Process_Mini ng_einzusetz en	Hindernisse_ Umweltfaktor en	Die aktuelle wirtschaftlich e Lage	Mangelnder Support der Anbieter für unsere Standorte	
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einsetzen	Korrelationskoeffizient	--				
		Sig. (2-seitig)	.				
		N	27				
	Hindernisse_Umweltfakt oren	Korrelationskoeffizient	-,205	--			
		Sig. (2-seitig)	,325	.			
		N	25	25			
	Die aktuelle wirtschaftliche Lage	Korrelationskoeffizient	-,276	,688**	--		
		Sig. (2-seitig)	,182	,000	.		
		N	25	25	25		
	Mangelnder Support der Anbieter für unsere Standorte	Korrelationskoeffizient	-,067	,816**	,177	--	
		Sig. (2-seitig)	,751	,000	,397	.	
		N	25	25	25	25	

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

11.2. Ergebnisse Organisationsbedingte Faktoren

Deskriptive Statistik

Tabelle 33 zeigt die deskriptive Statistik für die Variable der organisationsspezifischen Hindernisse für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen und deren zugrunde liegenden Items.

Tabelle 33: Deskriptive Statistik zu organisationsbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Organisatio nsbedingte_Faktoren	25	1,75	6,50	4,1300	,27391	1,36953	1,876
Die Unternehmenskultur	25	1,00	7,00	3,8800	,36661	1,83303	3,360
Mangelnde Akzeptanz der Mitarbeiter	25	1,00	7,00	4,3200	,30941	1,54704	2,393
Mangel an qualifiziertem Personal	25	1,00	7,00	4,2800	,36751	1,83757	3,377
Eingliederung in die Organisationsstruktur	25	1,00	7,00	4,0400	,33407	1,67033	2,790
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Die hierbei abgefragten Faktoren wurden von den Teilnehmern sehr unterschiedlich bewertet (Min = 1.75, Max = 6.50, M = 4.13, SD = 1.37).

Korrelation

Tabelle 34 zeigt die Korrelationen zwischen den Variablen der H9 (*Je negativer Unternehmen die organisatorischen Einflussfaktoren von Process Mining beurteilen, desto geringer ist deren Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*).

Hierbei konnte kein signifikanter Zusammenhang zwischen „organisationsbedingten Hindernissen“ und der „Bereitschaft, Process Mining einzusetzen“, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = -.327$, $p > 0,05$.

Tabelle 34: Korrelationen zu den organisationsbedingten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

		Korrelationen						
			Bereitschaft Process_Mini ng_einzusetz en	Hindernisse_ Organisation sbedingte_Fa ktoren	Die Unternehmen skultur	Mangelnde Akzeptanz der Mitarbeiter	Mangel an qualifizierte m Personal	Eingliederun g in die Organisation sstruktur
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--					
		Sig. (2-seitig)	.					
		N	27					
	Hindernisse_Organisatio nsbedingte_Faktoren	Korrelationskoeffizient	-,327	--				
		Sig. (2-seitig)	,111	.				
		N	25	25				
	Die Unternehmenskultur	Korrelationskoeffizient	-,354	,757**	--			
		Sig. (2-seitig)	,082	,000	.			
		N	25	25	25			
	Mangelnde Akzeptanz der Mitarbeiter	Korrelationskoeffizient	-,145	,786**	,583**	--		
		Sig. (2-seitig)	,491	,000	,002	.		
		N	25	25	25	25		
	Mangel an qualifiziertem Personal	Korrelationskoeffizient	-,262	,790**	,395	,468*	--	
		Sig. (2-seitig)	,205	,000	,051	,018	.	
		N	25	25	25	25	25	
	Eingliederung in die Organisationsstruktur	Korrelationskoeffizient	-,291	,848**	,543**	,528**	,628**	--
		Sig. (2-seitig)	,158	,000	,005	,007	,001	.
		N	25	25	25	25	25	25

** Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Die interne Konsistenz der Items der organisationsspezifischen Hindernisse war mit Cronbachs Alpha = .80 für einen positiven Affekt hoch. Mit den verwendeten Items wurde demnach in etwa dasselbe Konstrukt gemessen. Dabei ist allerdings zu beachten, dass die Items inhaltlich sehr verschieden sind.

11.3. Ergebnisse Anbietercharakteristiken

Deskriptive Statistik

Bei den einzelnen Items und der Variable ergaben sich für die „Hindernisse aus Anbietercharakteristiken“ die in Tabelle 35 dargestellten Werte.

Tabelle 35: Deskriptive Statistik zu Hindernissen aus den Anbietercharakteristiken für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Verkaufers charakteristiken	25	1,00	5,50	3,8400	,24786	1,23929	1,536
Gesamtkosten für Process Mining	25	1,00	6,00	4,6400	,27616	1,38082	1,907
Mangelnde Qualität von Process Mining Software	25	1,00	7,00	3,0400	,39783	1,98914	3,957
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Die Gesamtkosten für den Einsatz von Process Mining wurden dabei von den Teilnehmern eher als ein Hindernis für den Einsatz von Process Mining wahrgenommen ($M = 4.63$, $SD = 1.38$).

T-Test

Die Gesamtkosten von Process Mining ($M = 4.64$) wurden zudem als ein signifikant größeres Hindernis für den Einsatz von Process Mining bewertet als eine mangelnde Qualität der Process-Mining-Software ($M = 3.04$) ($p < 0.01$).

Korrelation

Bezüglich der Hypothese H10 (*Je schlechter Unternehmen die Anbietermerkmale einschätzen, desto geringer ist ihre Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) konnte wie in Tabelle 36 ersichtlich kein signifikanter Zusammenhang zwischen den anbieterspezifischen Hindernissen und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = -.164$, $p > 0,05$.

Tabelle 36: Korrelationen zu den anbieterspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Korrelationen						
			Bereitschaft_ Process_Mini ng_einzusetz en	Hindernisse_ Verkäufercha rakteristiken	Gesamtkoste n für Process Mining	Mangelnde Qualität von Process Mining Software
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--			
		Sig. (2-seitig)	.			
		N	27			
	Hindernisse_Verkäuferc harakteristiken	Korrelationskoeffizient	-,164	--		
		Sig. (2-seitig)	,432	.		
		N	25	25		
	Gesamtkosten für Process Mining	Korrelationskoeffizient	-,253	,413*	--	
		Sig. (2-seitig)	,222	,040	.	
		N	25	25	25	
	Mangelnde Qualität von Process Mining Software	Korrelationskoeffizient	-,038	,881**	-,037	--
		Sig. (2-seitig)	,855	,000	,859	.
		N	25	25	25	25

*. Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

**. Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Für die Variable der „anbieterspezifischen Hindernisse“ war die interne Konsistenz mit Cronbachs Alpha = .091 sehr niedrig. Es wurde somit kein einheitliches Konstrukt gemessen.

11.4. Ergebnisse Einkaufscharakteristiken

Deskriptive Statistik

Für die kaufspezifischen Hindernisse wurden die in Tabelle 37 dargestellten Werte ermittelt.

Tabelle 37: Deskriptive Statistik zu Hindernissen bezüglich der Einkaufscharakteristiken für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Kaufspezifi sche_Faktoren	25	1,00	7,00	3,1600	,33506	1,67531	2,807
Hohes Risiko einer Fehlentscheidung beim Kauf von Process Mining Software	25	1,00	7,00	3,1600	,33506	1,67531	2,807
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Hierbei wurden große Unterschiede bei den Antworten der Teilnehmer festgestellt (Min = 1.00, Max = 7.00, SD = 1.68). Im Mittel ist das Risiko einer Fehlentscheidung für die Teilnehmer allerdings eher kein Hindernis für den Einsatz von Process Mining (M = 3.16).

Korrelation

Wie aus Tabelle 38 zu entnehmen ist, konnte für die Hypothese H11 (*Je höher Unternehmen das wahrgenommene Risiko einer Fehlentscheidung bei der Überlegung, Process Mining einzusetzen, beurteilen, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) kein signifikanter Zusammenhang zwischen der Einschätzung des Risikos einer Fehlentscheidung und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = -.141$, $p > 0,05$.

Tabelle 38: Korrelationen zu den kaufspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Korrelationen					
			Bereitschaft_ Process_Mini ng_einzusetz en	Hindernisse_ Kaufspezifisc he_Faktoren	Hohes Risiko einer Fehlentschei dung beim Kauf von Process Mining Software
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--		
		Sig. (2-seitig)	.		
		N	27		
	Hindernisse_Kaufspezifi sche_Faktoren	Korrelationskoeffizient	-,141	--	
		Sig. (2-seitig)	,501	.	
		N	25	25	
	Hohes Risiko einer Fehlentscheidung beim Kauf von Process Mining Software	Korrelationskoeffizient	-,141	1,000**	--
		Sig. (2-seitig)	,501	,000	.
		N	25	25	25

**. Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

11.5. Ergebnisse Gruppenfaktoren

Deskriptive Statistik

Tabelle 39 gibt einen Überblick zur deskriptiven Statistik der erhobenen Gruppenfaktoren als mögliche Hindernisse für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen.

Tabelle 39: Deskriptive Statistik zu Hindernissen aus Gruppenfaktoren für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Groupenfak toren	25	1,00	4,50	2,9200	,20753	1,03763	1,077
Schlechte Erfahrungen mit Process Mining in der Vergangenheit	25	1,00	5,00	2,2800	,26153	1,30767	1,710
Mangelnde Unterstützung durch das Top Management	25	1,00	7,00	3,5600	,35628	1,78139	3,173
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Keiner der beiden abgefragten Faktoren wurde von den Teilnehmern als generelles Hindernis identifiziert, wobei insbesondere bei der Unterstützung durch das Top Management große Unterschiede bei den Teilnehmern beobachtet wurden (Min = 1, Max = 7, M = 3.56, SD = 1.78).

Korrelation

In Bezug auf die Hypothese H12 (*Je schlechter die Gruppenfaktoren im Unternehmen bewertet werden, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) ist festzustellen, dass kein signifikanter Zusammenhang zwischen den Gruppenfaktoren als mögliches Hindernis und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden konnte (siehe Tabelle 40), Spearmans $\rho = -.230$, $p > 0,05$.

Tabelle 40: Korrelationen zu den gruppenspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Korrelationen			Bereitschaft_ Process_Mini ng_einzusetz en	Hindernisse Gruppenfakt oren	Schlechte Erfahrungen mit Process Mining in der Vergangenhe it	Mangelnde Unterstützun g durch das Top Management
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--			
		Sig. (2-seitig)	.			
		N	27			
	Hindernisse_Groupenfak toren	Korrelationskoeffizient	-,230	--		
		Sig. (2-seitig)	,269	.		
		N	25	25		
	Schlechte Erfahrungen mit Process Mining in der Vergangenheit	Korrelationskoeffizient	-,120	,552**	--	
		Sig. (2-seitig)	,566	,004	.	
		N	25	25	25	
	Mangelnde Unterstützung durch das Top Management	Korrelationskoeffizient	-,198	,784**	-,055	--
		Sig. (2-seitig)	,343	,000	,793	.
		N	25	25	25	25

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

11.6. Ergebnisse Informationsspezifische Charakteristiken

Deskriptive Statistik

Die deskriptive Statistik zu erhobenen Fällen bezüglich der informationsspezifischen Hindernisse für den Einsatz von Process Mining aus der Perspektive von Unternehmen wird in Tabelle 41 dargestellt.

Tabelle 41: Deskriptive Statistik zu den informationsspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik Std.-Fehler		Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Information spezifische_Faktoren	25	1,00	5,67	3,1332	,28476	1,42379	2,027
Mangelnde Vergleichbarkeit von Process Mining Lösungen	25	1,00	6,00	3,2000	,31623	1,58114	2,500
Mangel an Informationen über Process Mining	25	1,00	7,00	3,4400	,38764	1,93821	3,757
Negative unternehmensexterne Referenzen	25	1,00	6,00	2,7600	,30155	1,50776	2,273
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Auch bei den informationsspezifischen Hindernissen gab es keine einheitlichen Ergebnisse nach den Angaben der Teilnehmer (Min = 1.00, Max = 5.67, M = 3.13, SD = 1,42). Zudem wurden bei einzelnen Faktoren wie dem „Mangel an Informationen über Process Mining“ große Unterschiede bei den Antworten festgestellt (Min = 1.00, Max = 7.00, SD = 1.94).

Korrelation

Für die Hypothese H13 (*Je schlechter Unternehmen die informationsspezifischen Charakteristiken bewerten, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) konnte kein signifikanter Zusammenhang zwischen potenziellen informationsspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden (siehe Tabelle 42), Spearmans $\rho = -223$, $p > 0,05$.

Tabelle 42: Korrelationen zu den informationsspezifischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Korrelationen							
			Bereitschaft Process_Mini ng_einzusetzen	Hindernisse_I nformationss pezifische_F aktoren	Mangelnde Vergleichbar keit von Process Mining Lösungen	Mangel an Informatione n über Process Mining	Negative unternehmen sexterne Referenzen
Spearman-Rho	Bereitschaft_Process_Mi ning_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--				
		Sig. (2-seitig)	.				
		N	27				
	Hindernisse_Information sspezifische_Faktoren	Korrelationskoeffizient	-,223	--			
		Sig. (2-seitig)	,285	.			
		N	25	25			
	Mangelnde Vergleichbarkeit von Process Mining Lösungen	Korrelationskoeffizient	-,305	,914**	--		
		Sig. (2-seitig)	,138	,000	.		
		N	25	25	25		
	Mangel an Informationen über Process Mining	Korrelationskoeffizient	-,290	,893**	,795**	--	
		Sig. (2-seitig)	,160	,000	,000	.	
		N	25	25	25	25	
	Negative unternehmensexterne Referenzen	Korrelationskoeffizient	,047	,722**	,510**	,436*	--
		Sig. (2-seitig)	,822	,000	,009	,030	.
		N	25	25	25	25	25

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

* . Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Die Reliabilität der erhobenen Faktoren in Bezug auf informationsspezifische Hindernisse für Process Mining war mit Cronbachs Alpha = .80 für einen positiven Affekt hoch. Es wurde demnach in etwa dasselbe Konstrukt gemessen.

11.7. Ergebnisse Technische Faktoren

Deskriptive Statistik

Zuletzt werden noch die Ergebnisse für die potenziell hinderlichen technischen Faktoren für den Einsatz von Process Mining vorgestellt (siehe Tabelle 43).

Tabelle 43: Deskriptive Statistik zu den technischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

Deskriptive Statistik							
	N Statistik	Minimum Statistik	Maximum Statistik	Mittelwert Statistik	Std.-Fehler Std.-Fehler	Std.- Abweichung Statistik	Varianz Statistik
Hindernisse_Technische_Faktoren	25	1,00	6,00	3,5600	,30290	1,51450	2,294
Mangelnde Verfügbarkeit von Daten im Unternehmen	25	1,00	7,00	3,5200	,36570	1,82848	3,343
Mangelnde Qualität unserer Daten	25	1,00	7,00	3,8800	,38867	1,94336	3,777
Kompatibilität mit unserer bisherigen Software und IT	25	1,00	7,00	3,2800	,37647	1,88237	3,543
Gültige Werte (Listenweise)	25						

Insgesamt wurde für die Variable ein Mittelwert von 3.56 erhoben ($M = 3.56$). Nach Angabe der Teilnehmer sind die in der Process-Mining-Literatur häufig genannten

technischen Herausforderungen für die Teilnehmer dieser Studie damit eher kein Hindernis für den Einsatz von Process Mining. Zu beachten sind jedoch die großen Unterschiede bei den Angaben insgesamt (Min = 1.00, Max = 6.00, SD = 1.51) und bei den einzelnen Items.

Korrelation

Wie in Tabelle 44 ersichtlich, konnte für die Hypothese H14 (*Je größer Unternehmen die technischen Herausforderungen in Bezug auf ihre Unternehmen bewerten, desto geringer ist die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen*) kein signifikanter Zusammenhang zwischen möglichen technischen Herausforderungen für den Einsatz von Process Mining und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, nachgewiesen werden, Spearmans $\rho = -108$, $p > 0,05$.

Tabelle 44: Korrelationen zu den technischen Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Korrelationen							
			Bereitschaft_Prozess_Min ing_einzusetzen	Hindernisse_Technische_F aktoren	Mangelnde Verfügbark eit von Daten im Unternehmen	Mangelnde Qualität unserer Daten	Kompatibilitä t mit unserer bisherigen Software und IT
Spearman-Rho	Bereitschaft_Prozess_Min ing_einzusetzen	Korrelationskoeffizient	--				
		Sig. (2-seitig)		.			
		N		27			
	Hindernisse_Technische_F aktoren	Korrelationskoeffizient	-,108	--			
		Sig. (2-seitig)	,608		.		
		N	25	25			
	Mangelnde Verfügbark eit von Daten im Unternehmen	Korrelationskoeffizient	,115	,789**	--		
		Sig. (2-seitig)	,586	,000		.	
		N	25	25	25		
	Mangelnde Qualität unserer Daten	Korrelationskoeffizient	-,030	,757**	,450*	--	
		Sig. (2-seitig)	,888	,000	,024		.
		N	25	25	25	25	
	Kompatibilität mit unserer bisherigen Software und IT	Korrelationskoeffizient	-,273	,840**	,480*	,486*	--
		Sig. (2-seitig)	,187	,000	,015	,014	
		N	25	25	25	25	25

**. Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

*. Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Cronbachs Alpha

Die interne Konsistenz der Variable war mit Cronbachs Alpha = .725 für einen positiven Affekt akzeptabel.

11.8. Übersicht zu den Hindernissen für den Einsatz von Process Mining

Übersicht zu den Variablen

Wie in Abbildung 18 dargestellt, wurden die organisationsbedingten Hindernisse vor den anbieterbedingten Hindernissen und den technischen Hindernissen als durchschnittlich größtes Hindernis für den Einsatz von Process Mining bewertet.

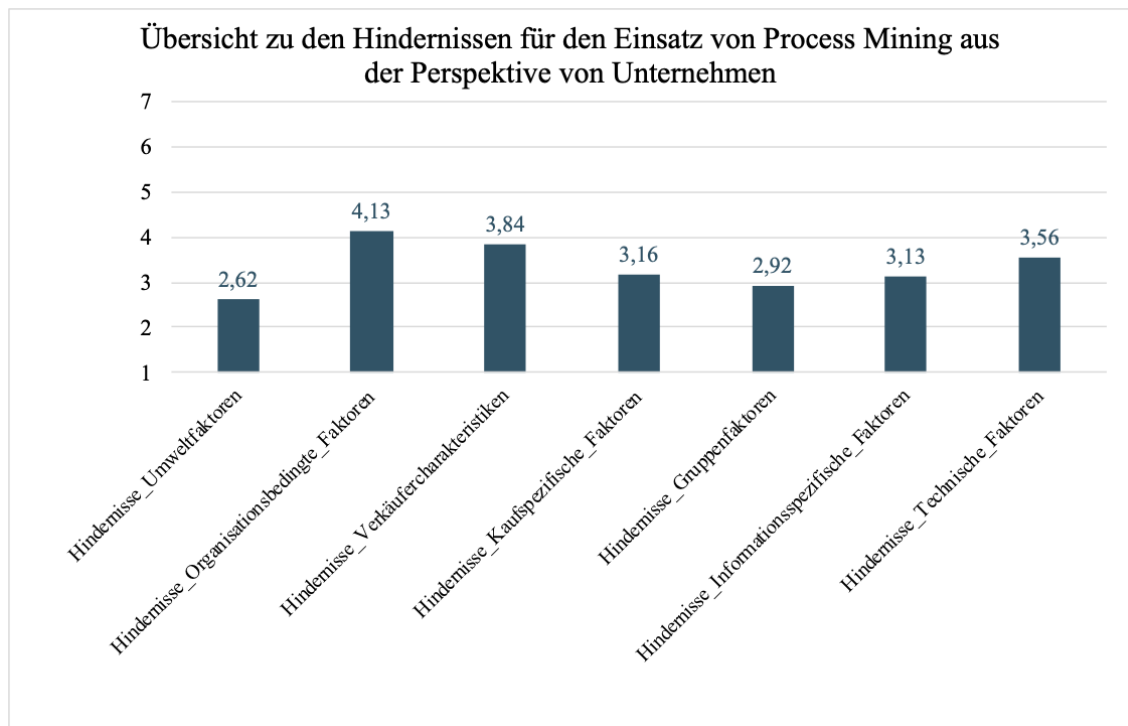


Abbildung 18: Übersicht zu den Variablen der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining

Übersicht zu den einzelnen Faktoren

Bei den einzelnen abgefragten Faktoren wurden die Gesamtkosten für Process Mining ($M = 4,64$) als größtes Hindernis angegeben, gefolgt von der mangelnden Akzeptanz ($M = 4,32$) und der mangelnden Qualifikation ($M = 4,28$) der Mitarbeiter. Das geringste Hindernis stellten hingegen bisherige schlechte Erfahrungen mit Process Mining dar ($M = 2,28$). Tabelle 45 veranschaulicht die Ergebnisse der einzelnen Faktoren.

Tabelle 45: Überblick zu den einzelnen Faktoren der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining

Faktoren	N	Min	Max	Mittelwert	Standard-abweichung
Die aktuelle wirtschaftliche Lage	25	1	4	2,56	1,121
Mangelnder Support der Anbieter für unsere Standorte	25	1	5	2,68	1,314
Die Unternehmenskultur	25	1	7	3,88	1,833
Mangelnde Akzeptanz der Mitarbeiter	25	1	7	4,32	1,547
Mangel an qualifiziertem Personal	25	1	7	4,28	1,838
Eingliederung in die Organisationsstruktur	25	1	7	4,04	1,670
Schlechte Erfahrungen mit Process Mining in der Vergangenheit	25	1	5	2,28	1,308
Mangelnde Unterstützung durch das Top Management	25	1	7	3,56	1,781
Hohes Risiko einer Fehlentscheidung beim Kauf von Process Mining	25	1	7	3,16	1,675
Gesamtkosten für Process Mining	25	1	6	4,64	1,381
Mangelnde Qualität von Process Mining Software	25	1	7	3,04	1,989
Mangelnde Vergleichbarkeit von Process Mining Lösungen	25	1	6	3,20	1,581
Mangel an Informationen über Process Mining	25	1	7	3,44	1,938
Negative unternehmensexterne Referenzen	25	1	6	2,76	1,508
Mangelnde Verfügbarkeit von Daten im Unternehmen	25	1	7	3,52	1,828
Mangelnde Qualität unserer Daten	25	1	7	3,88	1,943
Kompatibilität mit unserer bisherigen Software und IT	25	1	7	3,28	1,882

11.9. T-Tests zwischen den Variablen

Abbildung 19 zeigt die gefundenen signifikanten Unterschiede zwischen den Variablen der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining. Umweltbedingte Hindernisse ($M = 2,62$) waren demnach ein signifikant deutlich geringeres Hindernis als organisationsbedingte Hindernisse ($M = 4,13$), aber auch als informationsbedingte ($M = 3,13$) und technische Hindernisse ($M = 3,56$) sowie Hindernisse durch die Anbietercharakteristiken Preis und Qualität ($M = 3,84$). Im Gegensatz dazu waren organisationsbedingte Hindernisse ($M = 4,13$) und Hindernisse durch Anbietercharakteristiken ($M = 3,84$) signifikant größere Hindernisse für den Einsatz von Process Mining durch Unternehmen als Hindernisse durch Gruppenfaktoren ($M = 2,92$) und Einkaufscharakteristiken ($M = 3,16$) sowie informationsbedingte Hindernisse ($M = 3,13$).

		Umweltbedingte Hindernisse	Organisationsbedi- ngte Hindernisse	Hindernisse durch Verkäufercharakte- ristiken	Hindernisse durch Einkäufercharakter- istiken	Hindernisse durch Gruppenfaktoren	Informationsbedin- gte Hindernisse	Technische Hindernisse
		M = 2,62	M = 4,13	M = 3,84	M = 3,16	M = 2,92	M = 3,13	M = 3,56
Umweltbedingte Hindernisse	M = 2,62		-	-	-	-	-	-
Organisationsbedingte Hindernisse	M = 4,13	0,001		-	-	-	-	-
Hindernisse durch Verkäufercharakteristiken	M = 3,84	0,001	0,386		-	-	-	-
Hindernisse durch Einkäufercharakteristiken	M = 3,16	0,065	0,004	0,03		-	-	-
Hindernisse durch Gruppenfaktoren	M = 2,92	0,070	0,001	0,001	0,442		-	-
Informationsbedingte Hindernisse	M = 3,13	0,037	0,002	0,02	0,932	0,415		-
Technische Hindernisse	M = 3,56	0,002	0,083	0,351	0,182	0,042	0,094	

 = Signifikante Ergebnisse

Abbildung 19: Übersicht zu den signifikanten Unterschieden bei den Variablen der Hindernisse für den Einsatz von Process Mining in Unternehmen

11.10. Faktoren, die Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen

Neben den vorgegebenen Antwortmöglichkeiten wurde auch eine offene Frage gestellt, in der die Teilnehmer angeben sollten, welche Gründe Unternehmen am meisten davon abhalten, Process Mining einzusetzen. Abbildung 20 stellt die Ergebnisse dieser Frage grafisch dar.

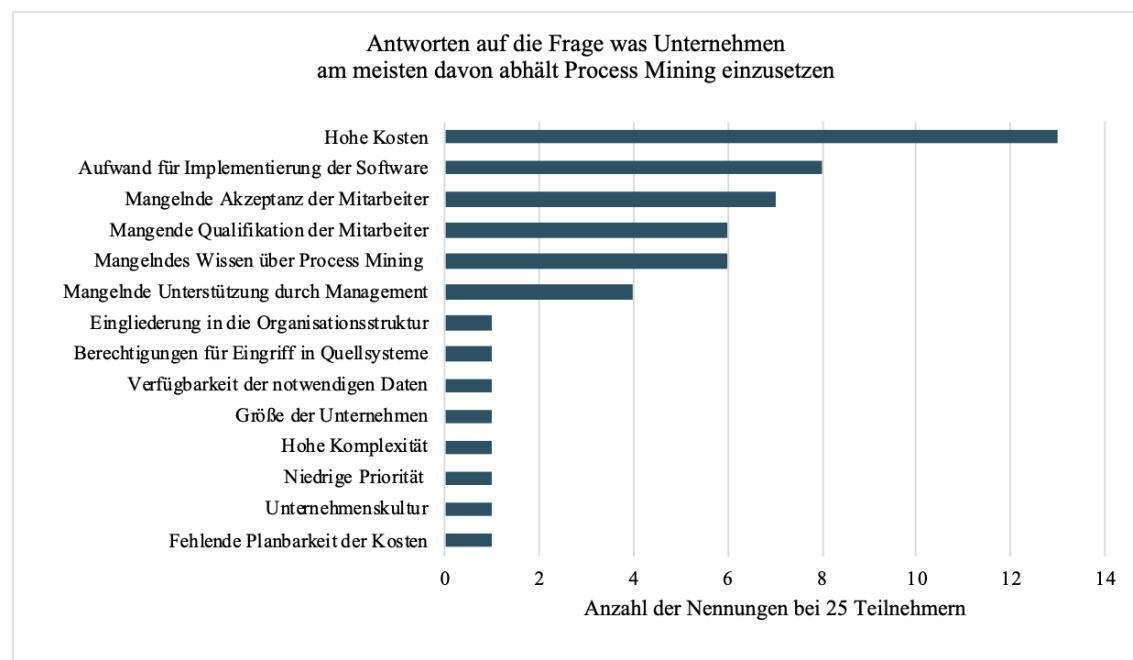


Abbildung 20: Ergebnisse zur offenen Frage nach den größten Hindernissen Process Mining in Unternehmen einzusetzen

Demnach sind die hohen Kosten (N = 13) der Faktor, welcher Unternehmen am meisten davon abhält, Process Mining einzusetzen, gefolgt von dem Aufwand für die Implementierung (N = 8) und der mangelnden Akzeptanz von Process Mining bei den

Mitarbeitern ($N = 7$). Aber auch die mangelnde Qualifikation von Mitarbeitern ($N = 6$) und Mangel an Wissen über Process Mining ($N = 6$) scheinen für einige Unternehmen hinderliche Faktoren darzustellen.

Im nächsten Abschnitt dieser Arbeit werden die soeben präsentierten Ergebnisse interpretiert und Schlüsse für den Vertrieb von Process-Mining-Lösungen gezogen.

12. Diskussion

Das Ziel dieser Studie war es, die Vorteile und Hindernisse von Process-Mining-Lösungen aus der Perspektive von Unternehmen zu identifizieren, um die bisweilen eher technische Process-Mining-Literatur um eine betriebswirtschaftliche Sichtweise zu erweitern. Zudem sollten deren Auswirkung auf die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, ermittelt werden, um die Entscheidungen von Unternehmen diesbezüglich besser zu verstehen.

Dazu wurden diverse Faktoren zu den Vorteilen beziehungsweise Hindernissen erhoben und Hypothesen aufgestellt, um den Zusammenhang zwischen diesen Vorteilen beziehungsweise Hindernissen und der Bereitschaft von Unternehmen, Process Mining einzusetzen, zu erforschen. Zur Überprüfung der Hypothesen wurde eine quantitative Studie mit Teilnehmern aus diversen Unternehmen der Energiebranche und des produzierenden Gewerbes durchgeführt.

Die Ergebnisse dieser Umfrage in Bezug auf die Variablen der Vorteile von Process Mining (RQ1) ergaben, dass Unternehmen diese vor allem im Nutzen eines Management Information- und Decision Support Systems (MIS & DSS) sowie in der Automatisierung von Aktivitäten, dem Beitrag von Process Mining zur Digitalen Transformation des Unternehmens und als Investition in die eigene Infrastruktur sehen. Bei den einzelnen abgefragten Faktoren sahen die Teilnehmer die größten Vorteile in einer besseren Entscheidungsbasis für Manager (MIS & DSS) und der größeren Kontrolle dieser über die geschäftlichen Aktivitäten (MIS & DSS). Zudem wurden Process Mining große Vorteile für die Digitalisierungsbemühungen des Unternehmens (Digitale Transformation) sowie die Senkung von Kosten (Automatisierung) und die Steigerung der Effizienz im Unternehmen zugeschrieben (Automatisierung). Damit wird deutlich, dass den breiten Anwendungsbereichen von Process Mining auch eine entsprechende Breite an Vorteilen gegenübersteht. Letztlich schaffen solche Systeme wohl in erster Linie Übersicht für Führungskräfte und Entscheidungsträger, indem sie visuell aufgearbeitete Informationen zur Verfügung stellen und damit komplexe Sachverhalte verständlich machen. Des Weiteren scheint der mit der Automatisierung einhergehende finanzielle Aspekt für Unternehmen von größerer Bedeutung zu sein, bei dem letztendlich die Kosten der Organisation direkt oder indirekt durch Effizienzsteigerung oder höhere Mitarbeiterproduktivität gesenkt werden sollen. Zudem betrachten Unternehmen den

Einsatz von Process Mining auch als Investition in eine zunehmend ungewisse Zukunft, die es ihnen ermöglichen soll, den Überblick zu behalten und dadurch schneller auf Veränderungen reagieren zu können. Viele Unternehmen erwarten außerdem in Zukunft, Wertschöpfung aus den Fähigkeiten zu ziehen, die Process Mining bieten kann, was nahelegt, dass das Potenzial der Technologie bei den Teilnehmern dieser Studie erkannt wurde.

Was all den identifizierten Vorteilen allerdings zugrunde liegt, ist die Transparenz, die Unternehmen durch Process Mining über ihre Geschäftsprozesse erlangen. Dies ist der große gemeinsame Nenner bei den Vorteilen von Process Mining. Die Führungskräfte nehmen dies auch so wahr, denn bei der offenen Frage nach den größten Vorteilen von Process Mining war die Transparenz der am häufigsten genannte Vorteil. Dieser Vorteil umfasst sozusagen alle anderen Vorteile, die sich daraus mehr oder weniger direkt ergeben, und ist damit der umfassendste, aber auch abstrakteste Vorteil von Process Mining.

Neben den Vorteilen, welche Unternehmen durch den Einsatz von Process Mining erwarten, wurde auch deren Relevanz für die Entscheidung, Process Mining einzusetzen, erfragt. Die größte Relevanz sahen die Teilnehmer nach eigener Angabe dabei im Beitrag von Process Mining zur Digitalen Transformation, dicht gefolgt von den Vorteilen als MIS & DSS und der Automatisierung. Die Ergebnisse spiegeln die insgesamt hohe Bedeutung der Digitalen Transformation in vielen Unternehmen wider, was oft als zentraler Punkt für das Weiterbestehen der Organisation betrachtet wird. Die große Relevanz des Vorteils als MIS & DSS könnte neben dem Vorteil an sich auch davon beeinflusst worden sein, wem dieser zugutekommt. Denn die Führungskräfte, welche die Entscheidung über den Einsatz von Process Mining treffen, profitieren selbst besonders von der Technologie, indem sie mehr Kontrolle über die geschäftlichen Aktivitäten gewinnen und eine bessere Entscheidungsbasis erhalten.

Unabhängig von den Angaben der Teilnehmer über die Relevanz der Vorteile für die Entscheidung, Process Mining einzusetzen, wurden die Zusammenhänge zwischen den Vorteilen und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, untersucht. Hierbei wurden, geordnet nach der Stärke des Zusammenhangs, signifikante positive Korrelationen zwischen der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, und den Vorteilen für die Digitale Transformation, die Infrastruktur des Unternehmens, den Nutzen als MIS & DSS, die

Automatisierung und den Vorteilen strategischer Natur festgestellt. Je höher die Vorteile bewertet wurden, desto höher war demnach auch die Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

Im Großen und Ganzen scheint es, dass je höher die Stufe in Farbey et. als Framework, desto stärker ist der Zusammenhang zwischen dem Vorteil und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen.

Alles in allem werden die identifizierten Vorteile nicht nur erwartet, sondern scheinen den Unternehmen tatsächlich zugutezukommen. Ein Großteil der Teilnehmer aus Organisationen, in denen Process Mining bereits eingesetzt wird, gab an, dass ihr Unternehmen bisweilen von der Technologie profitiert. Dies könnte auch die große Bereitschaft dieser Gruppe erklären, mehr Process Mining einzusetzen. Interessanterweise wurde auch bei den Teilnehmern aus Unternehmen, die bislang kein Process Mining einsetzen, die Überzeugung festgestellt, dass ihr Unternehmen von der Technologie profitieren würde. Gleichzeitig sah hier aber nur die Hälfte dieser potenziellen Kunden grundsätzlich die Bereitschaft, in ihrem Unternehmen Process Mining einzusetzen. Diese Diskrepanz konnte aufgrund der geringen Teilnehmerzahl in dieser Studie nicht erklärt werden.

Neben den Vorteilen von Process Mining wurden auch die Hindernisse, welche Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen, untersucht (RQ3). Dabei wurden die Teilnehmer direkt danach gefragt, welche Faktoren Unternehmen davon abhalten, Process Mining einzusetzen. Die Ergebnisse waren hierbei allerdings weniger eindeutig als bei den Vorteilen.

Keiner der erhobenen Faktoren und Variablen konnte demnach als eindeutiges Hindernis für den Einsatz von Process Mining identifiziert werden. Dennoch gab es Faktoren, die durchschnittlich als hinderlicher bewertet wurden als andere. Dazu gehörten Hindernisse, die sich aus der Organisation ergeben (mangelnde Qualifikation und Akzeptanz der Mitarbeiter, Eingliederung von Process Mining in die Organisationsstruktur) und anbieterspezifische Hindernisse wie die Gesamtkosten für Process Mining. Die Gesamtkosten für Process Mining waren zudem der als am hinderlichsten bewertete Faktor.

Dies ergaben auch die Ergebnisse der vorhergehenden offenen Fragestellung, in der am häufigsten die hohen Kosten und der Aufwand für den Einsatz von Process Mining sowie die mangelnde Akzeptanz und Qualifikation der Mitarbeiter als Hinderungsgründe angegeben wurden. Besonders die hohen Kosten für die Implementierung und die teils hohen Lizenzkosten dürften für Unternehmen ein Hindernis darstellen. Gleichzeitig ist der finanzielle Nutzen zum Zeitpunkt des Aufwands und bei Entstehung der entsprechenden Kosten für die Unternehmen noch ungewiss. Hinzu kommen noch die Bedenken der Mitarbeiter, welche die zusätzliche Kontrolle für ihre Manager durch den Einsatz der Technologie (siehe Vorteile) kritisch sehen und eine Veränderung ihrer Tätigkeiten befürchten. Der dadurch entstehende Interessenskonflikt zwischen der Belegschaft und deren Managern erschwert die Entscheidung bezüglich des Einsatzes von Process Mining und erfordert ein gekonntes Abwägen der Entscheidungsträger, welche den Bedenken der Belegschaft oft nur auf Kosten der eigenen Vorteile entgegenkommen können. Inwiefern eine positive und veränderungsfreundliche Unternehmenskultur diesen Konflikt überwinden könnte, sollte in weiteren Studien untersucht werden.

Wie bei den Vorteilen wurden auch bei den Hindernissen für den Einsatz von Process Mining die Zusammenhänge zwischen den jeweiligen Variablen und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, untersucht. Dabei konnten keine signifikanten Zusammenhänge zwischen den erfragten Hindernissen und der Bereitschaft, Process Mining einzusetzen, gefunden werden, welche darauf hindeuten könnten, warum Unternehmen sich dazu entscheiden, auf den Einsatz der Technologie zu verzichten. Die Ergebnisse sind dabei womöglich weniger auf die Auswahl der Faktoren zurückzuführen als auf die individuellen Problemstellungen der Unternehmen. Darauf deuten die große Spannweite und die hohen Standardabweichungen bei den Faktoren sowie bei den Variablen der Hindernisse hin. Unterschiedliche Unternehmen sehen sich demnach mit unterschiedlichen Hindernissen konfrontiert, womit sich die Hindernisse für den Einsatz von Process Mining nur zu einem gewissen Grad verallgemeinern lassen.

Bedeutung für die bisherige Literatur

In Bezug auf die bisherige Process-Mining-Literatur legen die hier dargelegten Ergebnisse nahe, dass die bisweilen technisch geprägte Literatur im Bereich des Process Mining nicht dazu geeignet ist, die Perspektive von Unternehmen auf die Technologie

und die damit assoziierten Vorteile und Hindernisse zu ergründen. Vielmehr zeigt sich, dass hier eine größere Forschungslücke besteht und es neben der technischen auch eine betriebswirtschaftliche Sichtweise zu Business Process Mining benötigt, um ein umfassenderes Bild zu erhalten.

Besonders deutlich wird die Diskrepanz zwischen der technischen und der betriebswirtschaftlichen Sichtweise bei den Hindernissen, mit denen sich Unternehmen konfrontiert sehen, die Process Mining einsetzen möchten. Während die bisweilen technisch geprägte Process-Mining-Literatur konsequenterweise die technischen Herausforderungen von Process Mining diskutiert, gaben die Teilnehmer dieser Studie bei der Frage nach den größten Hindernissen für den Einsatz von Process Mining beinahe ausschließlich betriebswirtschaftliche Gründe an. Die aktuelle Process-Mining-Literatur hat demnach keine Antwort auf die Probleme, mit denen sich Unternehmen in der Praxis konfrontiert sehen, und berücksichtigt diese in ihrer Forschung bisweilen kaum.

Die Anbieter beziehungsweise Entwickler von Process-Mining-Lösungen müssen sich allerdings an den Zielen und dem Kontext ihrer Kunden orientieren, damit die entstehenden Produkte auch in der Praxis erfolgreich sein können. Forschung im technischen Bereich, welche die Ziele und Gegebenheiten von Unternehmen außer Acht lässt, wird in der Praxis entsprechend weniger Relevanz erfahren. Somit könnte auch die technisch geprägte Process-Mining-Literatur durchaus von einer betriebswirtschaftlichen Perspektive profitieren.

Alles in allem würde ein interdisziplinärer Ansatz, in dem sowohl eine technische als auch betriebswirtschaftliche Perspektive einbezogen wird, praxisorientiertere Forschung ermöglichen, auf deren theoretischer Grundlage marktreife Lösungen entwickelt werden könnten.

Bedeutung der Ergebnisse für Anbieter

In Anbetracht der Ergebnisse dieser Studie stellt sich zudem die Frage, was diese für die Vermarktung von Process-Mining-Software implizieren. In Bezug auf die Vorteile von Process Mining hilft ein Blick auf das verwendete Framework von Farbey et. al. (1995). Dem Framework nach sollten die identifizierten Vorteile, welche Unternehmen im Einsatz von Process Mining sehen, mit zunehmender Stufe schwerer gegenüber Stakeholdern zu kommunizieren sein, ein höheres Risiko darstellen und mehr Ungewissheit bezüglich des tatsächlichen Outcomes beinhalten. Die Vorteile von

Automatisierung (Stufe 2) und MIS & DSS (Stufe 4) sollten dementsprechend leichter zu kommunizieren sein, ein vorhersehbareres Ergebnis liefern und als weniger risikobehaftet betrachtet werden als die Vorteile von Process Mining als Teil der Infrastruktur (Stufe 5) oder dessen Beitrag zur Digitalen Transformation (Stufe 8). Demnach ist anzunehmen, dass sich die Vorteile der Stufen 2 & 4 besser für die Vermarktung von Process Mining eignen als die Stufen 5 & 8. Dies bedeutet nicht, dass die Vorteile dieser Stufen nicht kommuniziert werden sollten. Vielmehr sollten diese aber in der zweiten Reihe stehen und nicht als Unique Selling Point genutzt werden, da es sich bei Process Mining ohnehin um ein komplexes Produkt handelt und diese Vorteile zusätzlich schwerer zu kommunizieren sein dürften. Zudem sollten die Vorteile von Process Mining als ein MIS & DSS (mehr Kontrolle, Planbarkeit und eine umfassendere Entscheidungsbasis) vor allem dem Management des Kunden kommuniziert werden, um dessen Unterstützung für derartige Projekte zu fördern.

Unternehmen, die Process-Mining-Lösungen vermarkten wollen, sollten zusätzlich versuchen, die möglichen Hinderungsgründe bei ihren potenziellen Kunden aktiv zu entkräften, indem sie entsprechende Argumente wie beispielsweise die Möglichkeit zur Anonymisierung betonen. Diese Argumente wiederum kann der Ansprechpartner beim Kunden dann nutzen, um unternehmensinternen Bedenken bei den Mitarbeitern und im Management entgegenzuwirken. Dies ist vermutlich der einzige Weg für Anbieter, diesbezüglich Einfluss zu nehmen, denn die meisten potenziellen Hinderungsgründe liegen außerhalb ihrer Kontrolle. So können Anbieter und Unternehmensberatungen weder direkt die Akzeptanz der Mitarbeiter ihrer Kunden verändern, noch werden viele bereit sein, den Preis auf Kosten des eigenen Profites zu senken. Entsprechend gilt es bei den relevanten Herausforderungen, frühzeitig und proaktiv die finanziellen Vorteile zu kommunizieren, welche die Kosten rechtfertigen.

Limitationen der Studie

Die Limitationen dieser Arbeit kommen vor allem aus der Zusammenarbeit mit der BDO Consulting GmbH sowie der geringen Anzahl an Teilnehmern und deren Verteilung. Ersteres ist in der Partnerschaft zwischen der BDO Consulting GmbH und dem Process-Mining-Anbieter Celonis begründet, da die Teilnehmer dieser Studie vor allem Kunden der BDO Consulting GmbH waren, welche Software von Celonis im Einsatz haben. Dies betrifft 70,40% aller Teilnehmer dieser Studie und 90,05% der Teilnehmer aus

Unternehmen, in denen Process Mining derzeit im Einsatz ist. Entsprechend dürfte ein Großteil der Antworten des Fragebogens im Kontext der Process-Mining-Software von Celonis getroffen worden sein. Es ist an dieser Stelle allerdings anzumerken, dass Celonis in Europa laut Forrester (2020) einen Marktanteil von über 60% hält.

Die zweite größere Limitation der Arbeit ist die geringe Anzahl an Teilnehmern, welche die statistischen Möglichkeiten limitierte und lediglich zulässt, Zusammenhänge zwischen den Variablen anhand des Spearman-Korrelationskoeffizienten festzustellen. Die Ergebnisse der Studie sollten aufgrund dessen in zukünftiger Forschung näher untersucht werden. Zudem kamen die meisten Teilnehmer der Studie aus Unternehmen, die Process Mining bereits im Einsatz haben, womit nicht sicher zu sagen ist, ob die Antworten die allgemeine Perspektive von Unternehmen auf die Technologie widerspiegeln.

Zusätzliche kleinere Limitationen umfassen einzelne Fragen wie die nach dem Anteil der angeschlossenen Prozesse an Process-Mining-Lösungen. Die Beantwortung dieser Fragen setzt voraus, dass die Teilnehmer einen guten Überblick über die Prozesslandschaft des Unternehmens haben, was wiederum nicht zwingend der Fall ist, da beispielsweise auch Fachbereichsleiter an der Studie teilgenommen haben.

Empfehlungen für weiterführende Forschung

Alles in allem wurde diese Studie durchgeführt, um die Vorteile und Hindernisse von Process Mining aus der Perspektive von Unternehmen zu erforschen. Dies ist ein erster Schritt, um die Entscheidungsfindung potenzieller Process-Mining-Kunden besser zu verstehen und der Literatur eine betriebswirtschaftliche Sichtweise hinzuzufügen.

Da sich die Technologie Process Mining derzeit allerdings sehr schnell weiterentwickelt und Anbieter durch neue Funktionen und Kombinationen mit anderen Technologien wie beispielsweise Task Mining und RPA zusätzliche Anwendungsbereiche erschließen, ist weitere Forschung auf diesem Gebiet in naher Zukunft erforderlich. Denn die in dieser Arbeit diskutierten Vorteile und Hindernisse von Process Mining stehen letztendlich im Kontext der aktuellen technologischen Möglichkeiten und der daraus resultierenden Angebote der Softwareanbieter und geben lediglich einen Hinweis darauf, welche Bereiche für zukünftige Forschung interessant wären. Außerdem sollten die spezifischen Hindernisse und Vorteile von Interesse genauer untersucht werden, um ein tieferes Verständnis für die unternehmerische Perspektive zu erlangen. Dabei ist ein qualitativer Forschungsansatz zu empfehlen, bevor eine daraus resultierende quantitative Umfrage

erfolgen kann, da die bisherige Literatur im Bereich des Process Mining noch zu wenig zu den hier bearbeiteten Problemstellungen beitragen kann. Des Weiteren wäre es interessant, die Vorteile und Hindernisse auf Basis der verschiedenen Gruppen (Unternehmen, die Process Mining bereits einsetzen; Unternehmen, die Process Mining nicht einsetzen, aber der Meinung sind, davon profitieren zu können, und Unternehmen die Process Mining nicht einsetzen und nicht davon ausgehen, davon profitieren zu können) zu vergleichen, um Unterschiede bei deren Ansichten zu ermitteln. Zudem wäre es sinnvoll, die Vorteile aus der Sicht diverser Branchen zu untersuchen, um herauszufinden, ob sich die Ansichten der Unternehmen zwischen den Branchen unterscheiden, oder ob es sich nicht vielmehr um eine Technologie handelt, von der alle Organisationen zu einem gewissen Grad profitieren können. Letzteres würde wiederum die Erwartung fördern, dass Process Mining in naher Zukunft so selbstverständlich zum Standardrepertoire von Unternehmen gehören wird, wie das heute bereits mit ERP-Systemen der Fall ist.

13. Referenzen

Accorsi, Rafael, Meike Ullrich, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „Process Mining“. *Informatik-Spektrum* 35 (5): 354–59. <https://doi.org/10.1007/s00287-012-0641-4>.

Ailenei, Irina, Anne Rozinat, Albert Eckert, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „Definition and Validation of Process Mining Use Cases“. In *Business Process Management Workshops*, herausgegeben von Florian Daniel, Kamel Barkaoui, und Shahram Dustdar, 99:75–86. Lecture Notes in Business Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-28108-2_7.

Badakhshan, Peyman, Jerome Geyer-Klingenberg, Thomas Vogelgesang, German Bernhart, Janina Nakladal, und Steffen Schenk. 2019. „The Action Engine–Turning Process Insights into Action“. In *In Proceedings of International Conference on Process Mining (ICPM)*. Aachen, Deutschland.

Baker, Michael J., Hrsg. 2003. *The marketing book*. 5th ed. Oxford ; Boston: Butterworth-Heinemann.

Beuthner, Corinna. o. J. „PROCESS MINING HAT DAS ZEUG ZUM ‚NEXT BIG THING‘“. Zugegriffen 24. April 2021. https://mehrwerk.net/mehrwerk-infos/presse/process-mining-hat-das-zeug-zum-next-big-thing?utm_source=sm&utm_medium=mwk&utm_campaign=interview180411&utm_term=process-mining.

Buijs, J. C. A. M., Boudewijn F. van Dongen, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „Towards Cross-Organizational Process Mining in Collections of Process Models and Their Executions“. In *Business Process Management Workshops*, herausgegeben von Florian Daniel, Kamel Barkaoui, und Shahram Dustdar, 100:2–13. Lecture Notes in Business Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-28115-0_2.

Bundeskanzleramt. 2021. „Europäische Wirtschaft stark von Rezession und Arbeitslosigkeit betroffen“. *Wirtschaft* (blog). Zugegriffen 16. April 2021. <https://www.bundeskanzleramt.gv.at/themen/covid-19-massnahmen-der-eu/wirtschaft.html>.

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. 2020. „Betroffenheit deutscher Unternehmen durch die Corona- Pandemie“. Zugegriffen 18. Januar 2021. <https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Pressemitteilungen/2020/20200507-deutsche-unternehmen-von-der-corona-krise-stark-betroffen-staatliche-hilfen-und-unterstuetzungsmassnahmen-kommen-an.html>.

Burattin, Andrea. 2015. „Long-term View Scenario“. In *Process Mining Techniques in Business Environments*, von Andrea Burattin, 207:65–68. Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-17482-2_9.

Carmona, Josep, Andreas Solti, Boudewijn van Dongen, und Matthias Weidlich. 2018. *Conformance Checking: Relating Processes and Models*. 1st ed. 2018. Cham: Springer International Publishing : Imprint: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-99414-7>.

Celonis SE. o. J. „Celonis Process Automation“. Zugegriffen 23. Februar 2021a. <https://www.celonis.com/de/intelligent-business-cloud/process-automation>.

Celonis SE. o. J. „Real Time Data Ingestion“. Zugegriffen 21. April 2021b. <https://www.celonis.com/ems/platform/real-time-data-ingestion/>.

Celonis SE. 2021. *Celonis Intelligent Business Cloud*. https://www.celonis.com/?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=dach_search_general&creative=515653803778&keyword=celonis&matchtype=p&network=g&device=c&_bt=515653803778&_bk=celonis&_bm=p&_bn=g&_bg=126848052211&gclid=CjwKCAjw7J6EBhBDEiwA5UUM2hgPCAg7buXoQYSz8f7kVMIUSWfWjALFcGy1B7Op7gU-Sj6oDoVL8xoC5wEQAvD_BwE.

Chiu, Tiffany, und Mieke Jans. 2019. „Process Mining of Event Logs: A Case Study Evaluating Internal Control Effectiveness“. *Accounting Horizons* 33 (3): 141–56. <https://doi.org/10.2308/acch-52458>.

Cho, Minsu, Minseok Song, Marco Comuzzi, und Sooyoung Yoo. 2017. „Evaluating the Effect of Best Practices for Business Process Redesign: An Evidence-Based Approach Based on Process Mining Techniques“. *Decision Support Systems* 104 (Dezember): 92–103. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.10.004>.

Cohen, Jacob. 1977. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Rev. ed. New York: Academic Press.

Davenport, Thomas, und Andrew Spanyi. 2019. „What Process Mining Is, and Why Companies Should Do It“. 13. April 2019. <https://hbr.org/2019/04/what-process-mining-is-and-why-companies-should-do-it>.

Di Francescomarino, Chiara, Remco Dijkman, und Uwe Zdun, Hrsg. 2019. *Business Process Management Workshops: BPM 2019 International Workshops, Vienna, Austria, September 1–6, 2019, Revised Selected Papers*. Bd. 362. Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-37453-2>.

Diba, Kiarash, Kimon Batoulis, Matthias Weidlich, und Mathias Weske. 2020. „Extraction, Correlation, and Abstraction of Event Data for Process Mining“. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery* 10 (3). <https://doi.org/10.1002/widm.1346>.

Dogen, B.F. van, und S. Shabani. 2015. „Relational XES: Data Management for Process Mining“. *Proceedings of the CAiSE 2015 Forum at the 27th International Conference on Advanced Information Systems Engineering*, Juni, 169–76.

- Dongen, B. F. van, A. K. Alves de Medeiros, und L. Wen. 2009. „Process Mining: Overview and Outlook of Petri Net Discovery Algorithms“. In *Transactions on Petri Nets and Other Models of Concurrency II*, herausgegeben von Kurt Jensen und Wil M. P. van der Aalst, 5460:225–42. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-00899-3_13.
- Döring, Nicola, und Jürgen Bortz. 2016. „Datenanalyse“. In *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften*, von Nicola Döring und Jürgen Bortz, 597–784. Springer-Lehrbuch. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5_12.
- Dumas, Marlon, Wil van der Aalst, und Arthur Ter Hofstede, Hrsg. 2005. *Process-aware information systems: bridging people and software through process technology*. Hoboken, N.J: Wiley-Interscience.
- Dunzer, Sebastian, Matthias Stierle, Martin Matzner, und Stephan Baier. 2019. „Conformance Checking: A State-of-the-Art Literature Review“. In *Proceedings of the 11th International Conference on Subject-Oriented Business Process Management - S-BPM ONE '19*, 1–10. Seville, Spain: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3329007.3329014>.
- Earl, Michael J. 1989. *Management strategies for information technology*. Business information technology series. New York: Prentice Hall.
- Eck, Maikel van, Xixi Lu, Sander J. J. Leemans, und Wil Van der Aalst. 2015. „PM 2 : A Process Mining Project Methodology“. *International Conference on Advanced Information Systems Engineering CAiSE 2015: Advanced Information Systems Engineering (Mai)*: 297–313.
- Elleuch, Marwa, Nour Assy, Nassim Laga, Walid Gaaloul, Oumaima Alaoui Ismaili, und Boualem Benatallah. 2020. „A Meta Model for Mining Processes from Email Data“. In *2020 IEEE International Conference on Services Computing (SCC)*, 152–61. Beijing, China: IEEE. <https://doi.org/10.1109/SCC49832.2020.00028>.
- El-Wafi, Khaled. 2020. „Siemens: Process Mining for Operational Efficiency in Purchase2Pay“. In *Process Mining in Action*, herausgegeben von Lars Reinkemeyer, 75–96. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-40172-6_12.
- Everest Group Inc. 2020. „Process Mining – Technology Vendor Landscape with Products Peak Matrix“.
- Everest Group Inc. 2021. „Everest Group Homepage“. Zugegriffen 28. Mai 2021. <https://www.everestgrp.com>.
- Fahland, Dirk, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „Repairing Process Models to Reflect Reality“. In *Business Process Management*, herausgegeben von Alistair Barros, Avigdor Gal, und Ekkart Kindler, 7481:229–45. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-32885-5_19.

- Farbey, B., F. F. Land, und D. Targett. 1995. „A Taxonomy of Information Systems Applications: The Benefits’ Evaluation Ladder“. *European Journal of Information Systems* 4 (1): 41–50. <https://doi.org/10.1057/ejis.1995.5>.
- Ferreira, Diogo. R. 2017. „Control-Flow Perspective“. In *A Primer on Process Mining*, von Diogo R. Ferreira, 15–29. SpringerBriefs in Information Systems. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-56427-2_2.
- Filipe, Joaquim, und Hugo Gamboa. 2008. *Biomedical Engineering Systems and Technologies*. Dordrecht: Springer.
<https://public.ebookcentral.proquest.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=417169>.
- Fleig, Christian, Dominik Augenstein, und Alexander Maedche. 2018. „Designing a Process Mining-Enabled Decision Support System for Business Process Standardization in ERP Implementation Projects“. In *Business Process Management Forum*, herausgegeben von Mathias Weske, Marco Montali, Ingo Weber, und Jan vom Brocke, 329:228–44. Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-98651-7_14.
- Fleig, Christian, und Alexander Maedche. 2017. „Towards the Design of a Process Mining-Enabled Decision Support System for Business Process Transformation“. *CAiSE-Forum-DC*, 170–78.
- Furneaux und Wade. 2011. „An Exploration of Organizational Level Information Systems Discontinuance Intentions“. *MIS Quarterly* 35 (3): 573.
<https://doi.org/10.2307/23042797>.
- Garcia, Cleiton dos Santos, Alex Meinheim, Elio Ribeiro Faria Junior, Marcelo Rosano Dallagassa, Denise Maria Vecino Sato, Deborah Ribeiro Carvalho, Eduardo Alves Portela Santos, und Edson Emilio Scalabrin. 2019. „Process Mining Techniques and Applications – A Systematic Mapping Study“. *Expert Systems with Applications* 133 (November): 260–95. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.003>.
- Geyer-Klingenberg, Jerome, Janina Nakladal, Fabian Baldauf, und Fabian Veit. 2018. „Process Mining and Robotic Process Automation: A Perfect Match“. In *Business Process Management: 16th International Conference, BPM 2018*. Springer Nature Switzerland. https://www.researchgate.net/profile/Jerome_Geyer-Klingenberg/publication/326466901_Process_Mining_and_Robotic_Process_Automation_A_Perfect_Match/links/5b4f787ea6fdcc8dae2b378c/Process-Mining-and-Robotic-Process-Automation-A-Perfect-Match.pdf.
- González López de Murillas, Eduardo, Hajo A. Reijers, und Wil M. P. van der Aalst. 2019. „Connecting Databases with Process Mining: A Meta Model and Toolset“. *Software & Systems Modeling* 18 (2): 1209–47. <https://doi.org/10.1007/s10270-018-0664-7>.
- Grisold, Thomas, Jan Mendling, Markus Otto, und Jan vom Brocke. 2020. „Adoption, Use and Management of Process Mining in Practice“. *Business Process Management Journal* ahead-of-print (ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/BPMJ-03-2020-0112>.

Günther, Christian W., und Van der Aalst, Wil. 2006. „A Generic Import Framework for Process Event Logs“. In *Business Process Management Workshops*, herausgegeben von Johann Eder und Schahram Dustdar, 4103:81–92. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/11837862_10.

Hess, Thomas. 2019. *Digitale Transformation strategisch steuern: Vom Zufallstreffer zum systematischen Vorgehen*. 1. Auflage 2019. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.

Höpner, Alex, Christoph Kapalschinski, und Anja Müller. 2019. „Deutsches Start-up Celonis erreicht Bewertung von 2,5 Milliarden Dollar“. *Handelsblatt*, November.
<https://www.handelsblatt.com/technik/it-internet/process-mining-spezialist-deutsches-start-up-celonis-erreicht-bewertung-von-2-5-milliarden-dollar/25253078.html?ticket=ST-748-yUkMPT9kz9oFNVzq7tfH-ap5>.

Huang, Zhengxing, Xudong Lu, und Huilong Duan. 2012. „Resource Behavior Measure and Application in Business Process Management“. *Expert Systems with Applications* 39 (7): 6458–68. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.12.061>.

Jans, Mieke, Michael Alles, und Miklos Vasarhelyi. 2013. „The Case for Process Mining in Auditing: Sources of Value Added and Areas of Application“. *International Journal of Accounting Information Systems* 14 (1): 1–20.
<https://doi.org/10.1016/j.accinf.2012.06.015>.

Johnston, Wesley J., und Jeffrey E. Lewin. 1996. „Organizational Buying Behavior: Toward an Integrative Framework“. *Journal of Business Research* 35 (1): 1–15.
[https://doi.org/10.1016/0148-2963\(94\)00077-8](https://doi.org/10.1016/0148-2963(94)00077-8).

Kerremans, Marc, Samantha Searle, Tushar Srivastava, und Kimihiko Iijima. 2020. „Market Guide for Process Mining“. Gartner.
<https://www.gartner.com/en/documents/3991229/market-guide-for-process-mining>.

Koschmider, Agnes, Ralf Laue, und Dirk Fahland, Hrsg. 2020. *Prozessmanagement und process-mining*. De gruyter studium. Boston: DE GRUYTER.

Lantow, Birger, Tom Baudis, und Fabienne Lambusch. 2019. „Mining Personal Service Processes: Towards a Conceptualization for the Time Perspective“. In *Business Information Systems Workshops*, herausgegeben von Witold Abramowicz und Rafael Corchuelo, 373:61–72. Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-36691-9_6.

Leno, Volodymyr, Artem Polyvyanyy, Marlon Dumas, Marcello La Rosa, und Fabrizio Maria Maggi. 2020. „Robotic Process Mining: Vision and Challenges“. *Business & Information Systems Engineering*, März. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00641-4>.

Leoni, Massimiliano de, und Wil M. P. van der Aalst. 2013. „Aligning Event Logs and Process Models for Multi-perspective Conformance Checking: An Approach Based on Integer Linear Programming“. In *Business Process Management*, herausgegeben von Florian Daniel, Jianmin Wang, und Barbara Weber, 8094:113–29. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-40176-3_10.

Ma, Guojun. 2015. „Research on the Data Warehouse in the Design Process of the Database Application System“. In *Proceedings of the 2015 4th International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering*. Guangzhou, China: Atlantis Press. <https://doi.org/10.2991/iccmcee-15.2015.11>.

Mahendrawathi, E.R., Shania Olivia Zayin, und Firman Jati Pamungkas. 2017. „ERP Post Implementation Review with Process Mining: A Case of Procurement Process“. *Procedia Computer Science* 124: 216–23. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.12.149>.

Maita, Ana Rocío Cárdenas, Lucas Corrêa Martins, Carlos Ramón López Paz, Laura Rafferty, Patrick C. K. Hung, Sarajane Marques Peres, und Marcelo Fantinato. 2018. „A Systematic Mapping Study of Process Mining“. *Enterprise Information Systems* 12 (5): 505–49. <https://doi.org/10.1080/17517575.2017.1402371>.

Mannhardt, Felix. 2018. „Multi-Perspective Process Mining Proefschrift“.

Mărușter, Laura, und Nick R. T. P. van Beest. 2009. „Redesigning Business Processes: A Methodology Based on Simulation and Process Mining Techniques“. *Knowledge and Information Systems* 21 (3): 267–97. <https://doi.org/10.1007/s10115-009-0224-0>.

Müller, Oliver, Maria Fay, und Jan vom Brocke. 2018. „The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics“. *Journal of Management Information Systems* 35 (2): 488–509. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1451955>.

Nakatumba, Joyce, und Wil M. P. van der Aalst. 2010. „Analyzing Resource Behavior Using Process Mining“. In *Business Process Management Workshops*, herausgegeben von Stefanie Rinderle-Ma, Shazia Sadiq, und Frank Leymann, 43:69–80. Lecture Notes in Business Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-12186-9_8.

Özcan, Rıfat, und Institute of Electrical and Electronics Engineers, Hrsg. 2013. *2013 International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO 2013): Ankara, Turkey, 7 - 9 November 2013*. Piscataway, NJ: IEEE.

Palanisamy, Ramaraj, Jacques Verville, Christine Bernadas, und Nazim Taskin. 2010. „An Empirical Study on the Influences on the Acquisition of Enterprise Software Decisions: A Practitioner’s Perspective“. *Journal of Enterprise Information Management* 23 (5): 610–39. <https://doi.org/10.1108/17410391011083065>.

Park, Sungbum, und Young Sik Kang. 2016. „A Study of Process Mining-Based Business Process Innovation“. *Procedia Computer Science* 91: 734–43. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.066>.

- Peters, Ralf, und Markus Nauroth. 2019. *Process-Mining: Geschäftsprozesse: smart, schnell und einfach. essentials*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-24170-4>.
- Pravilovic, Sonja, Annalisa Appice, und Donato Malerba. 2014. „Process Mining to Forecast the Future of Running Cases“. In *New Frontiers in Mining Complex Patterns*, herausgegeben von Annalisa Appice, Michelangelo Ceci, Corrado Loglisci, Giuseppe Manco, Elio Masciari, und Zbigniew W. Ras, 8399:67–81. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-08407-7_5.
- PwC. 2019. „Are Your Business Processes a Black Box?“. <https://www.pwc.be/en/FY20/documents/20191203-pwc-process-mining-are-your-business-processes-a-black-box.pdf>.
- Richards, Gregory, William Yeoh, Alain Yee Loong Chong, und Aleš Popovič. 2019. „Business Intelligence Effectiveness and Corporate Performance Management: An Empirical Analysis“. *Journal of Computer Information Systems* 59 (2): 188–96. <https://doi.org/10.1080/08874417.2017.1334244>.
- Robinson, Patrick J., Charles W. Faris, und Yoram Wind. 1967. *Industrial Buying and Creative Marketing*. Boston Allyn & Bacon.
- Rozinat, A. 2010. *Process Mining: Conformance and Extension*. Technische Universiteit Eindhoven.
- Rozinat, A., und Van der Aalst, Wil. 2008. „Conformance Checking of Processes Based on Monitoring Real Behavior“. *Information Systems* 33 (1): 64–95. <https://doi.org/10.1016/j.is.2007.07.001>.
- Schäfermeyer, Markus, Christoph Rosenkranz, und Roland Holten. 2012. „The Impact of Business Process Complexity on Business Process Standardization: An Empirical Study“. *Business & Information Systems Engineering* 4 (5): 261–270. <https://doi.org/10.1007/s12599-012-0224-6>.
- Seara, Luis Galdo, und De Carvalho, Renate Medeiros, Hrsg. 2019. *MODELSWARD 2019 Proceedings of the 7th International Conference on Model-Driven Engineering and Software Development: Prague, Czech Republic, February 20-22, 2019*.
- Seeliger, Alexander, Alejandro Sánchez Guinea, Timo Nolle, und Max Mühlhäuser. 2019. „ProcessExplorer: Intelligent Process Mining Guidance“. In *Business Process Management*, herausgegeben von Thomas Hildebrandt, Boudewijn F. van Dongen, Maximilian Röglinger, und Jan Mendling, 11675:216–31. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-26619-6_15.
- Sheth, Jagdish N. 1973. „A Model of Industrial Buyer Behavior“. *Journal of Marketing* 37 (4): 50–56. <https://doi.org/10.1177/002224297303700408>.
- Taulli, Tom. 2020. „Process Mining“. In *The Robotic Process Automation Handbook*, von Tom Taulli, 273–92. Berkeley, CA: Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5729-6_12.

- Todd, Adrienne. 2020. „Celonis beeindruckt durch jährliches Wachstum im dreistelligen Bereich und wird auf der Forbes Cloud 100 Liste ausgezeichnet“. 16. September 2020. <https://www.celonis.com/de/press/celonis-recognized-for-its-impressive-hypergrowth-on-the-forbes-cloud-100/>.
- Van der Aalst, Wil, A. K. Alves de Medeiros, und A. J. M. M. Weijters. 2005. „Genetic Process Mining“. In *Applications and Theory of Petri Nets 2005*, herausgegeben von Gianfranco Ciardo und Philippe Darondeau, 3536:48–69. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/11494744_5.
- Van der Aalst, Wil, T. Weijters, und L. Maruster. 2004. „Workflow Mining: Discovering Process Models from Event Logs“. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 16 (9): 1128–42. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2004.47>.
- Van der Aalst, Wil. 2015. „Extracting Event Data from Databases to Unleash Process Mining“. In *BPM - Driving Innovation in a Digital World*, herausgegeben von Jan vom Brocke und Theresa Schmiedel, 105–28. Management for Professionals. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-14430-6_8.
- Van der Aalst, Wil, Maja Pesic, und Minseok Song. 2010. „Beyond Process Mining: From the Past to Present and Future“. In *Active Flow and Combustion Control 2018*, herausgegeben von Rudibert King, 141:38–52. Notes on Numerical Fluid Mechanics and Multidisciplinary Design. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-642-13094-6_5.
- Van der Aalst, Wil, Hajo A. Reijers, und Minseok Song. 2005. „Discovering Social Networks from Event Logs“. *Computer Supported Cooperative Work (CSCW)* 14 (6): 549–93. <https://doi.org/10.1007/s10606-005-9005-9>.
- Van der Aalst, Wil, und Minseok Song. 2004. „Mining Social Networks: Uncovering Interaction Patterns in Business Processes“. In *Business Process Management*, herausgegeben von Jörg Desel, Barbara Pernici, und Mathias Weske, 3080:244–60. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-25970-1_16.
- Van der Aalst, Wil. 2019. „A Practitioner’s Guide to Process Mining: Limitations of the Directly-Follows Graph“. *Procedia Computer Science* 164: 321–28. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.189>.
- Van der Aalst, Wil. 2011. *Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes*. Berlin: Springer.
- Van der Aalst, Wil. 2011. „Using Process Mining to Bridge the Gap between BI and BPM“. *Computer* 44 (12): 77–80. <https://doi.org/10.1109/MC.2011.384>.
- Van der Aalst, Wil. 2012. „Process Mining: Overview and Opportunities“. *ACM Transactions on Management Information Systems* 3 (2): 1–17. <https://doi.org/10.1145/2229156.2229157>.

Van der Aalst, Wil. 2020. „On the Pareto Principle in Process Mining, Task Mining, and Robotic Process Automation“. <http://www.padsweb.rwth-aachen.de/wvdaalst/publications/p1139.pdf>.

Van der Aalst, Wil. 2016. *Process mining: data science in action*. 2nd edition. New York, NY: Springer Berlin Heidelberg.

Van der Aalst, Wil. 2013. „Service Mining: Using Process Mining to Discover, Check, and Improve Service Behavior“. *IEEE Transactions on Services Computing* 6 (4): 525–35. <https://doi.org/10.1109/TSC.2012.25>.

Van der Aalst, Wil, Arya Adriansyah, Ana Karla Alves de Medeiros, Franco Arcieri, Thomas Baier, Tobias Blickle, Jagadeesh Chandra Bose, u. a. 2012. „Process Mining Manifesto“. In *Business Process Management Workshops*, herausgegeben von Florian Daniel, Kamel Barkaoui, und Schahram Dustdar, 99:169–94. Lecture Notes in Business Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-28108-2_19.

Van der Aalst, Wil, H.A. Reijers, A.J.M.M. Weijters, B.F. van Dongen, A.K. Alves de Medeiros, M. Song, und H.M.W. Verbeek. 2007. „Business Process Mining: An Industrial Application“. *Information Systems* 32 (5): 713–32. <https://doi.org/10.1016/j.is.2006.05.003>.

Van der Aalst, Wil, M.H. Schonenberg, und M. Song. 2011. „Time Prediction Based on Process Mining“. *Information Systems* 36 (2): 450–75. <https://doi.org/10.1016/j.is.2010.09.001>.

Verville, Jacques C., und Alannah Halington. 2002. „A Qualitative Study of the Influencing Factors on the Decision Process for Acquiring ERP Software“. *Qualitative Market Research: An International Journal* 5 (3): 188–98. <https://doi.org/10.1108/13522750210432995>.

Weber, B, Dogen, B.F., Pesic, M, Günther, C.W., und W.M.P. Aalst, van der. 2007. *Supporting Flexible Processes through Recommendations Based on History*. Eindhoven: Beta, Research School for Operations Management and Logistics.

Webster, Frederick E., und Yoram Wind. 1972. „A General Model for Understanding Organizational Buying Behavior“. *Journal of Marketing* 36 (2): 12–19. <https://doi.org/10.1177/002224297203600204>.

14. Anhang

14.1. Fragebogen zur Datenerhebung

Process Mining aus der Perspektive von Unternehmen

Sehr geehrte Teilnehmerin, sehr geehrter Teilnehmer,

die vorliegende Umfrage wird im Zuge einer Masterarbeit an der Universität Wien in Kooperation mit der BDO Consulting GmbH erstellt und durchgeführt.

Mit dieser Studie soll ermittelt werden, welche Vorteile und Hindernisse Unternehmen in Bezug auf Process Mining bisher sehen.

Als Gegenleistung für Ihre Teilnahme werden Ihnen die Ergebnisse der Umfrage für Ihre Branche im Sinne des Benchmarking nach der Auswertung zugesendet.

Diese Umfrage ist anonym. Sie werden nach Abschluss auf ein Microsoft Forms weitergeleitet, wo Sie Ihre E-Mail Adresse angeben können.

Ist gibt **kein Zeitlimit** für die Beantwortung der Fragen.

Es ist nicht möglich zur vorherigen Frage zurückzukehren, wenn diese bereits abgeschlossen wurde.

Bei Fragen, die mit einem **roten Stern** gekennzeichnet sind, handelt es sich um Pflichtfragen.

Die Bearbeitung der **Umfrage dauert etwa 9 Minuten**.

Bei eventuellen Fragen zur Umfrage stehe ich Ihnen unter der folgenden E-Mail Adresse zur Verfügung:

a11837112@unet.univie.ac.at

Ansprechpartner: Peter Hauner

In dieser Umfrage sind 21 Fragen enthalten.

Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt? *

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Ja
☐ Nein

Welche der folgenden Process Mining Lösungen werden in Ihrem Unternehmen eingesetzt?

Produktname (Anbieter)

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Ja' bei Frage '1 [NVPMIU] (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)'

❗ Bitte wählen Sie die zutreffenden Antworten aus:

Bitte wählen Sie alle zutreffenden Antworten aus:

- ☐ Apromore (Apromore)
☐ ARIS Process Mining (Software AG)
☐ BusinessOptix (BusinessOptix)
☐ Celonis Intelligent Business Cloud (Celonis)
☐ Disco (Fluxicon)
☐ EverFlow (EverFlow)
☐ Explora (Integris)
☐ LANA Process Mining (Magellanic) und/ oder LANA Connect (Rockhopper) (Lana Labs)
☐ Logpickr Process Explorer 360 (Logpickr)
☐ MEHRWERK ProcessMining (MPM) (Mehrwerk)
☐ Minit (Minit)
☐ myInvenio (Cognitive Technology)
☐ PAFnow (Process Analytics Factory PAF)
☐ ProM, ProM Lite, RapidProM, PM4Py (Process Mining Gruppen an der TU/e und RWTH)
☐ ProDiscovery (Puzzle Data)
☐ QPR ProcessAnalyzer (QPR Software)
☐ StereoLOGIC 2020 (StereoLOGIC)
☐ Signavio Process Intelligence (Signavio)
☐ Timeline (ABBY)
☐ UiPath Process Mining (UiPath)

☐ Andere:

Welchen Anteil an Prozessen hat ihr Unternehmen an Process Mining angebunden?

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Ja' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ 1% - 10% der Prozesse
- ☐ 10% - 25% der Prozesse
- ☐ 25% - 50% der Prozesse
- ☐ Mehr als 50% der Prozesse

Nutzt der Einsatz von Process Mining Ihrem Unternehmen?

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Ja' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Ja
- ☐ Eher ja
- ☐ Eher nein
- ☐ Nein

Plant Ihr Unternehmen in Zukunft Process Mining einzusetzen?

*

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Nein' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Definitiv ja
- ☐ Eher ja
- ☐ Eher nein
- ☐ Definitiv nein

Plant Ihr Unternehmen in Zukunft mehr Process Mining einzusetzen?

*

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Ja' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Definitiv ja
- ☐ Eher ja
- ☐ Eher nein
- ☐ Definitiv nein

Würde der Einsatz von Process Mining Software Ihrem Unternehmen nutzen? *

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Nein' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Definitiv ja
- ☐ Wahrscheinlich ja
- ☐ Wahrscheinlich nein
- ☐ Definitiv nein

Was sind Ihrer Meinung nach die größten Vorteile von Process Mining für ein Unternehmen?

Bitte wählen Sie die zutreffende Antwort für jeden Punkt aus:

[illegible]

Für wie relevant halten Sie folgende Faktoren bei der Überlegung Process Mining in Ihrem Unternehmen einzusetzen? *

Bitte wählen Sie die zutreffende Antwort für jeden Punkt aus:

	Sehr relevant	Relevant	Eher relevant	Weder noch	Eher nicht relevant	Nicht relevant	Überhaupt nicht relevant
Wettbewerbsdruck durch Konkurrenten	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Technologische Überlegenheit von Process Mining gegenüber bisheriger Software	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Umsetzung von Regularien und Gesetzen durch Process Mining	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Steigerung der Mitarbeiterproduktivität	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Direkte Wertschöpfung durch neue Features	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Mehr Kontrolle der Manager über geschäftliche Aktivitäten	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Bessere Entscheidungsbasis von Managern	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Bessere Planbarkeit für Manager durch mehr Informationen	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Process Mining als Grundlage für zukünftige wertschöpfende Aktivitäten, Applikationen oder Projekte	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Erzielen von strategischen Wettbewerbsvorteilen	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Steigerung der Produktivität und Performance des Unternehmens	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Neue Ansätze des Managements und der Organisation	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Ermöglichen neuer Geschäftsmodelle	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Process Mining als Teil der Digitalen Transformation	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Kosten des Unternehmens zu senken	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Steigerung der Effizienz im Unternehmen	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Schnelleres reagieren auf zukünftige Veränderungen	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Was hält Ihrer Meinung nach Unternehmen **am meisten davon ab** Process Mining einzusetzen?

Inwiefern stimmen Sie den folgenden Aussagen über Process Mining in Bezug auf Ihr Unternehmen zu? *

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Nein' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

Bitte wählen Sie die zutreffende Antwort für jeden Punkt aus:

	Stimme voll zu	Stimme zu	Stimme eher zu	Weder noch	Stimme eher nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme überhaupt nicht zu
Die Kosten für die Software sind zu hoch	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Die Kosten für die Implementierung sind zu hoch	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Die operativen Kosten von Process Mining sind zu hoch	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Wir erwarten keinen positiven Return on Investment (ROI) bei dem Einsatz von Process Mining	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Unsere Mitarbeiter hätten Schwierigkeiten mit Process Mining Software zu arbeiten	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Die Zugriffsrechte können bei Process Mining Software nicht ausreichend kontrolliert / beschränkt werden	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Die Informationen aus Process Mining Software sind nicht akkurat, präzise oder konsistent	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Process Mining Software ist nicht flexibel genug um an Veränderungen angepasst zu werden	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Es ist schwer die Funktionsweise von Process Mining zu verstehen	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Process Mining Software ist nicht benutzerfreundlich genug	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Wir kennen die Einsatzmöglichkeiten (Use Cases) von Process Mining	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Wir kennen die nötigen Voraussetzungen um Process Mining einsetzen zu können	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Wir suchen aktiv nach Informationen über Process Mining	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Haben Sie sich bereits über Process Mining Lösungen informiert?

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Nein' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?)

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

☐ Ja

☐ Nein

Über welche der folgenden Anbieter haben Sie sich informiert?**Produktname (Anbieter)**

Beantworten Sie diese Frage nur, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

Antwort war 'Nein' bei Frage '1 [NVPMIU]' (Wird in Ihrem Unternehmen Process Mining eingesetzt?) und Antwort war 'Ja' bei Frage '15 [PROKEN]' (Haben Sie sich bereits über Process Mining Lösungen informiert?)

📌 Bitte wählen Sie die zutreffenden Antworten aus:

Bitte wählen Sie alle zutreffenden Antworten aus:

- ☐ Apromore (Apromore)
- ☐ ARIS Process Mining (Software AG)
- ☐ BusinessOptix (BusinessOptix)
- ☐ Celonis Intelligent Business Cloud (Celonis)
- ☐ Disco (Fluxicon)
- ☐ EverFlow (EverFlow)
- ☐ Explora (Integris)
- ☐ LANA Process Mining (Magellanic) und/ oder LANA Connect (Rockhopper) (Lana Labs)
- ☐ Logpickr Process Explorer 360 (Logpickr)
- ☐ MEHRWERK ProcessMining (MPM) (Mehrwerk)
- ☐ Minit (Minit)
- ☐ myInvenio (Cognitive Technology)
- ☐ PAFnow (Process Analytics Factory PAF)
- ☐ ProDiscovery (Puzzle Data)
- ☐ ProM, ProM Lite, RapidProM, PM4Py (Process Mining Gruppen an der TU/e und RWTH)
- ☐ QPR ProcessAnalyzer (QPR Software)
- ☐ StereoLOGIC 2020 (StereoLOGIC)
- ☐ Signavio Process Intelligence (Signavio)
- ☐ Timeline (ABBY)
- ☐ UiPath Process Mining (UiPath)

☐ Andere:

Zu welcher der folgenden Branchen zählen Sie Ihr Unternehmen am ehesten? *

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Handel
- ☐ Industrie / Produzierendes Gewerbe
- ☐ Energiebranche

☐ Andere:

Welcher der folgenden Titel passt am besten zu Ihrer derzeitigen Position im Unternehmen? *

📌 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Chief Executive Officer (CEO)
- ☐ Chief Information Officer (CIO)
- ☐ Chief Operation Officer (COO)
- ☐ Chief Digital Officer (CDO)
- ☐ IT Fachbereichsleiter
- ☐ Data Scientist / Data Engineer
- ☐ Fachbereichsleiter (z.B. Einkauf, Vertrieb etc.)
- ☐ Prozessmanager
- ☐ Qualitätsmanager
- ☐ Leiter des Kompetenzzentrums (Head of Center of Excellence)
- ☐ Head of Digitalization

☐ Andere:

Wie viele Mitarbeiter hat Ihr Unternehmen? *

🗳 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Bitte wählen Sie nur eine der folgenden Antworten aus:

- ☐ Mehr als 50.000
☐ 20.000 - 49.999
☐ 10.000 - 19.999
☐ 5.000 - 9.999
☐ 1.000 - 4.999
☐ 500 - 999
☐ 100 - 499
☐ Weniger als 100

Bitte vervollständigen Sie die folgenden Sätze. *

Bitte wählen Sie die zutreffende Antwort für jeden Punkt aus:

	Sehr hoch	Hoch	Eher hoch	Eher gering	Gering	Sehr gering
Die digitale Kompetenz unserer Mitarbeiter ist...	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Der Grad der Digitalisierung in unserem Unternehmen ist insgesamt...	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Die Priorität von Digitalisierung im Unternehmen ist...	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Der Grad der Digitalisierung unserer Geschäftsprozesse ist...	☐	☐	☐	☐	☐	☐

**Generelle Anmerkungen zu diesem Fragebogen:
(Optional)**

Bitte geben Sie Ihre Antwort hier ein:

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Die Ergebnisse Ihrer Branche werden Ihnen in wenigen Wochen per Email zugeschickt.

Mit freundlichen Grüßen,

Peter Hauner