

Friedrich-Schiller-Universität Jena
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät
Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik, insb. Business Intelligence
Prof. Dr. Simon Emde

Aktueller Stand von Prozess Mining als Methode zur Unterstützung der Prozessautomatisierung

Masterarbeit

Zur Erlangung des Grades Master of Science (M.Sc.)
im Studiengang BWL für Ingenieure und Naturwissenschaftler

Eingereicht von:

Jill Ann Ackfeld

Matrikelnummer: 195786

Gutachter:

Universitätsprofessor Dr. Simon Emde

Betreuer:

Sandra Niemz

Jena, 27.03.2023

Abstract

Prozess Mining ist eine Technologie, die Unternehmen bei der Verbesserung der Prozesse durch verschiedene Anwendungen wie *Process Discovery*, *Conformance Checking* oder *Predictive Process Mining* unterstützt. Prozessautomatisierung ist eine verbreitete Variante der Prozessverbesserung, da sie einen bedeutenden Wettbewerbsvorteil verspricht. Diese Studie untersucht anhand einer Literaturanalyse wie geeignet Prozess Mining für die Unterstützung der Prozessautomatisierung ist. Die Analyse bedient sich einer Systematisierung nach dem BPM-Lebenszyklus und der Level of Automation Taxonomie. Prozess Mining weist viel Potential für die Unterstützung der Automatisierung auf, aber es bleibt unklar, inwieweit dieses Potential in der Praxis umgesetzt werden kann. Die Stärken von Prozess Mining liegen im Diagnostischen Bereich, doch die Umsetzung wird kaum unterstützt. Die größten Hürden bildet hierbei die fehlende Limitation des Anwendungsbereichs von PM und das benötigte Expertenwissen für die Anwendung.

Inhaltsverzeichnis

Abstract.....	I
I Abbildungsverzeichnis	IV
II Tabellenverzeichnis	V
III Abkürzungsverzeichnis	VI
1 Einleitung	1
2 Theoretische Grundlagen des Prozessmanagements	4
2.1 Business Prozess Management.....	5
2.2 Prozess Automatisierung	7
2.2.1 Systematisierung der Automatisierung.....	8
2.2.2 Implementierung der Prozessautomatisierung	10
3 Theoretische Grundlagen des Prozess Mining	14
3.1 Historische Entwicklung.....	15
3.2 Anwendung.....	16
3.3 Tools	18
4 Methode.....	19
4.1 Literatur Recherche	19
4.2 Systematisierungsschema	19
4.3 Bewertungsschema	23
4.4 Bewertung des LOAT.....	24
5 Ergebnisse.....	25
5.1 Beschreibung der Literatur	25
5.2 Bewertungskriterien nach BPM-Lebenszyklus	25
5.2.1 Datenanbindung.....	25
5.2.2 Prozessfindung	28
5.2.3 Prozessanalyse	30
5.2.4 Prozessverbesserung.....	32
5.2.5 Implementierung.....	34
5.2.6 Prozessüberwachung	35
5.3 Bewertungskriterien nach Organisationssicht	39
5.3.1 Kosten.....	39
5.3.2 Bedienbarkeit.....	40
5.4 Bewertung der LOAT	41

6	Interpretation und Diskussion der Ergebnisse	44
6.1	Klassisches Prozess Mining.....	44
6.2	Dynamisches Prozess Mining.....	47
6.3	Aktuelle Herausforderungen und Entwicklung	48
7	Schlussbetrachtung	51
7.1	Zusammenfassung	51
7.2	Limitationen.....	51
7.3	Ausblick.....	52
IV	Literaturverzeichnis	V
V	Anhang	XX
	a. Level of Automation Taxonomy	XX

I **Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 1: BPM – Lebenszyklus	5
Abbildung 2: Ablauf der Potentialanalyse zur Implementation von Automatisierung .	11
Abbildung 3: Hauptgründe für die seltene Nutzung von Systemen zur Unterstützung des Prozessbetriebs	13
Abbildung 4: Venn Diagram Data Science, Process Mining und Process Science	14
Abbildung 5: Fiktive Ereignisdaten zur Demonstration des Aufbaus	15
Abbildung 6: LOAT-Stufen für PM	41

II Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: 10 Level of Automatisation	9
Tabelle 2: Systematisierungsschema orientiert an dem BPM-Lebenszyklus.....	20
Tabelle 3: Bewertungskriterien aus Organisationssicht	22
Tabelle 4: Kriterien des Bewertungsschemas.....	23
Tabelle 5: Auswertung von Datenverarbeitung.....	26
Tabelle 6: Auswertung von Prozessfindung.....	28
Tabelle 7: Auswertung von Prozessanalyse	31
Tabelle 8: Auswertung von Prozessverbesserung	33
Tabelle 9: Auswertung von Implementierung.....	34
Tabelle 10: Auswertung von Prozessüberwachung.....	36
Tabelle 12: Level of Automation Taxonomy nach Save und Freudenberg.....	XX

III Abkürzungsverzeichnis

BPM	Business Process Management
KI	Künstliche Intelligenz
LOA	Level of Automation
LOAT	Level of Automation Taxonomy
ML	Maschinelles Lernen
PM	Prozess Mining
PPM	Predictive Process Monitoring
RPA	Robotic Process Automation
UI	User Interface (dt. Benutzeroberfläche)
UIL	User Interaction Logs
WFM	Workflow Management
XES	eXtensible Event Stream

1 Einleitung

Standardisierte und automatisierte Abläufe stehen oft als Synonym für eine Verbesserung der Qualität, Produktivität, Sicherheit und Effizienz und ermöglichen Variabilität ¹. Unter dem Begriff Industrie 4.0 versteht man einen vom Management unterstützten Fokus auf die Prozesse und deren Integration durch IT-Service ². Ziel ist dabei die Verbesserung der Prozesse, u. a. durch Automatisierung. Für die Umsetzung der Prozessautomatisierung gibt es kein einheitliches Vorgehen. Neue technologische Entwicklungen im Bereich der Datenwissenschaften bieten neue Erkenntnisse und Methoden für eine verbesserte Prozessautomatisierung. Neben maschinellem Lernen (ML) und Künstlicher Intelligenz (KI) bietet Prozess Mining (PM) die Modellierung und Analyse von spezifisch prozessbezogenen Daten.

2012 hat die Prozess Mining Taskforce der IEEE erstmals ein Manifest veröffentlicht, welches das Potential und die Problemstellungen des PM aufführt ³. PM ermöglicht Unternehmen durch das Auswerten von Ereignisdaten und -protokollen Prozessabläufe, so wie sie in der Realität stattfinden, abzubilden und zu analysieren. Eine der bekanntesten Analysemethoden ist das *Conformance Checking*, welches Ist- und Soll-Prozesse miteinander vergleicht ^{4 5}. Darüber hinaus bietet PM die Möglichkeit, Key Performance-Indikatoren (KPI) wie die Durchlaufzeit zu analysieren und zu prognostizieren ^{6 7}. Dies ermöglicht *Performance Evaluation* und kontinuierlichen Prozesssupport ⁸. Die meisten Prozessmodelle haben das Problem, dass wenige Modellmodifikationen rund 80% der Durchläufe beschreiben und dadurch das Bild eines schlanken Prozesses vortäuschen, da die wirklichen Probleme und das Verbesserungspotential in den übrigen 20% stecken. PM ist in der Lage, die Randphänomene in die Analyse mit einzubeziehen ⁹.

Mittlerweile gibt es über 35 freie und kommerzielle Anbieter für PM-Tools ¹⁰. Neben den reinen Analysefähigkeiten werben diese häufig mit dem Potential der Automatisierung

¹ vgl. Schröder 2010, S. 5

² vgl. Obermaier 2019

³ vgl. van der Aalst u. a. 2012

⁴ vgl. van der Aalst 2012

⁵ vgl. Garcia u. a. 2019

⁶ vgl. Vasilyev 2013

⁷ vgl. Garcia u. a. 2019

⁸ vgl. Delgado u. a. 2011

⁹ vgl. van der Aalst 2022b

¹⁰ Process and Data Science Group - RWTH Aachen University 2023

durch PM^{11 12 13}. Dennoch ist PM noch kein weitverbreitetes Tool¹⁴. Eine Studie von Deloitte hat für 2020 ergeben, dass 63% der befragten Unternehmen derzeit PM nutzen. Die befragten Unternehmen kamen dabei gezielt aus Branchen, wie IT oder Prozessoptimierung in denen ein früher Einsatz von PM zu erwarten ist¹⁵. 10 Jahre nach Veröffentlichung des Manifests wurde in einer aktualisierten Version unter anderem der nachhaltige Einsatz von PM und das automatisierte Umsetzen von PM-Erkenntnissen als aktuelle Forschungslücke identifiziert. Wenn PM eine zentrale Rolle in der Prozessautomatisierung und Überwachung zugeteilt werden kann, würde dies den anfänglichen Aufwand, die Technologie zu implementieren, legitimieren und die Anwendung von PM weiter verbreiten¹⁶.

Ziel der Masterarbeit ist demnach die Beantwortung der Frage:

In welchem Rahmen unterstützt PM die Prozessautomatisierung bereits und welches Potential bzw. welche Limitationen begleiten die Weiterentwicklung?

Dafür werden zuerst jeweils die theoretischen Grundlagen des Prozessmanagements und des PMs erläutert. In Abschnitt 2 wird dazu genau auf den Ablauf der Prozessautomatisierung als Maßnahme der Prozessverbesserung eingegangen. Die Theorie des BPM-Lebenszyklus bildet einen Teil des Rahmenwerkes, anhand welchem die Ergebnisse systematisiert wurden. Abschnitt 3 definiert PM und beschreibt zum einen die historische Entwicklung von PM und zum anderen erläutert er die aktuellen Anwendungen und Toolunterstützung. Darauf folgt die Beschreibung der Methodik und des Bewertungsschemas. Die Arbeit basiert auf einer umfangreichen Literaturanalyse nach Watson und Webster¹⁷. Die Systematisierung der Literatur richtet sich dabei zum einen nach den technischen Anforderungen der Prozessautomatisierung und zum anderen nach den Organisationsanforderungen. Abschnitt 5 fasst die Ergebnisse der Literaturanalyse zusammen. Dabei werden die aktuellen Entwicklungen, Grenzen und Limitationen von PM in Bezug auf die Prozessautomatisierung hervorgehoben. Zum Schluss wird anhand der Level of Automation Taxonomie (LOAT) die aktuelle Autonomie von PM selbst bestimmt. Diese Ergebnisse werden dann, in der Diskussion unter Berücksichtigung der theoretischen Grund-

¹¹ vgl. Kaelble 2022, S. 23ff.

¹² vgl. van der Aalst 2022b

¹³ vgl. UiPath 2023

¹⁴ van der Aalst 2022b

¹⁵ Galic und Wolf 2021, S. 14

¹⁶ van der Aalst und Carmona 2022

¹⁷ vgl. Watson und Webster 2002

lagen in Bezug auf die Forschungsfrage weiter diskutiert. Die Schlussbetrachtung fasst die gewonnenen Erkenntnisse zusammen und nimmt kritisch Bezug auf die Limitationen dieser Forschungsarbeit. Final wird im Ausblick angegeben welche weiteren Forschungslücken bestehen.

2 Theoretische Grundlagen des Prozessmanagements

Prozesse sind im Allgemeinen als „sich über eine gewisse Zeit erstreckender Vorgang, bei dem etwas [allmählich] entsteht“ definiert¹⁸. Das Endprodukt muss dabei nicht in physischer Form vorliegen und so lassen sich sämtliche Handlungen und Abläufe als Prozess definieren. Diese sind meist nicht statisch, sondern verändern sich über die Zeit, oft unbemerkt, auf dynamische Weise¹⁹.

In einem Unternehmen kommen eine Vielzahl von Prozessen zusammen, um mit der Zeit Wert zu produzieren. Die Art der Prozesse reicht dabei von Fertigungs- und Produktionsprozessen über administrative Prozesse bis zu Führungs- und strategischen Prozessen. Die Betrachtung der Geschäftsprozesse und der jeweilige Fokus haben sich dabei über die Zeit zusammen mit dem Verständnis und den Zielen der Unternehmen in der Gesellschaft verändert. Während der zweiten Industriellen Revolution (1870–1969) lag der Fokus insbesondere auf den Produktionsprozessen, welche zuerst das Ziel der Massenproduktion verfolgten. Mit der dritten Industriellen Revolution (1969–2015), welche durch den Einsatz von Computer- und IT-Systemen gekennzeichnet ist, war es möglich auch Parameter wie Kosten, Qualität und Zeit zu berücksichtigen^{20 21}. Heutzutage spricht man von der Industrie 4.0, ein Begriff, der bereits seit 2011 die Entwicklungen der deutschen Industrie zu größerer Wettbewerbsfähigkeit beschreibt²². Obwohl nicht einheitlich definiert, richtet sich der Fokus im Kern auf die Integration sämtlicher Systeme und Daten, um die Unternehmensleistung weiter zu optimieren. Der Fokus liegt dabei nicht mehr auf den Produktionsprozessen allein, sondern betrachtet die Unterstützenden von administrativen Prozessen gleichermaßen^{23 24 25}. Die Bedeutung der Prozesse im unternehmerischen Kontext hat demnach über die Zeit stark zugenommen, sodass ihnen mittlerweile eine zentrale Rolle in der Wettbewerbsfähigkeit eines Unternehmens zugeschrieben wird. Somit sind Unternehmensprozesse auch von strategischer Bedeutung.

¹⁸ Duden.de 2022

¹⁹ vgl. Hull, Mendling, und Tai 2018a, S. 33

²⁰ vgl. van Der Aalst, La Rosa, und Santoro 2016, S. 2

²¹ vgl. Lindsay, Downs, und Lunn 2003, S. 1015f.

²² vgl. Hermann, Pentek, und Otto 2016, S. 3929

²³ vgl. van Der Aalst u. a. 2016, S. 2

²⁴ vgl. Drath und Horch 2014, S. 57

²⁵ vgl. Hermann u. a. 2016, S. 3932f.

2.1 Business Prozess Management

Durch die strategische Relevanz der Prozesse wuchs das Bedürfnis nach einer prozessorientierten Managementstrategie. Das Business Prozess Management (BPM) ist ein Überbegriff, der Aspekte wie *Business Prozess (Re)Engineering*, *Prozess Innovation*, *Prozess Modelling* und *Workflow Management (WFM)* vereint²⁶. Die Kernaufgabe des BPM besteht darin, Prozesse zu analysieren, zu kontrollieren und zu verbessern, um einheitliche Leistung und Transparenz zu garantieren^{27 28 29}. Dies wird umgesetzt durch die Integration von Software, Techniken, Methoden, Design und Wissen³⁰. Die Erforschung dieser fällt unter den Bereich der Prozesswissenschaften. Borcke u. a. definieren diese durch vier Aspekte: (1) Prozesse stehen im Mittelpunkt. (2) Wir untersuchen Prozesse wissenschaftlich durch (3) eine interdisziplinäre Linse und wollen (4) Prozesse beeinflussen und verändern, um Wirkung zu erzielen³¹.

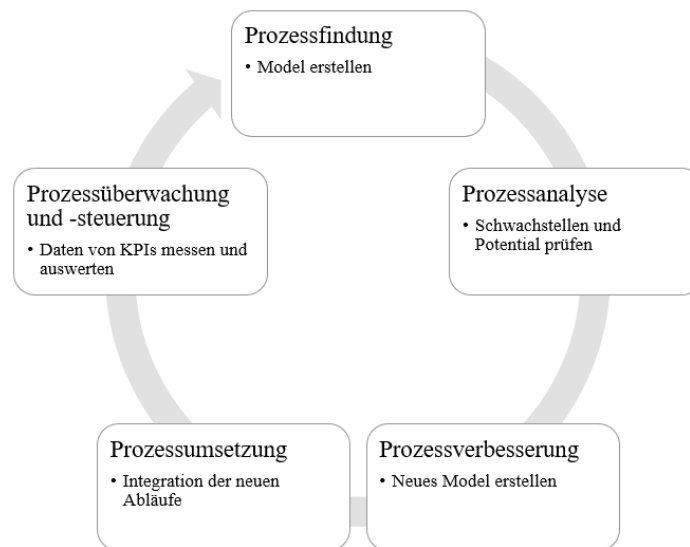


Abbildung 1: BPM – Lebenszyklus³²

Der *BPM-Lebenszyklus* bietet eine theoretische Vorlage, wie die Prozesse in einem Unternehmen betrachtet werden sollten, siehe Abbildung 1. Zu Beginn in der Prozessfindungsphase, muss ein einzelner Prozess identifiziert und modelliert werden. Es gibt

²⁶ vgl. Rosemann und De Bruin 2005, S 2

²⁷ vgl. Mohamed Zairi 2009, S. 64

²⁸ vgl. Hull, Mendling, und Tai 2018b, S. 1

²⁹ vgl. Hull u. a. 2018a, S. 311

³⁰ vgl. Weske, Van Der Aalst, und Verbeek 2004, S. 2

³¹ vgl. vom Brocke u. a. 2021, S. 3

³² Eigene Abbildung nach Hull u. a. 2018b, S. 21

verschiedene Modellierungssprachen, die jeweils unterschiedliche Perspektiven eines Prozesses betonen. Die dynamische Perspektive beschreibt die Handlungsabläufe und den Kontrollfluss³³. Diese kann unter anderem durch Direct Follow Graph (DFG), Business Process Management Notation (BPMN) oder Petri Netze dargestellt werden³⁴. Das Modell bildet die Grundlage für die Analysephase. In dieser sollen durch verschiedene Methoden Schwachstellen wie Bottlenecks oder Redundanzen identifiziert werden. Die Modellierungssprache hat einen Einfluss darauf, welche Aspekte des Prozesses analysiert werden können³⁵. Die hier gewonnenen Erkenntnisse beeinflussen, in welchem Maße der Prozess in der Verbesserungsphase umgestaltet wird. In der Implementierungsphase werden sowohl die IT-Prozesse als auch das Arbeitsverhalten dem neuen Prozess nach angepasst. Sobald dieser implementiert ist, wird die neue Leistung gemessen und überwacht, bis der Prozess in einem ständigen Verbesserungszyklus wieder überarbeitet wird³⁶. Das Ziel von BPM ist somit die dauerhafte Verbesserung aller Businessprozesse zu gewährleisten.

Eine einheitliche Definition für die Umsetzung des BPM-Lebenszyklus gibt es nicht, so dass BPM unterschiedliche Ausprägungen annehmen kann³⁷. Insbesondere sind hier die IT-Sicht und die holistische Methode zu unterscheiden. Die IT-Sicht betrachtet die Prozessautomatisierung und fokussiert somit Prozessanalyse und Verbesserung, während die holistische Methode BPM als neue Art der Unternehmensführung sieht, die den Prozessfokus nicht nur rein technisch, sondern auch in der Unternehmenskultur generell umsetzt. Wie ausgeprägt BPM in einem Unternehmen vorliegt, kann anhand des *Maturity Levels* bestimmt werden³⁸.

Das WFM wird manchmal separat zu BPM aufgeführt. Traditionell unterstützen WFM-Systeme insbesondere die Prozessimplementierung und -überwachung, jedoch nicht die Prozessanalyse, welche ein wichtiger Bestandteil aller BPM-Systeme ist³⁹. Dadurch, dass sich WFM nur auf die Prozessumsetzung bezieht, wird es oft im Zusammenhang mit

³³ vgl. Mili u. a. 2010, S. 7

³⁴ vgl. van der Aalst 2022b, S. 6

³⁵ vgl. Mili u. a. 2010, S. 53

³⁶ vgl. Hull u. a. 2018b, S. 22

³⁷ vgl. Lindsay u. a. 2003

³⁸ vgl. Rosemann und De Bruin 2005, S. 1f.

³⁹ vgl. Weske u. a. 2004, S. 2f.

der Prozessautomatisierung besprochen^{40 41}. Im Folgenden wird WFM nicht gesondert betrachtet, sondern wird als Teil des BPM verstanden.

2.2 Prozess Automatisierung

Eine spezielle Unterart der Prozessverbesserung ist die Prozessautomatisierung. Automatisierung ist das Ersetzen menschlicher Arbeit durch „künstliche Systeme, die selbsttätig ein Programm befolgen und dabei aufgrund des Programms Entscheidungen zur Steuerung und ggf. Regelung von Prozessen treffen.“⁴²

Automatisierung ist dann sinnvoll, wenn sich für das Unternehmen daraus Vorteile erzielen lassen. In der Theorie kann ein automatisierter Prozess die Planungssicherheit verbessern, Fehler reduzieren, Arbeitnehmerbedarf senken und den Prozess beschleunigen⁴³. All diese Verbesserungen tragen zu einem Wettbewerbsvorteil bei, was die Prozessautomatisierung zu einer beliebten Unternehmenspraktik macht^{44 45}. Diese hat sich parallel zum BPM weiterentwickelt. Während lange der Fokus auf der Optimierung einzelner Prozessschritte der Produktion lag, wird heutzutage ein holistisches Vorgehen für die Automatisierung aller Prozesse angestrebt⁴⁶. Dazu ist ein umfassendes Prozessverständnis nötig. Einen ineffizienten oder fehlerhaften Prozess zu automatisieren hat zur Folge, dass die Probleme weiter verstärkt werden⁴⁷.

Automatisierung kann vielseitig umgesetzt werden. Bei einzelnen Tätigkeiten ist das Ziel die Standardisierung, damit sich wiederholende Aufgaben von einem künstlichen System durchgeführt werden können⁴⁸. Ein Beispiel dafür ist *Robotic Process Automation* (RPA). RPA nutzt Softwareroboter, um Tätigkeiten auszuführen, die zuvor ein Mensch manuell an der Benutzeroberfläche von Systemen ausgeführt hat⁴⁹. Hauptmerkmal dieser

⁴⁰ vgl. van Der Aalst u. a. 2016, S. 2

⁴¹ vgl. Hull u. a. 2018a, S. 13f.

⁴² Voigt 2018

⁴³ vgl. Schröder 2010, S. 5

⁴⁴ vgl. Jämsä-Jounela 2007, S. 211

⁴⁵ vgl. Hull, Mendling, und Tai 2018c, S. 309

⁴⁶ vgl. Jämsä-Jounela 2007, S. 212

⁴⁷ vgl. Hull u. a. 2018b, S. 23

⁴⁸ vgl. Voigt 2018

⁴⁹ vgl. van der Aalst, Bichler, und Heinzl 2018

Aufgaben ist ihre Wiederholungshäufigkeit und Einfachheit. RPA operiert dabei auf der Basis von vordefinierten Regeln, welche den Einsatzbereich einschränken ⁵⁰.

Der Nachteil der Automatisierung ist die eingeschränkte Flexibilität und Entscheidungsfähigkeit, die ein künstliches System im Vergleich zum Menschen hat ^{51 52}. Die Integration von Flexibilität in einem automatisierten Prozess ist eine aktuelle Herausforderung von Automatisierung ^{53 54}. Technologien wie KI und ML versuchen die Differenz dieser Fähigkeiten zu verringern ⁵⁵. Doch auch KI existiert aktuell nur als *narrow* KI und ist somit durch ein spezifisches Aufgabenfeld limitiert ⁵⁶.

2.2.1 Systematisierung der Automatisierung

In Abhängigkeit davon, welche Aspekte eigenständig von der Maschine durchgeführt werden können, unterscheidet man zwischen Teil- und Vollautomatisierung ⁵⁷. Sheridan und Verplank definierten 1978 erstmals die *10 Level of Automation* (LOA), siehe Tabelle 1.

Aus dieser Definition geht hervor, dass insbesondere der Informationsoutput und die Handlungskontrolle das Level der Automatisierung beeinflussen. In einem System ohne Automation gibt es keinen Informationsoutput und die volle Handlungsgewalt liegt bei dem Menschen. Die Unterstützung durch Informationen in Form von Handlungsoptionen kennzeichnet ein erstes Level der Automatisierung. Mit steigendem Level nimmt die Informationsmenge wieder ab, da das System eigenständig die Handlungsoptionen filtert. Dadurch wird die Handlungsgewalt des Menschen eingeschränkt und schließlich von dem System mit übernommen. Das letzte Level der Automatisierung beschreibt somit ein System, welches vollkommen eigenständig Handlungen durchführt, die nicht vom Menschen beeinflusst werden können, da dieser keine Informationen mehr von dem System erhält ⁵⁸.

⁵⁰ vgl. Syed u. a. 2020

⁵¹ vgl. Sheridan 2010, S. 663

⁵² vgl. Dumas u. a. 2022, S. 470ff.

⁵³ vgl. Voigt 2018

⁵⁴ vgl. IBM 2022

⁵⁵ vgl. Syed u. a. 2020, S. 9

⁵⁶ vgl. Gil u. a. 2020, S. 8

⁵⁷ vgl. Voigt 2018

⁵⁸ vgl. Sheridan und Verplank 1978

Tabelle 1: 10 Level of Automatisation ⁵⁹

Level	nach Sheridan und Verplank
1	Der Computer bietet keine Unterstützung: Der Mensch muss alle Entscheidungen und Handlungen selbst treffen.
2	Der Computer bietet einen kompletten Satz von Entscheidungs- und Handlungsalternativen an, oder
3	grenzt die Handlungsauswahl auf einige wenige ein, oder
4	schlägt eine Alternative vor;
5	führt diesen Vorschlag aus, wenn der Mensch zustimmt, oder
6	lässt dem Menschen eine begrenzte Zeit, um sein Veto einzulegen, bevor er automatisch ausgeführt wird, oder
7	führt automatisch aus und informiert dann notwendigerweise den Menschen, oder
8	informiert den Menschen nur, wenn er gefragt wird, oder
9	informiert den Menschen nur, wenn er, der Computer, dies beschließt.
10	Der Computer entscheidet alles und handelt autonom, ohne Rücksicht auf den Menschen.

Neuere Systematisierungen orientieren sich an den LOA von Sheridan und Verplank und enthalten somit auch die beiden Merkmale, Informationsoutputs und Handlungskontrolle ^{60 61 62}.

Eine Weiterentwicklung ist die Taxonomie des LOA (LOAT) von Save und Feuerberg ⁶³. Diese löst sich von dem alleinigen Ziel der Handlungsumsetzung und betrachtet mehrere Prozessziele innerhalb eines Gesamtprozesses. Dazu orientiert sich das Schema an den vier generischen Prozessschritten nach Parasuraman u. a., die ein Mensch-Maschine-System kennzeichnen ⁶⁴.

1. *Informationsbeschaffung*
2. *Informationsanalyse*
3. *Entscheidung/Selektion*
4. *Aktion/Umsetzung*

⁵⁹ Sheridan und Verplank 1978

⁶⁰ vgl. Endsley 1987

⁶¹ vgl. Save und Feuerberg 2012

⁶² vgl. Miller, Sun, und Ju 2014

⁶³ vgl. Save und Feuerberg 2012

⁶⁴ vgl. Parasuraman, Sheridan, und Wickens 2000, S. 287f.

Jede Art von Prozessschritt kann ein individuelles LOA erreichen, wodurch das gesamte System systematisch bewertet werden kann. Informationsbeschaffung und -verarbeitung haben Level 1 bis 5 und Entscheidung und Aktion gehen jeweils bis Level 6 und 8. Ein höheres Level zeigt auch hier einen höheren Automatisierungsgrad. Das gesamte LOAT nach Save und Freudenberg ist in Tabelle 11 im Anhang zu sehen. Mit LOAT ist es möglich, den Automatisierungsgrad von Prozessen weitgehend zu bestimmen und zu vergleichen. Die Perspektive liegt hier stark auf den Prozessen selbst. Die generischen Prozessschritte ähneln den ersten vier Bestandteilen des BPM-Lebenszyklus.

2.2.2 Implementierung der Prozessautomatisierung

Bei der Implementierung von Prozessautomatisierung unterscheidet man im allgemeinen zwischen *legacy automation* und *greenfield automation*. Ersteres bezieht sich auf die Automatisierung von Prozessen, die mit bereits existierender Hardware und Software arbeiten. Hierbei ist das Ziel, ein höheres LOAT zu erreichen. Von *greenfield automation* spricht man, wenn, zum ersten Mal, ein künstliches System in den Prozess integriert wird⁶⁵. Diese Situationen unterscheiden sich zum einen in ihrer Flexibilität, neue Systeme zu integrieren und zum anderen in ihren Investitionsanforderungen. Im Rahmen dieser Arbeit liegt der Fokus auf der *legacy automation*, da dieses Szenario die kontinuierliche Prozessverbesserung besser beschreibt und aufgrund der Einschränkungen komplexer ist⁶⁶.

Abbildung 2 zeigt den Ablauf der Entscheidung, ob eine Automatisierung umgesetzt werden kann. Dabei steht die Kosten-Nutzen-Analyse im Vordergrund. Für diese müssen zum einen die Umsetzungskosten und laufenden Kosten der Automatisierung ermittelt und zum anderen die daraus resultierenden Einsparungen prognostiziert werden⁶⁷. Sowohl die Kosten- als auch die Potentialanalyse sind abhängig von den aktuellen technologischen Voraussetzungen und dem Automatisierungsziel.

⁶⁵ vgl. Rinderle-Ma und Mangler 2021, S. 2

⁶⁶ vgl. Rinderle-Ma und Mangler 2021, S. 3

⁶⁷ vgl. Thiemann, Jörns, und Pauly 2020, S. 76

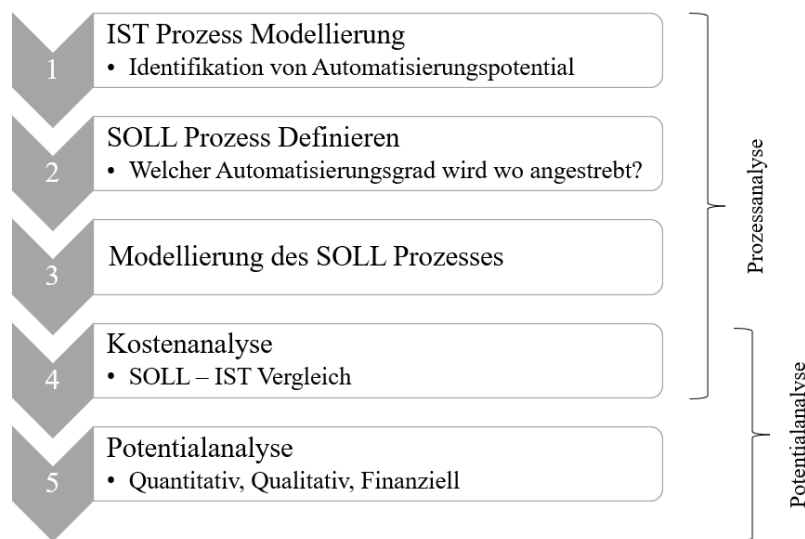


Abbildung 2: Ablauf der Potentialanalyse zur Implementation von Automatisierung⁶⁸

Rinderle-Ma und Mangler haben vier Aspekte für die Analyse der technischen Voraussetzungen bei Automatisierungsvorhaben definiert⁶⁹.

1. *Hardware-Lesefähigkeit*
2. *Hardware-Befehlsmöglichkeit*
3. *Mensch*
4. *Software*

Hardware-Lesefähigkeit analysiert, in welchem Rahmen Informationen aus der bestehenden Hardware ausgelesen werden können und ob diese den Ansprüchen des erstrebten Automatisierungsgrades genügen.

Hardware-Befehlsmöglichkeit analysiert die Kontrollmöglichkeiten, um die Hardware von außen zu steuern. Insbesondere stark repetitive Elemente, wie das Drücken eines Knopfes oder Betätigen eines Hebels, dienen als Anhaltspunkt für zukünftige Automatisierung.

Der Aspekt *Mensch* betrachtet, welche Schritte von Menschen ausgeführt werden und an welchen Stellen Schnittpunkte zur Maschine entstehen. In einem analog durchgeführten Prozessschritt ist das Sammeln und Auslesen von Prozessdaten besonders schwierig. Oft müssen Arbeiter zusätzlich zu ihrer Tätigkeit diese dokumentieren und Stress und Zeitmangel können zu unzuverlässigen Aussagen führen.

⁶⁸ Eigene Darstellung nach Obermaier, Hofmann, und Wagenseil 2019, S. 194

⁶⁹ Rinderle-Ma und Mangler 2021, S. 4f.

Software, die bereits genutzt wird anzupassen, kann ein aufwendiges und komplexes Unterfangen sein. Wichtige Bedingungen sind: (1) zuverlässige Schnittstellen, die es ermöglichen die alte Software zu integrieren, (2) eine Benutzeroberfläche, die neue Funktionen und die Automatisierung unterstützt, und (3) eine Datenbankschnittstelle, die alle nötigen Informationen für die Analysen bereitstellen kann.

Aus dem Vergleich von Ist- und Soll-Prozess in diesen vier Punkten gehen die Ergebnisse der Kostenanalyse hervor. Diese werden dem Einsparungspotential gegenübergestellt. Einsparungen sollten über einen längeren Zeitraum berücksichtigt werden und können durch gesteigerte Arbeitsgeschwindigkeit, bessere Qualität oder verringerten Ressourcenverbrauch prognostiziert werden ⁷⁰. Die Kosten-Nutzen-Analyse ist nicht das einzige Merkmal für eine erfolgreiche Automatisierung. Der menschliche Faktor ist nicht nur bei der technischen Beurteilung relevant, sondern sollte bei der Implementierung neuer Technologien gesondert betrachtet werden ^{71 72}.

Das Entscheidungstool von Almannai, Greenough und Kay, für die Wahl von Automatisierungstechnologien, ist demnach in die zwei Kategorien technologische Voraussetzungen und organisatorische Voraussetzungen aufgeteilt ⁷³. Die technologischen Voraussetzungen berücksichtigen dabei die oben genannten Punkte, mit einem Fokus auf die Kosten. Die organisatorischen Voraussetzungen beinhalten unter anderem die Übereinstimmung mit Strategie, Mitarbeiterfähigkeiten, Organisationsstruktur und ein arbeitsfreundliches Design.

Die menschliche Komponente ist eine nicht zu unterschätzende Herausforderung bei der Implementierung neuer IT-Systeme. Automatisierung bedeutet in jedem Fall Veränderung und wenn diese nicht angenommen werden, können neue Automatisierungsmöglichkeiten ungenutzt bleiben.

Aus einer Studie von Pikkusaari-Saikkonen geht hervor, dass in den zwei untersuchten Unternehmen nur 30% - 40% der Systeme zur Prozessunterstützung genutzt werden ^{74 75}. Abbildung 3 zeigt die sechs identifizierten Begründungen. Der größte Faktor ist das Fehlen von Wissen über das als zweiter Faktor angegebene zu komplexe System. Auch das

⁷⁰ vgl. Thiemann u. a. 2020, S. 68

⁷¹ vgl. Udo und Ebiefung 1999

⁷² vgl. Andrew 2003; zitiert nach Sheridan 2002

⁷³ vgl. Almannai, Greenough, und Kay 2008

⁷⁴ vgl. Pikkusaari-Saikkonen 2004

⁷⁵ vgl. Jämsä-Jounela 2007, S. 218

User Interface (UI) spielt eine signifikante Rolle, da diese in gleich drei der sechs Begründungen – Komplexe UI, fehlende UI und unbefriedigende UI – enthalten ist.

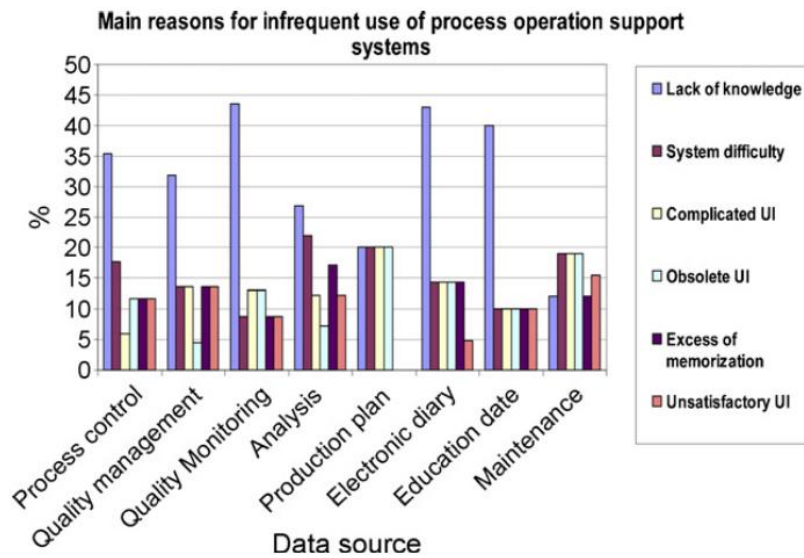


Abbildung 3: Hauptgründe für die seltene Nutzung von Systemen zur Unterstützung des Prozessbetriebs ⁷⁶

Um dem Fehlen von Wissen entgegenzuwirken und um die Automatisierung nachhaltig verwenden zu können, ist es notwendig, Spezialisten im Unternehmen auszubilden, die mit der Technologie umgehen können ⁷⁷.

⁷⁶ Pikkusaari-Saikkonen 2004, S. 103

⁷⁷ vgl. Thiemann u. a. 2020, S. 77

3 Theoretische Grundlagen des Prozess Mining

Prozess Mining (PM) ist eine Methode, deren Ziel es ist, Prozesse mit Hilfe von Ereignisdaten und -protokollen zu verstehen und zu verbessern. Der Fokus liegt dabei auf operativen Prozessen, die bereits Ereignisdaten über ihre Anbindung an die IT-Systeme ausgeben ⁷⁸. PM verbindet die Methoden des Data Mining mit den Zielen des BPM, wodurch Unternehmen einen detaillierten Einblick in die eigenen Arbeitsabläufe gewinnen können ⁷⁹. Abbildung 4 zeigt, wie sich Datenwissenschaften und Prozesswissenschaften zu PM überschneiden.

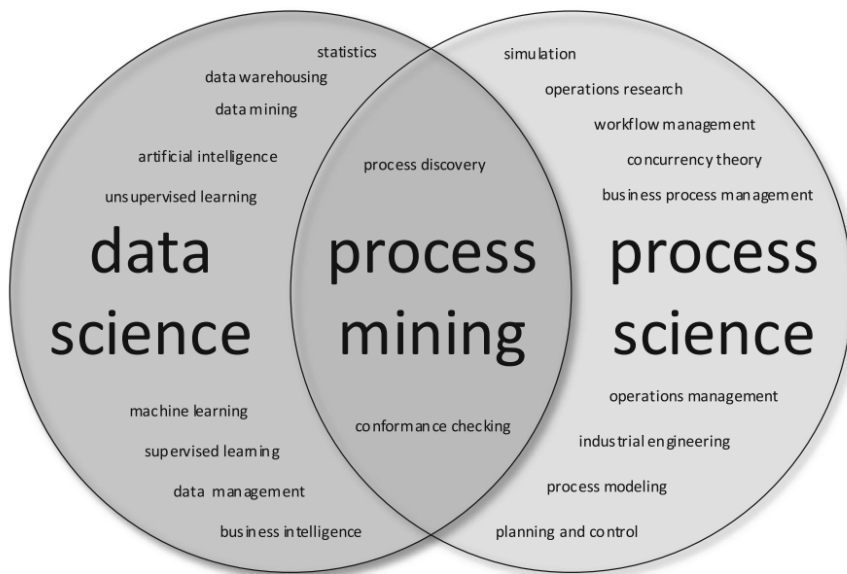


Abbildung 4: Venn Diagramm Data Science, Process Mining und Process Science ⁸⁰

Die benötigten Ereignisdaten entstehen automatisch durch den weitläufigen Einsatz von Cyber-Physischen Systemen. Die systematische Aufzeichnung dieser Daten durch z. B. ein ERP-System oder ein BPM-System, bildet die Grundlage von PM. Sobald eine neue Prozessinstanz initiiert wird, werden alle Aktivitäten, die diese Instanz durchläuft, und die Zeitstempel einem Fall (*Case*) zugeordnet und somit dokumentiert. Jeder Aktivität sind zudem Attribute, wie Bezeichnungen, Orte oder Ressourcenverbrauch, zugeschrieben ^{81 82}. Ein beispielhafter Aufbau der Ereignisdaten ist in Abbildung 5 zu sehen.

⁷⁸ vgl. van der Aalst 2022b, S.3

⁷⁹ vgl. van der Aalst u. a. 2012, S. 172

⁸⁰ Abbildung aus van der Aalst 2022b, S. 4

⁸¹ vgl. van der Aalst 2012, S. 3

⁸² vgl. De Weerd und Wynn 2022, S. 194ff.

Drei Grundanforderungen			Attribute		
Case ID	Aktivität	Time Stamp	Stadt	Menge	
Prozessinstanz C_0001	Anforderung Antrag	02/02/2023 15:50	München	477	Event
	Erstelle Antrag	02/02/2023 17:50	München	477	
	Sende Information	03/02/2023 10:50	München	477	
C_0001	Empfange Rückmeldung	04/02/2023 12:12	München	477	
C_0002	Anforderung Antrag	02/02/2023 08:07	Berlin	232	
	Erstelle Antrag	02/02/2023 16:33	Berlin	232	
	Antrag abgelehnt	05/02/2023 15:58	Berlin	232	

Abbildung 5: Fiktive Ereignisdaten zur Demonstration des Aufbaus⁸³

Anhand dieser Daten können Prozessabläufe modelliert, analysiert und verbessert werden⁸⁴. Die Analysen können nur so gut sein wie die zugrundeliegenden Daten. Im Data Mining ist der Ausdruck: „Garbage in, garbage out.“, geläufig und trifft auch auf PM zu^{85 86}. Die Datenqualität kann anhand von Kriterien wie Zuverlässigkeit, Vollständigkeit, Sicherheit und semantischer Kohärenz, bestimmt werden. Das Daten Maturity Level bietet eine fünfstufige Systematisierung der Qualitätsunterschiede. PM kann nur bei einem Daten Maturity Level von drei oder höher sinnvoll angewendet werden⁸⁷.

3.1 Historische Entwicklung

Aus dem vorherigen Kapitel zum Prozessmanagement geht hervor, warum Prozesse über die Zeit an Bedeutung gewonnen haben. Mit dem digitalen Wandel und der schnellen Zunahme der Datenmengen war es möglich, nicht mehr nur einzelne Arbeitsschritte, sondern Prozesse im Ganzen zu analysieren. 2004 wurde die Open-Source-Plattform ProM als erstes Tool für PM veröffentlicht⁸⁸. In den nächsten Jahren wurden immer mehr Tools

⁸³ Eigene Darstellung nach De Weerd und Wynn 2022, S. 194

⁸⁴ vgl. van der Aalst u. a. 2012, S. 174f.

⁸⁵ vgl. Suriadi u. a. 2017, S. 1

⁸⁶ vgl. van de Weerd und Wynn 2022, S. 204

⁸⁷ van der Aalst u. a. 2012, S. 179f.

⁸⁸ vgl. van der Aalst 2022b, S. 4

und erweiternde Plug-Ins entwickelt und auch kommerzielle Plattformen begannen PM-Technologien zu integrieren ⁸⁹.

2009 wurde von der IEEE eine Arbeitsgruppe ernannt, welche die aktuellen Entwicklungen des PM erforschte, um die Technologie in Forschung, Entwicklung, Bildung und der Industrie zu fördern. Diese Arbeitsgruppe, geleitet von van der Aalst, veröffentlichte 2012 ein Manifest, welches die leitenden Prinzipien des PM definiert und derzeitige Forschungslücken aufzählt ⁹⁰. Das Manifest ist die Grundlage sämtlicher PM-Forschung und postuliert sechs Leitprinzipien:

1. Ereignisdaten sind der wichtigste Bestandteil
2. Die Ereignisextraktion sollte durch Fragen angetrieben werden
3. Gleichzeitigkeit, Entscheidung und andere grundlegende Kontrollfluss-Konstrukte sollten unterstützt werden
4. Ereignisse und Modellelemente haben immer einen Bezug zueinander
5. Modelle sollten als zweckmäßige Abstraktionen der Realität behandelt werden
6. Prozess Mining sollte ein kontinuierlicher Prozess sein ⁹¹

Zehn Jahre später veröffentlichten van der Aalst und Carmona eine aktualisierte Version des Forschungsstandes von PM. Dieser weist unter anderem automatisierte Prozessverbesserungen als Forschungslücke auf ⁹².

3.2 Anwendung

PM ist eine Technologie, die in vielen Bereichen aus verschiedenen Gründen angewandt werden kann. Eine Umfrage von Deloitte 2021 hat ergeben, dass 77% der Befragten Prozessverbesserung durch PM erwarten und rund 53% einen verbesserten Prozess entwickeln konnten. 25% von diesen konnte die resultierende Verbesserung quantitativ messen ⁹³. Am häufigsten wird PM in Unternehmen in den Bereichen Einkauf und Beschaffung, Buchhaltung und Zahlung, Verkauf, IT und Logistik eingesetzt ⁹⁴. Im öffentlichen

⁸⁹ vgl. van der Aalst u. a. 2012, S. 172f.

⁹⁰ vgl. van der Aalst u. a. 2012

⁹¹ van der Aalst u. a. 2012, S. 179-184

⁹² vgl. van der Aalst und Carmona 2022, S. 200

⁹³ vgl. Galic und Wolf 2021, S. 11; 21

⁹⁴ vgl. Galic und Wolf 2021, S. 17

Sektor nutzen derzeit insbesondere Krankenhäuser und Verkehrsunternehmen wie die Deutsche Bahn PM ⁹⁵.

Das erste Prinzip von PM betont die Wichtigkeit der Ereignisdaten. Um diese aus verschiedenen Systemen auslesen zu können, wurde 2016 von der IEEE *eXtensible Event Stream* (XES) als Datenstandard für Ereignisdaten entworfen ⁹⁶. Man rechnet im Allgemeinen damit, dass die Datenvorverarbeitung 80% der gesamten Projektzeit in Anspruch nimmt. Bei wiederholter Verwendung von PM kann dieser Aufwand relativiert werden ⁹⁷.

Bei der Verwendung von PM ist *Process Discovery* meist der erste Schritt. Hierbei wird aus den Ereignisdaten ein Modell erstellt, welches möglichst viele der *Cases* beschreiben soll, ohne zu komplex zu sein. Die Modellierung des IST-Modells unterliegt somit den gleichen Regeln und Herausforderungen wie alle datengetriebenen Modelle ⁹⁸. Bei der Erstellung von Modellen unterstützt PM mehrere Modellierungssprachen, wie Petri Netze oder BPMN ⁹⁹.

Conformance Checking erlaubt den Vergleich zwischen einem IST-Prozess, welcher aus den Ereignisdaten modelliert wurde und einem SOLL-Prozess, der dem System als fertiges Modell übergeben wird. Abweichungen zwischen den Modellen können auf verschiedene Weisen gemessen werden, wie zum Beispiel durch *Rule Checking*, *Token Replay* oder *Alignments* ¹⁰⁰.

Performance Analysis erweitert den Vergleich zwischen SOLL und IST um die Analyse genereller Probleme, indem weitere Informationen der Attribute ausgelesen werden. Die Prozesse können dabei von verschiedenen Perspektiven betrachtet werden, um gezielte Informationen zu analysieren. Die Zeitperspektive erlaubt es Verspätungen, Engpässe oder Liegezeiten zu dokumentieren, während die Organisationsperspektive den Ressourcenverbrauch und die Rollenzuordnung betrachtet. Die Control-Flow-Perspektive bezieht sich auf die Abläufe und wird primär bei *Process Discovery* angewandt ¹⁰¹. *Multi-Perspective* Analyse bezeichnet die Berücksichtigung mehrerer Perspektiven ¹⁰².

⁹⁵ vgl. van der Aalst 2022b, S. 30f.

⁹⁶ vgl. van der Aalst u. a. 2016

⁹⁷ vgl. van der Aalst 2022b, S. 23

⁹⁸ vgl. van der Aalst 2022b, S. 23f.

⁹⁹ van der Aalst 2022a, S. 53ff.

¹⁰⁰ vgl. Carmona, van Dongen, und Weidlich 2022, S.162ff.

¹⁰¹ vgl. van der Aalst u. a. 2012, S. 175f.

¹⁰² vgl. Di Ciccio und Montali 2022, S. 141f.

Comparative PM stellt die Ereignisdaten in Abhängigkeit von ihrer Gruppierung gegenüber. So können zum Beispiel die Abläufe aus Februar mit denen aus März verglichen werden, oder der gleiche Prozess an zwei unterschiedlichen Standorten. Die Ergebnisse der Analyse helfen Unternehmen bei dem internen und externen Leistungsvergleich ¹⁰³.

Die bisher genannten PM-Techniken bilden das bereits Geschehene ab. *Predictive PM* ist die erste Technik, die im laufenden Prozess zukünftige Entwicklungen der Instanz prognostizieren kann ¹⁰⁴.

Action-Oriented PM nutzt die Erkenntnisse aus den vorherigen PM-Techniken, um automatisch Handlungen für die Prozessverbesserung zu identifizieren und in die Wege zu leiten. Der Fokus liegt hierbei auch auf einzelnen Prozessinstanzen, die im laufenden Prozess gesteuert werden sollen ¹⁰⁵.

Die Anwendungsbereiche des PM lassen sich somit in zwei Bereiche teilen. 1) Prozessverbesserung hat das Ziel den aktuellen Prozess zu analysieren und zu verbessern. Dazu werden historische Ereignisdaten ausgelesen 2) Prozesssteuerung nutzt aktuelle Ereignisdaten von nicht abgeschlossenen Instanzen, um den aktuellen Prozessablauf zu analysieren und zu steuern.

3.3 Tools

ProM war das erste PM-Tool, welches an der Technischen Universität Eindhoven entwickelt wurde, und als Open-Source-Programm einen schnellen Feature-Zuwachs verzeichnete ¹⁰⁶. Mittlerweile gibt es über 35 akademische und kommerzielle PM-Tools. Die Process and Data Science Group der RWTH Aachen Universität pflegt eine aktuelle Liste aller Tools ¹⁰⁷. Je nach Zielgruppe unterscheiden sich die Features, der einzelnen Tools stark. ProM ist insbesondere im akademischen Kontext gefragt, da sich leicht eigene Algorithmen und Methoden integrieren lassen. Das kommerzielle Tool Celonis hingegen ist wiederum dafür ausgelegt, von vielen Mitarbeitern in einem Konzern gleichzeitig genutzt zu werden ¹⁰⁸.

¹⁰³ vgl. van der Aalst 2022b, S. 27

¹⁰⁴ vgl. van der Aalst 2022b, S. 27f.

¹⁰⁵ vgl. van der Aalst 2022b, S. 28

¹⁰⁶ vgl. Augusto u. a. 2019, S. 681

¹⁰⁷ Process and Data Science Group - RWTH Aachen University 2023

¹⁰⁸ vgl. van der Aalst 2022b, S. 29f.

4 Methode

Grundlage dieser Arbeit ist eine umfangreiche Literaturanalyse, die das aktuelle Automatisierungspotential von PM systematische anhand der jeweiligen Prozessautomatisierungsschritten beschreibt. Im Folgenden wird das methodologische Vorgehen der Literaturanalyse und die theoriegestützte Analyse sowie das Bewertungsschema erläutert.

4.1 Literatur Recherche

Die Literaturanalyse wurde nach dem Vorgehen von Watson und Webster durchgeführt¹⁰⁹. Die Literatur wurde über Google-Scholar, Scopus und das Suchverzeichnis der Thüringer Landesbibliothek in sowohl Englisch als auch Deutsch gesucht. Es wurden wissenschaftliche Abhandlungen und Fachpublikationen in Betracht gezogen. Des Weiteren wurde die Literatur um kommerzielle Quellen wie z. B. Unternehmenswebseiten ergänzt.

Die Suchbegriffe orientierten sich an den Kategorien der Ergebnisanalyse und weitere Literatur wurde durch Vorwärts- und Rückwärtssuche identifiziert. Der Suchzeitraum wurde nicht eingeschränkt, da PM im Allgemeinen ein neues Thema ist. Da jedoch das Ziel der Analyse die Auswertung der aktuellen Forschungslage von PM ist, wurden neue Quellen älteren gegenüber bevorzugt behandelt.

4.2 Systematisierungsschema

Um die Literatur systematisch mit Sicht auf die Forschungsfrage zu analysieren, wurden mehrere Kriterien anhand der Theorie zur Prozessautomatisierung festgelegt. Dabei werden zuerst die technologischen Möglichkeiten von PM analysiert. Diese sollten im besten Falle alle Schritte einer Prozessautomatisierung unterstützen.

Da Prozessautomatisierung eine Form der Prozessverbesserung ist, sollten für eine erfolgreiche Automatisierung alle Schritte des BPM-Lebenszyklus befolgt werden¹¹⁰. PM benötigt zusätzlich eine starke Datengrundlage¹¹¹. Somit bilden die Datengrundlage und

¹⁰⁹ vgl. Watson und Webster 2002

¹¹⁰ vgl. Hull u. a. 2018a, S. 21

¹¹¹ vgl. van der Aalst 2022b, S. 23

der BPM-Lebenszyklus den ersten Rahmen für die technischen Kategorien. Diese werden zu konkreteren Anforderungen heruntergebrochen, denen jeweils auf Basis der Literatur Gütekriterien zugeteilt sind, die beschreiben, wann eine Anforderung erfüllt ist.

Tabelle 2: Systematisierungsschema orientiert an dem BPM-Lebenszyklus

	Anforderungen	Gütekriterien	Literaturbezug nach Fußnote
Datenanbindung	Datenquelle	Hohe Datenqualität/-komplexität, Zugänglichkeit	[86], [87]
	Datenvorverarbeitung	Besonderheiten, Toolunterstützung	[97]
	Dateneinlesen	Automatisierung, Statische/Dynamische Anbindung	[105]
Prozessfindung	Modellarten	komplexe Analyse, Praxisrelevant	[34], [35], [66]
	Einheitliche Bewertung der Modelle	feste Kriterien, zuverlässig, vergleichbar, systematisch	[35]
Prozessanalyse	Beschreibende Analyse	Analysemethoden, Visualisierung, skalierbarkeit	[29], [35]
	Performanceanalyse	Verschiedene Perspektiven	[43], [50], [102]
	Automatisierungspotential	LOAT	[63]
Prozessverbesserung	SOLL-Modell	Handlungsanweisungen, Automatisierungsansätze	[63]
	Verbesserungsprognose	Potentialanalyse, Soll-Ist-Vergleich	[68], [67], [100]
Implementierung	Technische Voraussetzung	Hardware, Mensch, Software	[69]
	Weitere Voraussetzung	Kosten-Nutzen-Analyse	[68], [67]
Prozessüberwachung	Verbesserungsstatistik	Ist-War-Vergleich	[36], [100]
	Echtzeitüberwachung	Visualisierung, Analysemethoden	[105]
	Predictive Process Monitoring	Arten der Prognosewerte, Toolunterstützung	[104]
	Action-Oriented PM	Handlungsempfehlungen, Automatische Umsetzung	[105]

Im Folgenden werden die Anforderungen und die dazugehörigen Gütekriterien genauer erläutert. Tabelle 2 zeigt eine Zusammenfassung des Analyseschemas.

Datenanbindung: Grundlage aller PM-Anwendungen sind die Ereignisdaten. Daher wird im ersten Schritt analysiert, ob 1) eine gute Datengrundlage geschaffen werden kann, 2) die Datenvorverarbeitung umsetzbar ist und 3) das Einlesen der Daten mit mehreren Funktionen unterstützt wird. Für die erste Anforderung richtet sich das Ergebnis danach, ob die Daten komplex genug sind, mehrere Analyseperspektiven zu unterstützen, die für die Automatisierung notwendig sind, und ob die Daten leicht zugänglich sind. Für die zweite Anforderung ist es relevant zu wissen, welche Besonderheiten es bei der Verarbeitung von Ereignisdaten gibt und ob es für diese Unterstützung innerhalb der PM-Tools gibt. Die dritte Anforderung wurde zum einen danach beurteilt, ob es Unterstützung bei der Datenselektion gibt, und zum anderen, ob neben statischen Daten auch dynamische Daten eingelesen werden können, um die Prozesssteuerung unterstützen zu können.

Prozessfindung: Da die Prozessfindung mehrere Arten von Prozessmodellen erstellen kann, soll angegeben werden, welche Prozessmodelle für weitere Analysen zur Prozessautomatisierung geeignet sind und ob diese Prozessart Praxisrelevanz aufweist. Die zweite Anforderung gibt an, ob ein entdeckter Prozess auch auf seine Qualität geprüft werden kann, bevor er zur Grundlage weiterer Analysen wird. Dabei wurden die Vergleichbarkeit, Zuverlässigkeit und Systematik der Qualitätskriterien berücksichtigt.

Prozessanalyse: Im Rahmen des BPM-Lebenszyklus wird der aktuelle Prozess analysiert, um das Verbesserungspotential zu bestimmen. Methoden für die beschreibende Analyse von statischen Prozessen sorgen für ein besseres Prozessverständnis. Diese erste Anforderung wurde danach beurteilt, welche Methoden es gibt, wie skalierbar sie sind und wie gut die Visualisierung der Ergebnisse ist. Die Performanceanalyse gehört zu den beschreibenden Analysemethoden, aber diese wurde zusätzlich darauf geprüft, welche zusätzlichen Perspektiven in der Analyse eingenommen werden können. Die letzte Anforderung, die Bestimmung des Automatisierungsgrades, soll angeben, ob und nach welcher Systematisierung PM dabei helfen kann, den Automatisierungsgrad zu bestimmen.

Prozessverbesserung: Aufbauend auf den Analysen sollte im Schritt der Prozessverbesserung das theoretische Modell für den neuen automatisierten Prozess erstellt werden. Die erste Anforderung wird darauf geprüft, ob die Erstellung des SOLL-Prozesses automatisch oder durch klare Handlungsanweisungen unterstützt wird. Die zweite Anforderung

derung soll sicherstellen, dass der neue SOLL-Prozess eine Verbesserung zum IST-Prozess darstellt. Automatisierung ist nur dann sinnvoll, wenn es mit einer Verbesserung gleichbedeutend ist.

Implementierung: Um den neuen Prozess im Rahmen der Automatisierung erfolgreich implementieren zu können, müssen ein paar Voraussetzungen erfüllt sein. Die Anforderung an PM ist die Unterstützung der Analyse dieser. Die technischen Voraussetzungen können nach den vier Kriterien von Rinderle-Ma bewertet werden. Die Kosten-Nutzen-Analyse legitimiert die finanziellen Investitionen, die die Umsetzung fordert.

Prozessüberwachung: Wenn der neue Prozess implementiert ist, gilt es, die neue Performance im Vergleich zur alten zu messen, um die Verbesserungsstatistik kommunizieren zu können. Eine weitere wichtige Anforderung ist die Echtzeitüberwachung, die Abweichungen und Verbesserungsmöglichkeiten im laufenden Prozess prognostizieren und automatisiert umsetzen soll.

Neben den technischen Anforderungen bestimmen Anforderungen aus Organisations-sicht, wie einfach PM-Technologien in einem Unternehmen etabliert werden können. Diese zweite Analyse ist stark von der Ausgangssituation in dem jeweiligen Unternehmen abhängig und demnach werden hier lediglich die beiden allgemeingültigen Anforderungen von Kosten und Bedienbarkeit berücksichtigt, siehe Tabelle 3.

Tabelle 3: Bewertungskriterien aus Organisationssicht

	Kriterium	Quelle nach Fußnote
Kosten	Anschaffungskosten, Umsetzungskosten, Laufende Kosten	[67], [73]
Bedienbarkeit	Nötiges Expertenwissen, Intuitive Benutzeroberfläche	[73], [74], [77]

Kosten: Selbst, wenn sich die anfänglichen Investitionen der Anschaffungs- und Umsetzungskosten über die Zeit rentieren können, stellen diese für einige Unternehmen eine Hürde dar. Besonders, wenn das Potential noch unklar ist, kann diese Hürde nicht immer überwunden werden.

Bedienbarkeit: Der Umgang mit der Technologie sollte möglichst einfach sein und wenig Expertenwissen benötigen, sodass kein zusätzliches Personal oder Schulungen nötig sind.

4.3 Bewertungsschema

Das Systematisierungsschema für technische Anforderungen zählt bereits die Bewertungskriterien mit auf, anhand welcher die Anforderungen gemessen werden sollen. Dabei handelt es sich um qualitative Gütekriterien, die bei der Ergebnispräsentation berücksichtigt werden. Es gibt kein Rahmenwerk für die Quantifizierung aller Kriterien, die einen logischen Vergleich ermöglichen. Daher wird in der Ergebnispräsentation die Erfüllung der Kriterien in Bezug auf die Literatur qualitativ beschrieben und final einer von vier Bewertungskategorien zugeteilt. Die Bewertungskategorien sind in Tabelle 4 beschrieben.

Die einzelnen Anforderungen werden bei der Ergebnispräsentation als gleichwertig gewichtet, da mögliche Präferenzen vom Kontext abhängig sind. Welche Anforderung für den einzelnen Prozess- oder Businessmanager relevant ist, soll hier nicht weiter ermittelt werden. Es wird der Gesamtstatus von PM als Tool für die Unterstützung der Automatisierung bestimmt.

Tabelle 4: Kriterien des Bewertungsschemas

Symbol	Bedeutung
✓	Das Kriterium ist erfüllt und die Literatur unterstützt diese Aussage.
○	Das Kriterium ist nur teilweise erfüllt, da die Literatur Szenarien oder Umstände beschreibt, in denen es nicht erfüllt ist. Bzw. die Literatur wirft Lücken auf.
✘	Das Kriterium ist nicht erfüllt und die Literatur unterstützt diese Aussage.
--	Es wurde nicht ausreichend oder keine Literatur gefunden, um die Anforderung einer der Obigen Kategorien zuzuteilen.

Die organisatorischen Voraussetzungen werden aus den gleichen Gründen rein qualitativ zusammengefasst. Zudem gibt es keine konkreten Anforderungen, die durch das Bewertungsschema kategorisiert werden können.

4.4 Bewertung des LOAT

Abschließend wird auf Basis der Ergebnisse die LOAT von PM bestimmt. Während diese Systematisierung ursprünglich für die Bestimmung der LOAT eines Prozesses entworfen wurde, kann die Systematisierung auch auf Technologien angewendet werden ¹¹². Anstelle einen Prozessablauf zu analysieren, wird die Aufgaben des Tools als Prozess gesehen und die LOAT gibt an, wie selbstständig diese Aufgabe ausgeführt wird. Eine hohe LOAT-Stufe korrespondiert in diesem Fall damit, dass die Technologie ihre Aufgabe autonom ausführen kann. Damit ist es ein Hinweis darauf, dass weniger Fachwissen oder Schulung für die menschliche Seite nötig ist. Eine Übersicht aller Level der LOAT ist in Tabelle 11 im Anhang zu finden.

¹¹² vgl. Save und Feuerberg 2012

5 Ergebnisse

5.1 Beschreibung der Literatur

Die Analyse beruht auf der Systematisierung von insgesamt 86 Quellen. Davon sind 79 wissenschaftliche Publikationen, sechs kommerzielle Veröffentlichungen und eine sonstige Quelle.

Insbesondere die Grundlagenliteratur steht zu großen Teilen in Verbindung mit van der Aalst, welcher einer der ersten Begründer des PM ist und seine Forschungen derzeit an der RWTH Aachen betreibt.

5.2 Bewertungskriterien nach BPM-Lebenszyklus

5.2.1 Datenanbindung

Tabelle 5 zeigt die Auswertung der datenbezogenen Anforderungen für die Unterstützung bei der Automatisierung.

Die besten Lieferanten für prozessbewusste Daten sind BPMS oder Case Management Systeme, da diese bereits die richtige Semantik vorweisen. Die weit verbreiteten ERP- bzw. CRM-Systeme können auch eine Quelle für Ereignisdaten sein, jedoch ist der Vorverarbeitungsaufwand hier höher¹¹³. Daten aus anderen Systemen haben stark variierende Qualität, was die einheitliche Datenaufbereitung erschwert^{114 115}. Sie können nur dann verwendet werden, wenn sie explizit für diese Anwendung angelegt wurden¹¹⁶. Eine Umfrage hat ergeben, dass in der Praxis SAP ECC (R/3), SAP S/4 HANA und Salesforce die am häufigsten verwendeten Quellen für Ereignisdaten sind¹¹⁷.

Unabhängig von der verwendeten Quelle ist eine Vorverarbeitung und Reinigung der Daten essenziell. Zuerst müssen die Daten im XES-Format vorliegen. Dadurch, dass Ereignisdaten per Definition nicht unabhängig und gleichverteilt sind, können viele Standard-

¹¹³ vgl. De Weerd und Wynn 2022, S. 199

¹¹⁴ vgl. Mannhardt 2022, S. 382

¹¹⁵ vgl. Martin, Wittig, und Munoz-Gama 2022, S. 343f.

¹¹⁶ vgl. de Leoni 2022, S. 243

¹¹⁷ vgl. Wynn u. a. 2022, S. 8

transformationsalgorithmen nicht angewandt werden ^{118 119}. In der Literatur wurden drei Arten der Vorverarbeitung identifiziert. Die erste Art bezieht sich auf Algorithmen, die qualitativen Fehler wie Datenrauschen vermindern sollen. Die zweite Art bezieht sich auf Methoden zur Analyse der Datenqualität und Unvollkommenheit ¹²⁰. Die dritte Kategorie bezeichnet Algorithmen, die es erlauben, einen Datensatz für gezieltere Analysen zu vereinfachen ¹²¹.

Tabelle 5: Auswertung von Datenverarbeitung

Teilschritte	Anforderungen	Erfüllt	Quelle nach Fußnote
Datenquelle	BPMS Case Management System Ticketing System	✓	[113], [117]
	ERP/CRM Operational databases	○	[113], [114], [115]
	Project Management Software Webdaten Internet of Things	✘	[113]
Datenvorverarbeitung Unterstützt in:	Standardisiertes Vorgehen	✘	[118], [119]
	ProM RapidProM Apomore	✓	[122], [123]
	Celonis UiPath™ Process Mining Disco	○	[122], [123]
Dateneinlesen	Automatisierte Datenselektion	○	[132]
	Statische Daten	✓	[133]
	Daten Streaming	✓	[134], [135]

Die Datenvorverarbeitung kann separat gemacht werden, doch viele PM-Tools bieten mittlerweile eigene Funktionen dafür an. Die größte Auswahl an Methoden bietet ProM

¹¹⁸ vgl. De Weerd und Wynn 2022, S. 201

¹¹⁹ vgl. Wynn und Sadiq 2019, S. 13

¹²⁰ vgl. Marin-Castro und Tello-Leal 2021, S. 7f.

¹²¹ vgl. El-Gharib und Amyot 2022, S. 3

in Form von Plug-Ins ¹²². Apromore und RapidProM bieten auch verschiedene In-Tool-Optionen, während kommerzielle Tools wie Celonis und UiPath™ Process Mining nur limitierte Möglichkeiten für die Datentransformation bieten ^{123 124}.

Die Qualität der Daten ist ein oft beschriebenes Problem, da mit zunehmend komplexeren Analysen auch der Anspruch an die Datenqualität wächst ^{125 126}. Besonders detaillierte Informationen zu Benutzerverhalten sind in sogenannten User Interaction Logs (UIL) enthalten. Diese zeichnen die Aktionen eines einzelnen Individuums auf, um wiederkehrende Handlungsabläufe zu identifizieren. Daher werden UILs mit Task Mining und RPA in Zusammenhang angebracht ^{127 128 129}. UILs und Ereignisdaten unterscheiden sich in mehreren Aspekten, dennoch nutzen einige PM-Tools den ähnlichen Aufbau der Daten, um Task Mining anzubieten ¹³⁰.

Bei dem Einlesen der Daten ist es wichtig, passende Daten für die Anwendung auszuwählen. Dafür ist Domänenwissen notwendig, da die Forschung noch kein einheitliches Vorgehen identifiziert hat ¹³¹. Dennoch bieten manche kommerziellen Tools automatisierte Datenselektion und Anbindung. Dies erleichtert die Benutzung des Tools, ist jedoch keine Patentlösung ¹³². Da die meisten Analysemethoden von statischen Ereignisdaten ausgehen, muss zudem ein sinnvoller Zeitabschnitt gewählt werden. Dabei muss die Länge des Datenzeitraums in Abhängigkeit von der schnell zunehmenden Datenmenge bestimmt werden ¹³³. Um weniger Daten speichern zu müssen, können auch Datenströme eingelesen werden. Diese kann nicht jeder Algorithmus verarbeiten, wodurch die Datenanalyse eingeschränkt wird ^{134 135}. Streaming Daten sind zusätzlich bei der Prozessüberwachung in Echtzeit relevant, siehe Kapitel 5.2.6.

¹²² vgl. Marin-Castro und Tello-Leal 2021, S.13ff.

¹²³ vgl. Accorsi und Leberherz 2022, S. 225

¹²⁴ vgl. Marin-Castro und Tello-Leal 2021, S. 15f.

¹²⁵ vgl. De Weerdts und Wynn 2022, S. 204f.

¹²⁶ vgl. Wynn u. a. 2022

¹²⁷ vgl. Abb und Rehse 2022

¹²⁸ vgl. Leno u. a. 2020

¹²⁹ vgl. Jimenez-Ramirez u. a. 2019, S. 451

¹³⁰ vgl. Dumas u. a. 2022, S. 475

¹³¹ vgl. De Weerdts und Wynn 2022, S. 202

¹³² vgl. De Weerdts und Wynn 2022, S. 202

¹³³ vgl. Accorsi und Leberherz 2022, S. 220; 235

¹³⁴ vgl. Burattin 2022

¹³⁵ vgl. Burattin und Carmona 2018

5.2.2 Prozessfindung

Tabelle 6 zeigt die Auswertung der Anforderungen an die Prozessfindung für die Unterstützung bei der Prozessautomatisierung.

Tabelle 6: Auswertung von Prozessfindung

Teilschritte	Anforderungen	Erfüllt	Quelle nach Fußnote
Modellarten	Prozedurale Modelle	✓	[137], [138]
	Deklarative Modelle	✓	[139], [140], [143], [144]
	Stochastische Modelle	0	[145], [146]
Bewertung der Modelle	Einheitliche Bewertungskriterien	✘	[152], [153], [154]
	Konkrete Qualitätsmerkmale für die Automatisierung	--	[152]

Die Literatur unterscheidet bei der Prozessmodellierung zwischen zwei Modellarten, prozedural und deklarativ, und der Hybridform aus beiden ¹³⁶. Prozedurale Prozessfindung wird von allen kommerziellen Tools unterstützt und ist auch in der Forschung am verbreitetsten ¹³⁷. Diese Modellart bildet alle in den Daten erlaubten Abläufe ab, was bei komplexeren oder flexibleren Prozessen zu unübersichtlichen *Spagetti*-Graphen führt ¹³⁸. Deklarative Prozesse werden durch Verbote begrenzt und sind somit flexibler ^{139 140 141}. Die Erweiterung durch multi-perspektive deklarative Modelle erlaubt es, zusätzliche Datendimensionen zu berücksichtigen ¹⁴². Diese Methode wurde in der Forschung bereits

¹³⁶ vgl. Schönig, Cabanillas, u. a. 2016, S. 86

¹³⁷ vgl. Augusto u. a. 2019, S. 688f.

¹³⁸ vgl. Fabrizio M Maggi, Bose, und van der Aalst 2012, S. 270f.

¹³⁹ vgl. Di Ciccio und Montali 2022, S. 108ff.

¹⁴⁰ vgl. Fabrizio M Maggi u. a. 2012, S. 271

¹⁴¹ vgl. Augusto u. a. 2019, S. 689

¹⁴² vgl. Schönig, Di Ciccio, u. a. 2016

für RPA eingesetzt ¹⁴³. Jedoch unterstützen wenige Tools die Analyse deklarativer Modelle und in der Praxis zeigen sie noch keine große Relevanz ¹⁴⁴.

Stochastische Modelle bilden, im Gegensatz zu den beschriebenen deterministischen Modellen, die Wahrscheinlichkeit von Ereignisabläufen ab. Daraus lassen sich Erkenntnisse gewinnen, die insbesondere relevant für *predictive PM* sind. Aber auch Informationen zu Frequenz und Häufigkeit von Handlungsabläufen können stochastischen Modellen leichter entnommen werden ¹⁴⁵. Zum jetzigen Stand gibt es in der Literatur nur wenige Methoden für die automatische stochastische Prozessfindung ¹⁴⁶ und so gut wie keine Praxisanwendungen abgesehen von stochastischen Petri Netzen ^{147 148}. Ein aktuelles Problem der stochastischen Modelle ist die Modellbewertung. Gütegrößen wie *fitness* und *precision* müssen dem Kontext entsprechend angepasst werden ¹⁴⁹.

Obwohl sowohl deklarative als auch stochastische Modelle bessere Analysemöglichkeiten für die Prozessautomatisierung bieten, sind beide Methoden weniger erforscht. Das Fehlen von einheitlichen Gütegrößen erschwert den Vergleich der verschiedenen Modellarten. Die Bewertung von Modellen ist komplex, da Gütegrößen kontextabhängig sind. *Fitness*, *precision*, *generalization* und *simplicity* sind die geläufigsten Bewertungskriterien ^{150 151}. Sie geben jedoch nur wieder, wie gut das Modell und die Ereignisdaten miteinander übereinstimmen und es fehlt die generelle Systemperspektive ^{152 153}. Auch für die Bestimmung der einzelnen Werte gibt es mehrere Methoden, die unterschiedliche Ergebnisse liefern ¹⁵⁴. Lösungsansätze, die Modellqualität genauer zu bestimmen, sind generell gehalten und gehen nur oberflächlich auf bestimmte Gütekriterien in Abhängigkeit von den folgenden Analysemethoden ein ¹⁵⁵. Somit können auch keine spezifischen Bewertungskriterien für automatisierungsorientierte Analysen identifiziert werden.

¹⁴³ vgl. Leno u. a. 2018

¹⁴⁴ vgl. Slaats 2020, S. 6; 15

¹⁴⁵ vgl. Burke 2021, S. 1

¹⁴⁶ vgl. Burke, Leemans, und Wynn 2021, S. 2

¹⁴⁷ vgl. Bernardi u. a. 2016

¹⁴⁸ vgl. Rogge-Solti und Weske 2015

¹⁴⁹ vgl. Burke 2021, S. 2

¹⁵⁰ vgl. van der Aalst u. a. 2012, S. 187

¹⁵¹ vgl. Buijs, van Dongen, und van der Aalst 2012

¹⁵² vgl. Mannhardt 2022, S. 383

¹⁵³ vgl. Janssenswillen u. a. 2016

¹⁵⁴ vgl. Janssenswillen u. a. 2017, S. 6ff.

¹⁵⁵ vgl. Janssenswillen u. a. 2016

5.2.3 Prozessanalyse

Die Literatur unterscheidet bei der Prozessanalyse zwischen beschreibender und präskriptiver Analyse. Die beschreibende Analyse soll den IST-Prozess klarer definieren, während die präskriptive Analyse zukünftige Events im laufenden Prozess prognostizieren soll¹⁵⁶. Orientiert an dem BPM-Lebenszyklus liegt der Fokus dieses Kapitels auf den beschreibenden Analysetechniken. Die präskriptive Analyse wird in Kapitel 5.2.6 genauer betrachtet.

Die häufigsten Analysemethoden sind das Filtern der Daten und das *Conformance Checking*^{157 158}. Kommerzielle Tools bieten einfache Benutzeroberflächen, um das Filtern von Daten zu erleichtern¹⁵⁹. Experteninterviews bestätigen, dass in der Praxis die Filteroptionen oft der erste Schritt der Analyse sind¹⁶⁰.

Conformance Checking ist auch in allen PM-Tools verfügbar¹⁶¹ und kann zusätzlich zu Modellunterschieden auch Probleme in der Datengrundlage identifizieren. *Conformance Checking* ist somit in mehreren Abschnitten des BPM-Lebenszyklus relevant^{162 163}. Laut MarketsandMarketsTM hat es das größte Weiterentwicklungspotential in PM^{164 165}. Aktuelle Limitationen von *Conformance Checking* umfassen zum einen die limitierte Skalierbarkeit im Vergleich zur Prozessfindung und zum anderen die Visualisierung¹⁶⁶. Experten in der Praxis verwenden zum Teil andere Tools, wie zum Beispiel Tableau, für eine bessere Visualisierung der Ergebnisse¹⁶⁷.

Performance Analysis ist eine Weiterentwicklung des *Conformance Checking*, welche es erlaubt durch spezielle Performanceindikatoren weitere Aussagen zum Prozessablauf zu treffen¹⁶⁸. Die meisten Studien fokussieren dabei generelle Verschwendungsindikatoren

¹⁵⁶ vgl. de Leoni 2022, S. 243

¹⁵⁷ vgl. van der Aalst 2022b

¹⁵⁸ vgl. Carmona u. a. 2022

¹⁵⁹ vgl. van der Aalst 2022b, S. 46f.

¹⁶⁰ vgl. Kubrak, Milani, und Nolte 2022

¹⁶¹ vgl. Carmona u. a. 2022, S. 156

¹⁶² vgl. Schuster, van Zelst, und van der Aalst 2022

¹⁶³ vgl. Fabrizio M Maggi u. a. 2012

¹⁶⁴ vgl. Andreas u. a. 2016, S. 183

¹⁶⁵ vgl. Market and Markets 2018

¹⁶⁶ vgl. Carmona u. a. 2022, S. 181

¹⁶⁷ vgl. Kubrak u. a. 2022

¹⁶⁸ vgl. Carmona u. a. 2022, S. 173f.

wie Wartezeiten, Ressourcenverbrauch oder Qualitätsmängel^{169 170 171}. Im Kontext der Automatisierung sind Verschwendungen generelle Indikatoren für Automatisierungspotential, da die Verminderung dieser eine Automatisierung legitimieren kann. Die Position der Verschwendung kann Analysten in der Praxis einen Hinweis darauf geben, wie groß der Einfluss des Automatisierungsvorhabens ist. Um die Ergebnisse der Analysen richtig zu interpretieren zu können, ist Fachwissen zu den Prozessen unabdingbar. Externe Tools wie Python werden von Experten hinzugezogen, wenn das PM-Tool nicht die nötigen Optionen bietet, um einen bestimmten Aspekt genauer zu analysieren¹⁷².

Tabelle 7: Auswertung von Prozessanalyse

Teilschritte	Anforderungen	Erfüllt	Quelle nach Fußnote
beschreibende Analyse	Filtern / Selektieren der Daten	✓	[159], [160]
	Vergleichsanalyse zwischen Prozessen – <i>Conformance Checking</i>	✓	[161], [164]
	Visualisierung der Unterschiede	○	[166], [167]
	Skalierbarkeit	○	[166]
Performance Analyse	Verschiedene Perspektiven <ul style="list-style-type: none"> - Zeitperspektive - Qualitätsperspektive - Organisations- / Ressourcenperspektive 	✓	[168], [169], [170], [171], [172]
Automatisierungspotential	LOAT bestimmen	--	[179]

Neben der Analyse von Performanceindikatoren kann durch *Organisational Mining* auch die Gruppierung und Interaktion der Akteure im Prozess analysiert werden¹⁷³. Algorithmen, welche die Ressourcenperspektive berücksichtigen, können *Identities*, *Groups* und *Relations* identifizieren. Diese werden meist als Soziales-Netzwerk dargestellt, in welchem die Knoten die Akteure (*Identities* und *Groups*) und die gewichteten Pfeile die

¹⁶⁹ vgl. van der Aalst 2022b, S. 26f.

¹⁷⁰ vgl. Rojas u. a. 2019

¹⁷¹ vgl. Diba, Remy, und Pufahl 2019

¹⁷² vgl. Kubrak u. a. 2022

¹⁷³ vgl. Song und van der Aalst 2008

Beziehungen (*Relations*) darstellen^{174 175}. Die Akteure können auch Computersysteme sein, wodurch Soziale-Netzwerke die Mensch-System Schnittstellen hervorheben können¹⁷⁶. Dadurch besteht das Potential, durch *Organisational Mining* das LOAT zu bestimmen. Die Forschung zu diesem Thema ist jedoch limitiert und es wurde kein direkter Bezug zur Automatisierung gefunden. Zudem ist es unklar, in welchem Ausmaß kommerzielle PM-Tools diese Analysemethoden unterstützen, zumal die neusten Methoden von deklarativen Modellen ausgehen^{177 178}.

Tabelle 7 zeigt die Auswertung der Anforderungen an die Prozessanalyse für die Prozessautomatisierung. Insgesamt thematisiert die Literatur zu PM das theoretische Automatisierungspotential eines Prozesses häufiger als die Analyse der praktischen Umsetzbarkeit. Die verschiedenen Analysemethoden berufen sich auf weitgefaste Anwendungsbeispiele¹⁷⁹, wodurch kein klarer Bezug für die Prozessautomatisierung hergestellt werden kann.

5.2.4 Prozessverbesserung

Kommerzielle Quellen preisen gerne das umfassende Potential von PM für die Prozessverbesserung. So soll durch PM nicht nur erkannt werden, wann eine Automatisierung besonders geeignet ist, sondern auch, wann eine andere Verbesserungsmethoden sinnvoller wäre¹⁸⁰. Die Umsetzung der Prozessverbesserung wird dabei nicht behandelt^{181 182}. Auch in der Literatur gibt es keine eindeutige Methode, mit der die identifizierten Automatisierungspotentiale zu einem neuen SOLL-Prozess geformt werden können¹⁸³. Leitfäden wie PM²¹⁸⁴ oder *Process Diagnostics Method*¹⁸⁵ versuchen Rahmenbedingungen zu schaffen, die Experten dabei helfen sollen, die Ergebnisse der Analysen richtig zu

¹⁷⁴ vgl. de Leoni 2022, S. 250ff.

¹⁷⁵ vgl. van der Aalst, Reijers, und Song 2005

¹⁷⁶ vgl. Schönig u. a. 2015

¹⁷⁷ vgl. Schönig u. a. 2015

¹⁷⁸ vgl. Schönig, Cabanillas, u. a. 2016

¹⁷⁹ vgl. de Leoni 2022, S. 247ff.

¹⁸⁰ vgl. Kaelble 2022, S. 25

¹⁸¹ vgl. Business Consulting House o. J.

¹⁸² vgl. Kaelble 2022, S. 23ff.

¹⁸³ vgl. van der Aalst und Carmona 2022, S. 500

¹⁸⁴ van Eck u. a. 2015

¹⁸⁵ Bozkaya, Gabriels, und Werf 2009

interpretieren und Verbesserungsansätze zu entwickeln. Dafür sind sowohl Domänenwissen als auch Prozess- und Datenverständnis notwendig ¹⁸⁶.

Eine häufig erwähnte Idee ist die Kombination von PM und RPA ^{187 188}. Bei dieser Anwendung sind es insbesondere einfache wiederholte Handlungsschritte, welche ein Indiz für das Automatisierungspotential liefern ¹⁸⁹. Diese können im Rahmen der RPA durch Bots ersetzt werden ¹⁹⁰.

Wenn ein SOLL-Prozess erstellt ist, kann dieser mit den bereits erwähnten Methoden analysiert werden. *Conformance Checking* ermöglicht es, den IST- und SOLL-Prozess miteinander zu vergleichen. Zusätzlich kann ein Kostenvergleich aufgestellt werden, wenn die Daten um diese Information erweitert werden ¹⁹¹. Die prognostizierten Kosten für den SOLL-Prozess ergeben sich hier aus den simulierten Ereignisdaten, da Korrelation zwischen Kosten und anderen Größen, wie Zeit oder Volumen, angenommen werden kann ^{192 193}. Abgesehen von Kosten kann daher auch für diese anderen Messgrößen eine Potentialanalyse durchgeführt werden, vorausgesetzt die Datengrundlage ist dafür ausgelegt.

Tabelle 8 zeigt die Auswertung der Anforderungen an die Prozessverbesserung.

Tabelle 8: Auswertung von Prozessverbesserung

Teilschritte	Anforderungen	Erfüllt	Quelle nach Fußnote
SOLL-Modell	Handlungsanweisungen	✘	[183], [184], [185], [186]
Verbesserungsprognose	SOLL/IST-Vergleich	✓	[161], [164], [168], [169], [172]
	Kostenvergleichsanalyse bzw. Potentialanalyse	✓	[191], [192]

¹⁸⁶ vgl. Kubrak u. a. 2022, S. 222

¹⁸⁷ vgl. Geyer-Klingeberg u. a. 2018

¹⁸⁸ vgl. Syed u. a. 2020, S. 9

¹⁸⁹ vgl. Dumas u. a. 2022, S. 475ff.

¹⁹⁰ vgl. van der Aalst u. a. 2018

¹⁹¹ vgl. Bich und Tu 2016

¹⁹² vgl. Badakhshan und Alibabaei 2020, S. 572

¹⁹³ vgl. Bich und Tu 2016

5.2.5 Implementierung

Tabelle 9 zeigt die Auswertung der Anforderungen an die Implementierung des automatisierten Prozesses.

Vor der Umsetzung sollten die Kriterien nach Rinderle-Ma u. a. geprüft werden ¹⁹⁴. Für die Softwareperspektive wurde PM bereits erfolgreich angewandt, um Benutzerverhalten und Softwareaktivität zu analysieren ¹⁹⁵. Dadurch können Probleme in der Software identifiziert werden. Das bereits erwähnte *Organisational Mining* kann mit den Sozialen Netzwerken Erkenntnisse zur menschlichen Perspektive liefern. Neben Rollenidentifikation und der Frequenz kann auch der Informationsfluss analysiert werden ¹⁹⁶. Dieser Aspekt könnte theoretisch auch für die Hardwareperspektive analysiert werden.

Keine der genannten Methoden wurde spezifisch für die Analyse technischer Automatisierungsvoraussetzungen erstellt. Die Ergebnisse sollten demnach nicht unreflektiert angenommen, sondern durch weitere Analysen ergänzt werden.

Tabelle 9: Auswertung von Implementierung

Teilschritte	Anforderungen	Erfüllt	Quelle nach Fußnote
Technische Voraussetzungen	Hardwareperspektive	--	[196]
	Menschliche Perspektive	O	[173], [174], [175], [176]
	Softwareperspektive	--	[195]
Weitere Voraussetzung	Kosten-Nutzen-Analyse	x	[197]

Eine weitere Anforderung für die Umsetzung der Implementierung ist eine positive Kosten-Nutzen-Analyse. Diese kann in ihrer Gesamtheit nicht durch PM durchgeführt werden. Der Aufwand der Umsetzung ist stark von dem Kontext abhängig und muss separat kalkuliert werden ¹⁹⁷.

¹⁹⁴ vgl. Rinderle-Ma und Mangler 2021

¹⁹⁵ vgl. Rubin u. a. 2014

¹⁹⁶ vgl. Song und van der Aalst 2008, S. 316

¹⁹⁷ vgl. Bich und Tu 2016

Die Umsetzung der Automatisierung selbst wird nicht von PM unterstützt. Allgemein liefert PM nur Informationen zu dem Verbesserungspotential, welches dann manuell umgesetzt werden muss¹⁹⁸. Es gibt bereits erste Ansätze, dass PM-Tools automatisch Prozessanpassungen vorschlagen bzw. durchführen können¹⁹⁹. Diese beziehen sich jedoch auf Probleme innerhalb einer Instanz und fallen demnach in den Bereich der Prozessüberwachung.

5.2.6 Prozessüberwachung

Die Überwachung des richtigen Ablaufs eines Prozesses wird allgemein als *Compliance Monitoring* bezeichnet^{200 201}. Dieses nutzt die Funktionen des *Conformance Checking*, um Unstimmigkeiten zu identifizieren²⁰². Anders als bei der Prozessanalyse ist bei der Prozessüberwachung eine möglichst zeitnahe Entdeckung von Abweichungen relevant²⁰³. *Conformance Checking* basierend auf gestreamten Daten, auch *Online Conformance Checking* genannt, erlaubt es Regelverstöße in Echtzeit zu identifizieren²⁰⁴. Die Methoden gehen meist von deklarativen Prozessen aus, da diese bereits auf einschränkenden Regeln basieren^{205 206 207 208}. Neuere Ansätze zeigen auch Methoden für weitere Prozessarten^{209 210}.

Eine Herausforderung bei *Online Conformance Checking* sind die nicht vollständig abgeschlossenen Prozessabläufe in dem zu analysierenden Datenabschnitt. Manche Methoden versuchen daher den Status einer Instanz innerhalb des Messzeitraums zu identifizieren, um Aussagen darüber treffen zu können, wie weit die Instanz vorgeschritten ist bzw. wie viele Schritte noch ausstehen^{211 212 213}.

¹⁹⁸ vgl. van der Aalst und Carmona 2022

¹⁹⁹ vgl. Park und van der Aalst 2020

²⁰⁰ vgl. Caron, Vanthienen, und Baesens 2013

²⁰¹ vgl. Thao u. a. 2015

²⁰² vgl. Rozinat und van der Aalst 2008

²⁰³ vgl. Burattin 2022, S. 352

²⁰⁴ vgl. Burattin 2022

²⁰⁵ vgl. Fabrizio Maria Maggi, Montali, und van der Aalst 2012

²⁰⁶ vgl. Maggi u. a. 2011

²⁰⁷ vgl. Di Ciccio und Montali 2022, S. 110

²⁰⁸ vgl. Thao u. a. 2015

²⁰⁹ vgl. Zelst u. a. 2019

²¹⁰ vgl. Schuster und van Zelst 2020

²¹¹ vgl. Burattin u. a. 2018

²¹² vgl. Lee u. a. 2021

²¹³ vgl. Burattin und Carmona 2018

Während einige Tools, wie zum Beispiel Celonis, bereits das Einlesen und Anzeigen gestreamter Daten ermöglichen, werden derzeit noch keine umfangreichen Analysemöglichkeiten von kommerziellen Tools angeboten ²¹⁴. Somit kann die neue Prozessleistung nur nach geeignetem Messzeitraum durch die Performance-Analyse bestimmt werden.

Tabelle 10: Auswertung von Prozessüberwachung

Teilschritte	Anforderungen	Erfüllt	Quelle nach Fußnote
Verbesserungsstatistik	Alter Prozess vs. Neuer Prozess	✓	[168], [169], [214]
Echtzeitüberwachung	Anzeigen der Daten	✓	[214]
	Online Conformance Checking	✓	[204], [212]
	- In kommerziellen Tools	✗	[214]
	Performance Analyse	✗	[214]
Predictive Process Monitoring	Numerische Werte - Zeit - Kosten	✓	[219], [220], [222], [223]
	Kategorielle Werte - Risiko - Ergebnisse	✓	[224], [225], [226], [227], [228]
	Handlungssequenzen	✓	[229], [230], [231]
	Unterstützt in: ProM Apromore Nirdizati Celonis	✓	[234], [235]
Action-Oriented PM	Handlungsalternativen werden signalisiert	✓	[239], [240], [241], [242]
	Automatische Umsetzung	✓	[243], [244]

²¹⁴ vgl. Burattin 2022, S. 369

Eine weitere Methode der Überwachung ist *predictive process monitoring* (PPM). Hierbei ist das Ziel mögliche Probleme oder Ergebnisse auf Basis der aktuellen Daten vorauszusagen, um entsprechend reagieren zu können. Damit gehört PPM zu den präskriptiven Analysemethoden und erlaubt es, präventiv und nicht nur reaktiv zu handeln²¹⁵.

Die einzelnen Methoden des PPM hängen davon ab, was prognostiziert wird. Die Literatur unterscheidet die Prognose von kategorischen Werten, numerischen Werten und Handlungssequenzen. Diese können jeweils durch Klassifikations- oder Regressionsmodelle getroffen werden²¹⁶. Des Weiteren lassen sich die Methoden danach unterscheiden, wie prozessbewusst das zugrundeliegende Modell ist. Prozessbewusste Methoden nutzen ein Modell als Input, welches unter anderem durch *Process Discovery* gewonnen werden kann²¹⁷. Dadurch ist diese Art der Prognose erst nach der Entwicklung von PM um 2014 populär geworden. Die meisten Methoden behelfen sich zudem der Unterstützung durch ML²¹⁸.

Für numerische Werte bezieht sich ein Großteil der Studien auf die Prognose von Zeitwerten wie Dauer, Verspätung oder Endzeitpunkt^{219 220}. Methoden, welche durch ML erweitert sind, ermöglichen es Instanzen nicht nur in statischen, sondern auch in dynamischen Prozessen zu prognostizieren^{221 222}. Neben zeitlichen Prognosen können unter Berücksichtigung von Produktionsvolumen und Zeit auch die Kosten prognostiziert werden²²³.

Bei kategoriellen Vorhersagen konzentriert sich die Literatur auf Risiko- und Ergebnisprognosen. Risiko kann in einem Prozess als negatives oder auch unerwünschtes Ergebnis definiert werden. Echtzeitinformationen zu der Wahrscheinlichkeit, mit der ein Risiko auftritt, helfen rechtzeitig Gegenmaßnahmen einzuleiten²²⁴. Neuere Methoden ermöglichen es, dass identifizierte Risiken, auch bei weiteren Ausführungen berücksichtigt werden, anstelle die Instanzen isoliert zu betrachten²²⁵. Um Ergebnisse zu prognostizieren,

²¹⁵ vgl. van der Aalst 2022b, S. 27

²¹⁶ vgl. Di Francescomarino und Ghidini 2022, S. 321

²¹⁷ vgl. Marquez-Chamorro, Resinas, und Ruiz-Cortes 2018, S. 965

²¹⁸ vgl. Marquez-Chamorro u. a. 2018, S. 974

²¹⁹ vgl. Di Francescomarino u. a. 2018, S. 467f.

²²⁰ vgl. van der Aalst, Schonenberg, und Song 2011

²²¹ vgl. Polato u. a. 2014

²²² vgl. Polato u. a. 2018

²²³ vgl. Bich und Tu 2016

²²⁴ vgl. Conforti u. a. 2013

²²⁵ vgl. Conforti u. a. 2016

gibt es eine Reihe von Ansätzen, die anfängliche Probleme, wie die Parameterbestimmung der Klassifizierung oder die lange Laufzeit verbessert haben^{226 227 228}.

Die Prognose von noch ausstehenden Handlungssequenzen ist das neuste Feld im PPM²²⁹ und wird zum Teil in Kombination mit Vorhersagen zu Zeitpunkten oder Risiken angewandt^{230 231}.

Trotz des großen Potentials von PPM gibt es kein einheitliches Gütemaß für den Vergleich der verschiedenen Methoden²³². Somit kann auch nicht klar bestimmt werden, welche Methode der Prognose am sinnvollsten ist. Eine erste Systematisierung dient derzeit als Rahmenwerk und weitere Entwicklungen sind in diesem Bereich zu erwarten²³³. Insbesondere, da Celonis seit Ende 2018 die Action Engine als eine ihrer Cloud-Applikationen anbietet²³⁴. Zuvor haben allein die Open-Source-Tools ProM, Apromore und Nir-dizati Funktionen für PPM angeboten²³⁵.

Die Action Engine von Celonis baut das Prinzip von PPM zu einer präskriptiven Methode aus. Das Ziel ist dabei nicht die reine Prognose von Ereignissen, sondern die direkte Empfehlung und Umsetzung von Maßnahmen^{236 237}. *Action oriented PM* bezeichnet den Ansatz, auf Basis der zuvor beschriebenen Analysemethoden automatisch Handlungsempfehlungen zu identifizieren, um den laufenden Prozess nachhaltig zu unterstützen²³⁸. Dies wird durch die zwei Komponenten *constraint monitor* und *action engine* erreicht. Die erste Komponente identifiziert nach Methoden des PPM Probleme im Prozess, während die zweite Komponente diese in vordefinierte Handlungsempfehlungen umwandelt²³⁹. Die *action engine* agiert dabei nach Handlungsmustern, welche von Experten und durch die Unterstützung von ML-Methoden vorab definiert werden^{240 241 242}. Die

²²⁶ vgl. Leontjeva u. a. 2015

²²⁷ vgl. Di Francescomarino u. a. 2016

²²⁸ vgl. Di Francescomarino u. a. 2018, S. 369f.

²²⁹ vgl. Di Francescomarino u. a. 2018, S. 369f.

²³⁰ vgl. Tax u. a. 2017

²³¹ vgl. Di Francescomarino u. a. 2017

²³² vgl. Marquez-Chamorro u. a. 2018, S. 974

²³³ vgl. Di Francescomarino u. a. 2018

²³⁴ vgl. Badakhshan u. a. 2019, S. 3

²³⁵ vgl. Di Francescomarino und Ghidini 2022, S. 341f.

²³⁶ vgl. Gaudette 2020

²³⁷ vgl. Badakhshan u. a. 2019

²³⁸ vgl. Park und van der Aalst 2020

²³⁹ vgl. Park und van der Aalst 2020, S. 6

²⁴⁰ vgl. Park und van der Aalst 2021, S. 105

²⁴¹ vgl. Fahrenkrog-Petersen u. a. 2022

²⁴² vgl. Conforti u. a. 2015

Handlungsempfehlungen können in Form von Signalen an Menschen kommuniziert werden oder direkt Bots ansteuern, welche die Empfehlungen automatisch umsetzen^{243 244}. *Action oriented PM* fordert ein sehr hohes Domänenwissen, da die Handlungsempfehlungen stark davon abhängen, in welchem Kontext der Prozess agiert²⁴⁵.

Eine Übersicht der Auswertung der Anforderungen an die Prozessüberwachung ist in Tabelle 10 zu sehen.

5.3 Bewertungskriterien nach Organisationssicht

Die Erkenntnisse, die der Literatur zu den Kriterien der Organisationssicht entnommen werden konnten, werden nicht wie die Systemanforderungen nach dem Bewertungsschema kategorisiert. Die identifizierten Argumente sollen jedoch die Diskussion unterstützen.

5.3.1 Kosten

Die Investitionskosten für ein PM-Projekt zu definieren ist sehr schwierig, da die Gesamtkosten von vielen verschiedenen Faktoren abhängen. Während es ein weites Angebot an kostenlosen PM-Tools gibt, muss ein Unternehmen selbst sicherstellen, dass die Datenanbindung gesichert ist und die bereits beschriebenen Teilschritte des BPM-Lebenszyklus selbst durchführen. Die Literatur bietet keine aufschlussreiche Übersicht zu den Implementierungskosten von PM. Die verwendeten Fallstudien fokussieren ausschließlich die Kosteneinsparungen, die durch den erfolgreichen Einsatz von PM generiert werden können, ohne genauer auf die Implementierung einzugehen^{246 247 248}.

Firmen im Bereich des Business Software Supports bieten mittlerweile PM-Service Pakete an, die alle Aspekte des PM unterstützen. IBM bietet derzeit vollen Support inklusive RPA für bis zu drei Prozesse ab einem Preis von 3.208 US-Dollar pro Monat an²⁴⁹. Ui-PathTM hingegen verlangte 2020 einmalig 70.000 US-Dollar pro Prozess für die Prozess-

²⁴³ vgl. Badakhshan u. a. 2019

²⁴⁴ vgl. Park und van der Aalst 2022

²⁴⁵ vgl. Park und van der Aalst 2022

²⁴⁶ vgl. De Roock und Martin 2022

²⁴⁷ vgl. Jans und Eulerich 2022

²⁴⁸ vgl. Badakhshan und Alibabaei 2020

²⁴⁹ IBM o. J.

analyse und das Erstellen von Management Dashboards²⁵⁰. Im Einzelnen werden die Kosten um einiges höher sein als auf den Webseiten der Firmen angegeben. Zudem limitieren diese Angebote die Anzahl der Prozesse, was es erschwert, einen holistischen Ansatz anzuwenden.

5.3.2 Bedienbarkeit

Die kommerziellen PM-Tools bieten ein benutzerfreundliches UI, um den Umgang mit PM zu erleichtern^{251 252}. Die Literatur weist jedoch an mehreren Stellen darauf hin, dass PM nur dann nützlich ist, wenn Ergebnisse richtig interpretiert werden. Dazu benötigt es domänenspezifisches Verständnis über den Kontext, in welchem sich der Prozess befindet. Zudem wird Wissen über die Technologie und die Prinzipien der Datenwissenschaft vorausgesetzt²⁵³.

Domänenwissen kann als weiterer Input zu den Ereignisdaten gesehen werden. Wobei es sowohl vor, während und nach dem Einsatz von PM dazugezogen werden kann, um die Anwendung zu optimieren²⁵⁴. Kubrak u. a. beschreiben in ihrer Studie wie wichtig das Domänenwissen für Datenanalysten ist, um die richtigen Verbesserungsvorschläge aus den Analyseergebnissen zu ziehen²⁵⁵. Im Action Mining wird Expertenwissen dazu benötigt, die Handlungsalternativen zu definieren^{256 257}. Trotz des Potentials und der Notwendigkeit von Domänenwissen bieten nicht viele PM-Tools die Möglichkeit, dieses in umfassender Form durch Personalisierungsoptionen mit einzubinden²⁵⁸.

Datenwissenschaftliche Expertise ist notwendig, da die fehlerhafte Anwendung von Analysetools zu verfälschten Ergebnissen führen kann²⁵⁹.

²⁵⁰ Blackbook 2020

²⁵¹ vgl. van der Aalst 2022a, S. 46

²⁵² vgl. Kaelble 2022

²⁵³ vgl. Kubrak u. a. 2022, S. 222

²⁵⁴ vgl. Schuster u. a. 2022

²⁵⁵ vgl. Kubrak u. a. 2022, S. 221f.

²⁵⁶ vgl. Martin u. a. 2022, S. 429

²⁵⁷ vgl. Park und van der Aalst 2020

²⁵⁸ vgl. Schuster u. a. 2022, S. 16f.

²⁵⁹ vgl. van der Aalst 2022a, S. 46f.

5.4 Bewertung der LOAT

Dadurch, dass PM von mehreren Tools mit verschiedenen Funktionen unterstützt wird, lässt sich kein einheitliches LOAT für alle Tools bestimmen. Insbesondere PM-Tools, welche für die Forschung verwendet werden, weisen ein eher niedriges LOAT auf, da verstärkte menschliche Kontrolle erwünscht ist ²⁶⁰. Ein solches Tool würde jedoch auch nicht weitläufig in einem Unternehmen integriert werden. Die Analyse richtet sich daher nach dem höchsten Grad der Automatisierung die derzeit ein (kommerzielles) PM-Tool erreichen könnte.

Zudem wird unterschieden, in welchem Kontext PM eingesetzt werden soll. Handelt es sich um eine klassische Verbesserung, bei der statische historische Daten analysiert werden und im Rahmen des BPM-Lebenszyklus eine Prozessautomatisierung durchgeführt wird? Oder soll die Analyse und Automatisierung dynamisch im laufenden Prozess durchgeführt werden? Abbildung 6 zeigt eine Übersicht der Kategorisierung von PM nach der LOAT.

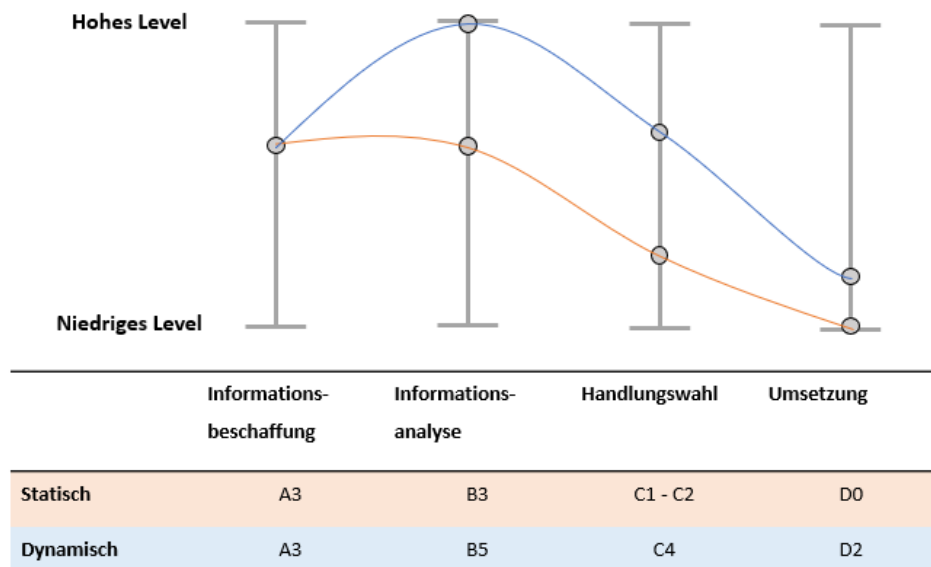


Abbildung 6: LOAT-Stufen für PM

²⁶⁰ vgl. van der Aalst 2022b, S. 29f.

Ziel der Informationsbeschaffung im PM ist es die richtigen Daten zu wählen und ein Prozessmodell zu erstellen. Die automatisierte Selektion historischer Daten aus verschiedenen Systemen wird von einigen Tools angeboten. Diese Funktion ist jedoch nicht bei allen Anwendungen zuverlässig, da es noch kein einheitliches Vorgehen für die Datenselektion gibt ²⁶¹. Das Filtern der Daten wird unterstützt muss jedoch von Menschen ausgeführt werden ^{262 263}. Das Prozessmodell wird auf Basis dieser Informationen automatisch erzeugt. Demnach ist die statische Informationsbeschaffung auf der Stufe A3. Die dynamische Informationsbeschaffung operiert auf demselben Level beim Einlesen der Daten ²⁶⁴. Ein Prozessmodell muss nicht entwickelt werden, da es um die Überwachung eines bekannten Prozesses geht.

Die Informationsanalyse dient dem Erkennen von Automatisierungs- und Verbesserungspotential. Die Analyse von statischen Daten wird vielseitig unterstützt ^{265 266 267 268}. Die Visualisierung von interessanten Ergebnissen ist jedoch nicht immer zufriedenstellend, sodass Experten weitere Tools nutzen ^{269 270}. Demnach ist die statische Analyse nur auf Stufe B3. Dynamische Daten haben weniger Analyseoptionen zur Verfügung. In der Forschung werden derzeit erste Ansätze für *Online Conformance Checking* entwickelt. Stand 2020 wurden diese noch nicht kommerziell umgesetzt. Diese präsentieren lediglich Echtzeitinformationen ²⁷¹. Die Action Engine von Celonis nutzt hingegen PPM, um automatisiert den laufenden Prozess zu analysieren ²⁷². Demnach ist die dynamische Analyse auf Stufe B5, doch die Action Engine ist derzeit das einzige Tool, welches ein so hohes Level vorweisen kann.

Die Handlungsauswahl sollte bei der Umsetzung von Automatisierung konkrete Informationen zu der Umsetzung des Automatisierungspotentials aufweisen. PM unterstützt dies nicht auf gesonderte Art, abgesehen durch die bereits erwähnten Analysefunktionen ²⁷³.

²⁶¹ vgl. De Weerd und Wynn 2022, S. 202

²⁶² vgl. van der Aalst 2022b, S. 46f.

²⁶³ vgl. Kubrak u. a. 2022

²⁶⁴ vgl. Burattin 2022, S. 369

²⁶⁵ vgl. Carmona u. a. 2022, S. 156

²⁶⁶ vgl. van der Aalst 2022b, S. 26f.

²⁶⁷ vgl. Rojas u. a. 2019

²⁶⁸ vgl. Diba u. a. 2019

²⁶⁹ vgl. Carmona u. a. 2022, S. 181

²⁷⁰ vgl. Kubrak u. a. 2022

²⁷¹ vgl. Burattin 2022, S. 369

²⁷² vgl. Badakhshan u. a. 2019, S. 2

²⁷³ vgl. van der Aalst und Carmona 2022, S. 500

Domänenwissen der agierenden Menschen ist somit unabkömmlich²⁷⁴. Damit steht PM zwischen den Stufen C2 und C3. Es werden zwar digitale Hilfsmittel genutzt, doch diese schlagen keine Handlungsalternativen vor. Bei dynamischer Verbesserung ist das Ziel der Handlungsalternativen die Identifizierung von Aktivitäten, die den laufenden Prozess korrigieren oder verbessern. Die Aktion Engine von Celonis kann eine Handlung aus einem vordefinierten Handlungskatalog durch Klassifikation empfehlen²⁷⁵. Damit erreicht PM theoretisch die Stufe C4, wenn der vordefinierte Handlungskatalog manuell richtig aufgesetzt wurde. Diese Technik basiert jedoch auf ML gestütztem PPM und verwendet klassisches PM nur für das grundlegende Prozessmodell^{276 277}.

Bei der Umsetzung sollte das System automatisch, ohne die Unterstützung von Menschen die identifizierten Maßnahmen implementieren. Auf Basis der niedrigen Stufen in den vorherigen Teilschritten und dem allgemein schwachen Support bei der Umsetzung ist PM hier auf der Stufe D0²⁷⁸. Bei dynamischer Automatisierung ist PM in der Lage, Softwareroboter im Rahmen von RPA zu koordinieren, wodurch die letzte Stufe der Automatisierung erreicht werden kann^{279 280}. Die Umsetzung wird jedoch nicht von PM selbst durchgeführt, welches nur eine unterstützende Rolle aufweist. Die Ergebnisse der Action Engine sind daher auf der Stufe D2.

²⁷⁴ vgl. Kubrak u. a. 2022, S. 222

²⁷⁵ vgl. Badakhshan u. a. 2019

²⁷⁶ vgl. Marquez-Chamorro u. a. 2018, S. 965; 974

²⁷⁷ vgl. Badakhshan u. a. 2019, S. 3

²⁷⁸ vgl. van der Aalst und Carmona 2022

²⁷⁹ vgl. Badakhshan u. a. 2019

²⁸⁰ vgl. Park und van der Aalst 2022

6 Interpretation und Diskussion der Ergebnisse

Die Ergebnisse für die Systematisierung von PM, nachdem BPM-Lebenszyklus fokussieren das klassische PM, welches durch historische Ereignisdaten Prozessanalysen durchführt. Task Mining als spezielle Unterform von PM basierend auf UILs wurde weniger betrachtet, obwohl die Literatur Task Mining explizit mit der Automatisierung einzelner Arbeitsschritte in Verbindung bringt²⁸¹. Die Methoden der Analyse sind jedoch weitgehend identisch zum klassischen PM und demnach können die Argumente der folgenden Diskussion auch auf Task Mining ausgeweitet werden. Dies gilt nicht für PPM, welches auf gestreamten Ereignisdaten basiert. Hier ist der Anwendungsbereich die Überwachung und Steuerung des laufenden Prozesses und die Analyse muss unvollständige Daten berücksichtigen. Daher wird diese Form von PM separat diskutiert.

In diesem Abschnitt werden die Limitationen und die Vorteile von PM kritisch betrachtet und mit Bezug auf die Theorie diskutiert, um den aktuellen Stand von PM als Tool für die Prozessautomatisierung zu bestimmen.

6.1 Klassisches Prozess Mining

Klassisches PM ist insbesondere dann hilfreich, wenn der aktuelle Prozess bereits gut in ein BPM-System eingebunden ist, aber es wenige Informationen über den eigentlichen Ablauf gibt. Wenn noch keine Ereignisdaten systematisch aufgezeichnet werden, sollte dies der erste Schritt der Automatisierung sein, um PM nutzen zu können. Die Datengrundlage ist keine zusätzliche Aufgabe, die ein Unternehmen nur für PM erstellen muss, sondern eine Voraussetzung für jede prozesszentrierte Managementstrategie²⁸².

Durch *Process Discovery* ermöglicht PM einen neuen Einblick in die aktuellen Prozesse. Dies ist für zukünftige Automatisierungen eine Voraussetzung und kann dem Unternehmen viel Zeit sparen. Insbesondere kommerzielle Tools agieren autonom in der Selektion der Daten und dem Erstellen des Modells. Dies schränkt jedoch die menschliche Kontrolle ein, was bei komplexeren Projekten zu Problemen führen kann. Aus technischer Perspektive gibt es noch keine einschlägige Methode, um die Güte der Modelle auf vergleichbare Weise zu bestimmen. In einem Projekt mit expliziten Automatisierungsziel

²⁸¹ Abb und Rehse 2022

²⁸² vgl. Hull u. a. 2018a, S. 25

und kontextbezogenen Einschränkungen kann die automatisierte Modellerstellung zu unbrauchbaren Modellen führen. Zuverlässige Modelle sind für die Analyse jedoch essenziell. Demnach sollte je nach Analyseziel die Möglichkeit bestehen durch PM ein passendes Modell zu erstellen. In der Forschung wurden deklarative Modelle als besonders passend für die Analyse von Automatisierungspotentialen identifiziert. Darauf aufbauend müssen jedoch noch weitere Merkmale für ein passendes Modell identifiziert werden, um die Informationsbeschaffung autonomer gestalten zu können.

In der Praxis wird PM am häufigsten für die Bereiche Einkauf und Beschaffung, Buchhaltung und Zahlung, Verkauf, IT und Logistik eingesetzt²⁸³. Außer IT sind dies Kerngeschäftsprozesse, deren Optimierung einen direkten Bezug zu der Gewinnsteigerung aufweist. Demnach sind diese Prozesse meist bereits in ERP-Systeme eingebunden. Die hohe Relevanz und vorhandene Datengrundlage machen diese Prozesse zu beliebten Kandidaten für PM. Ein weiterer Vorteil ist der hohe Standardisierungsgrad, den diese Prozesse bereits aufweisen. Standardisierung kann durch Benchmarks die Modellerstellung und -analyse unterstützen. Zudem richten kostenbedingte Begrenzungen der Anzahl der Prozesse, die durch PM analysiert werden können, den Fokus weiter auf Kerngeschäftsprozesse. Wenn eine Vorauswahl bereits vor dem Einsatz von PM getroffen werden muss, kann es dazu führen, dass der Prozess mit dem größten Automatisierungspotential gar nicht durch PM analysiert wird. Um das volle Potential von PM nutzen zu können ist holistisches Vorgehen notwendig.

Die Analyse des aktuellen Prozesses wird von PM umfangreich unterstützt. Die Literatur bestätigt, dass die Analysemethoden großes Weiterentwicklungspotential aufweisen. Aktuell sind insbesondere die Skalierbarkeit und die Komplexität beschränkt. Des Weiteren bedarf es viel Fachexpertise, um komplexere Analysen durchzuführen und einige Methoden sind noch nicht ausgereift. Sie wurden bisher nur anhand simulierter Daten getestet. Die kommerziellen Tools bieten diese Methoden demnach nicht an. Doch auch erprobte Methoden werden teilweise nicht unterstützt, sodass Fachexperten weitere Analysen in Python durchführen. Dies kann dadurch erklärt werden, dass kommerzielle Tools eine breite Masse an potenziellen Kunden bedienen wollen. Die Theorie hat gezeigt, dass zu komplexe Benutzungsbedingungen zu Misserfolg der Technologie führen können²⁸⁴. Zudem wird PM nicht nur für die Automatisierung von Prozessen eingesetzt und demnach

²⁸³ vgl. Galic und Wolf 2021, S. 17

²⁸⁴ vgl. Jämsä-Jounela 2007, S. 218

sind die angebotenen Funktionen nicht auf diesen Anwendungsfall spezialisiert. Eine Weiterentwicklung der Methoden wird somit auch nicht zu einer höheren LOAT führen, da das Ziel der Analyse manuell festgelegt werden muss. Lediglich die Ergebnisqualität und Benutzerfreundlichkeit würden steigen. Dies macht die Nutzung von PM für Menschen mit weniger Expertise zugänglicher, aber es ändert nicht die Tatsache, dass spezialisiertes Personal benötigt wird.

Um die Ergebnisse der Analyse in eine Handlungsauswahl umzuformen benötigt es einen hohen Grad an Fachwissen. Die Unterstützung von PM besteht insbesondere darin das Verbesserungspotential der Automatisierung aufzuzeigen. Dies kann dabei helfen die geplanten Veränderungen besser an das Management zu kommunizieren, um das Vorhaben zu legitimieren. Leitfaden, welche für die Prozessverbesserung durch PM entwickelt wurden, empfehlen spezifische Businessfragen und Ziele vorab für ein Projekt zu definieren²⁸⁵. Im Rahmen eines klar definierten Vorhabens ist es für PM möglich, Handlungsalternativen zu empfehlen. Ein Beispiel dafür ist die Integration von PM und RPA. RPA ist eine Technologie, deren Einsatzbereich klar genug definiert ist, um anhand von sich wiederholenden Handlungen Maßnahmen zu bestimmen, die durch die Bots ausgeführt werden sollen. In dem allgemeinen Kontext, in dem PM aktuell eingesetzt wird, ist es für die Technologie nicht möglich, solche Entscheidungen zu treffen. Die Anzahl der Möglichkeiten wird bei einem nicht klar definierten Anwendungsbereich zu groß. Dadurch wird die LOAT-Stufe bedeutend herabgesenkt.

Die Implementierung der Automatisierung wird von PM nicht unterstützt. Allgemein ist PM ein diagnostisches Tool. Dies wird auch durch die LOAT-Kurve bestätigt, da sie zum Ende hin stark abfällt. Im Anwendungsbereich von klassischem PM wird die LOAT-Stufe für die Umsetzung voraussichtlich nicht ansteigen. Dazu müssen zuerst die Probleme und Limitationen der Informationsbeschaffung und -analyse behoben werden. Zudem ist der Anreiz für eine automatisierte Umsetzung geringer. Prozessveränderungen werden nach dem BPM-Lebenszyklus zwar regelmäßig, aber nicht zwingend häufig durchgeführt. Die Prozessüberwachung kann im klassischen PM nur durch periodische Analysen der statischen Daten erfolgen. Dadurch kann dann ein neuer Durchlauf des BPM-Lebenszyklus initiiert werden.

²⁸⁵ vgl. van Eck u. a. 2015, S. 300f.

Der wiederholte Einsatz von PM ist wichtig, um den Nutzen der Technologie nachhaltiger zu machen, damit der hohe Implementierungsaufwand gerechtfertigt wird. Der Mehrwert von klassischen PM sinkt mit wiederholter Nutzung. Dies ist dadurch zu begründen, dass der Nutzen von PM allgemein in den Bereichen Informationsbeschaffung und -analyse am stärksten ist. Bei erstmaligem Einsatz von PM steigt der Informationszuwachs durch die Technologie stark an. Abläufe, Probleme und Potentiale können erstmals analysiert werden. Das für die Automatisierung essenzielle Prozessverständnis wird etabliert. Doch mit einer Prozessanpassung sinkt das Wissen über den Prozess nicht wieder auf null. Unvorhergesehene Abweichungen und Effekte führen dazu, dass der Prozess nicht vollkommen bekannt ist, doch der Informationszuwachs ist bei einer zweiten Analyse durch PM kleiner.

6.2 Dynamisches Prozess Mining

Das Auslesen von Echtzeitdaten ist ein neueres Anwendungsfeld von PM. Es bietet den Vorteil weniger Daten speichern zu müssen und Informationen zu einzelnen Instanzen des laufenden Prozesses zu bekommen. Demnach wird diese Technologie insbesondere für die Prozessüberwachung eingesetzt. Im Rahmen der Automatisierung ist das Ziel, PM auch für die Prozesssteuerung einsetzen zu können.

Das Einlesen der Daten unterscheidet sich hierbei nicht vom klassischen PM, doch die Besonderheit der unvollkommenen Datengrundlage führt zu Unterschieden bei der Analyse der Daten. Insbesondere *Online Conformance Checking* wird noch nicht weitgehend angeboten. In der Forschung gibt es bereits erste Ansätze für deklarative Modelle, doch es fehlt ein allgemeingültiges Vorgehen. Ohne *Conformance Checking* ist auch die weiterführende Performance Analyse nicht möglich. Obwohl deskriptive Analysemethoden nicht angewendet werden können, ist es möglich durch PPM die Daten zu analysieren. Die verschiedenen PPM-Methoden unterscheiden sich unter anderem in ihrem Umgang mit den unvollständigen Daten, in den Prozesstypen und in ihren Prognosetypen. Der Vergleich der Methoden ist durch fehlende Gütekriterien schwierig und nicht alle Methoden sind auf dem gleichen Forschungsstand. Demnach sollte die LOAT-Stufe für Infor-

mationsanalyse eher niedrig ausfallen. Doch im Rahmen der Action Engine von Celonis wird PPM bereits vollautomatisch als Analysemethode angewendet ²⁸⁶.

Als eigenes Produkt vermarktet scheint die Action Engine Abstand von dem Begriff Prozess Mining zu nehmen und agiert spezifisch in den Anwendungsbereichen, bei denen klassisches PM eine sehr niedrige LOAT-Stufe aufweist. Aus Ereignisdaten werden Handlungsmuster anhand von Clustering und Expertenwissen ausgearbeitet und mit Hilfe von ML der laufenden Instanz zugeordnet. Fachwissen wird hier zusätzlich benötigt, da die Systeme noch nicht zuverlässig eigene Handlungsalternativen entwickeln können. Ihre Aufgabe ist es dann, die passende Handlung aus einem Alternativen-Katalog auszuwählen. Wenn die Action Engine an weitere Systeme angeschlossen ist, können die Entscheidungen durch z.B. RPA automatisch umgesetzt werden.

Anders als das klassische PM verliert dynamisches PM seinen Wert nicht über die Zeit. Durch den Fokus auf die Handlungsauswahl kann es für jede laufende Instanz gewinnbringend eingesetzt werden. Dabei unterstützt es nicht nur den Automatisierungsprozess, sondern ist selbst Teil der automatisierten Lösung. Dieser Anreiz sorgt für vermehrte Aufmerksamkeit gegenüber der Technologie. Trotz vielversprechenden Potentials sollten die zugrunde liegenden Problematiken nicht vernachlässigt werden. Ohne das Beispiel der Action Engine, würde die LOAT-Kurve wesentlich flacher ausfallen. Auch mit erfolgreicher Implementierung der Technologie seit 2018 dient sie nur als Beispiel für das mögliche Potential von dynamischen PM und ist noch kein Standard in der Industrie. Die bereits gewonnenen Erkenntnisse aus der Forschung müssen dafür weiter getestet werden, um die Anwendung in der Praxis genauer erforschen zu können.

6.3 Aktuelle Herausforderungen und Entwicklung

Die identifizierten technologischen Herausforderungen von PM als Tool für die Prozessautomatisierung stimmen mit den allgemeinen PM-Herausforderungen nach van der Aalst und Carmona weitgehend überein ²⁸⁷. Zu ergänzen ist noch die Ausarbeitung von einem einschlägigeren Konzept, um die Güte von Modellen und Methoden besser be-

²⁸⁶ vgl. Badakhshan u. a. 2019

²⁸⁷ vgl. van der Aalst und Carmona 2022, S. 500

werten zu können. Dieses Problem wird mehrfach erwähnt und dennoch wird ihm wenig Aufmerksamkeit zugeteilt^{288 289}.

Trotz technischer Probleme kann PM bereits als Tool für die Prozessautomatisierung eingesetzt werden. Die Kombination aus klassischem und dynamischem PM sorgt dafür, dass der Automatisierungsprozess an vielen Stellen unterstützt werden kann. Das Level des Supports ist dabei jedoch meistens noch auf einer niedrigen LOAT-Stufe. Aus Organisationssicht bedeutet dies, dass ein hohes Maß an Fachexpertise nötig ist, um das Tool richtig einsetzen zu können. Dies ist für Unternehmen besonders schwierig, da nicht nur Fachwissen zu den eigenen Prozessen gefordert ist, sondern auch zu PM.

Teilweise gibt es bereits Dienstleister, die das PM bezogene Fachwissen zusammen mit dem Tool als Serviceleistung anbieten^{290 291}. Dadurch, dass die Kosten hierbei meist von der Anzahl der Prozesse abhängt hat ein Unternehmen das Problem bereits vor der ersten Potentialanalyse durch PM die passenden Prozesse auszuwählen. Der Vorteil durch PM geeignete Prozesse für die Automatisierung auswählen zu können fällt somit weg.

Eine mögliche Lösung für das Problem der benötigten Expertise ist das Steigern der Autonomie von PM. Doch auch mit technischer Weiterentwicklung scheint klassisches PM wenig Potential zu zeigen bei der Automatisierung von Prozessen eine höhere LOAT-Kurve zu erreichen. Die Theorie besagt, dass Automatisierung die Flexibilität einschränkt, da ein Computersystem immer von den eigenen Funktionen limitiert ist^{292 293}. Im Umkehrschluss bedeutet dies, dass Automatisierung Limitationen benötigt. PM ist ein Tool, welches nicht nur für die Prozessautomatisierung eingesetzt werden kann, sondern vielfältiges Potential aufweist. Allein in einem Anwendungsbereich wie *Process Discovery* kann PM verschiedene Modelltypen erstellen und unterschiedliche Methoden anwenden. Je nach Ziel der Analyse sind dabei auch andere Aspekte zu beachten. Ein einzelnes Programm kann derzeit nicht all diese Entscheidungen treffen und somit ist ein Mensch nötig, um den Kontext der Automatisierung mit einzubringen. In der Forschung ist PM mittlerweile zu einem Überbegriff geworden, welcher verschiedene Aspekte wie

²⁸⁸ vgl. Janssenswillen u. a. 2017, S. 1

²⁸⁹ vgl. Di Francescomarino u. a. 2018

²⁹⁰ IBM o. J.

²⁹¹ Blackbook 2020

²⁹² vgl. Sheridan 2010, S. 663

²⁹³ vgl. Gil u. a. 2020, S. 8

Task Mining, Robotic Process Mining oder Action Mining verbindet^{294 295}. Jeder dieser Unterpunkte bezieht sich auf ein konkreteres Anwendungsbeispiel von PM. Das in dieser Arbeit beschriebene dynamische PM grenzt die Anwendung von PM auch weiter ein. Die LOAT-Kurve ist in diesem Fall im Schnitt um 1,5 Stufen höher als bei dem klassischen PM.

Die verschiedenen Anbieter für PM-Tools spezialisieren sich bereits auf unterschiedliche Anwendungsbereiche von PM²⁹⁶. Ein aktuelles Beispiel dafür ist die Action Engine von Celonis, welche als separates Tool die Prozessüberwachung automatisiert unterstützt. Demnach ist davon auszugehen, dass in der Zukunft mehrere Produkte mit unterschiedlichen Kernanwendungen angeboten werden. Ein hoher Automatisierungsgrad, kann diese Tools für viele Unternehmen zugänglicher machen, da weniger Expertise im Bereich des Daten- und Prozess Mining nötig ist.

Die Ergebnisse zeigen, dass zwischen den Aussagen der Forschung und der Unternehmen eine gewisse Diskrepanz herrscht. Die optimistischen Aussagen der Unternehmen spiegeln sich zum Teil in den Einleitungen der Forschungsarbeiten wider, welche diese nutzen, um die Relevanz ihrer Arbeit zu begründen. Es gibt jedoch nicht viele Studien, die diese Aussagen auch faktisch unterstützen.

²⁹⁴ vgl. Reinkemeyer 2022, S. 411

²⁹⁵ vgl. Dumas u. a. 2022

²⁹⁶ vgl. van der Aalst 2022b, S. 30

7 Schlussbetrachtung

7.1 Zusammenfassung

Diese Arbeit zeigt anhand einer Literaturanalyse den aktuellen Stand von Prozess Mining als Methode zur Unterstützung der Prozessautomatisierung. Der BPM-Lebenszyklus bildet den Rahmen für die verschiedenen technischen Aspekte, die durch PM unterstützt werden können. Das LOAT-Modell dient als Systematisierung, um die Autonomie und somit den Unterstützungsgrad von PM einzustufen.

PM ist eine Methode, die abhängig von den Inputdaten, für verschiedene Techniken genutzt werden kann. Die ursprüngliche Idee, historische Ereignisdaten zu analysieren, wurde mittlerweile um die Analyse von UILs (Task Mining) und die Analyse von Gestreamten Ereignisdaten (PPM) erweitert. Dies weitet das Anwendungsgebiet von PM weiter aus und Automatisierung ist ein beliebtes Beispiel für die Relevanz von PM.

Die Literaturanalyse hat gezeigt, dass PM aktuell einen niedrigen Grad der Unterstützung im Gesamtprozess der Automatisierung aufweist. Dies ist dadurch bedingt, dass Automatisierung nur einen kleinen Aspekt des Gesamtpotentials von PM darstellt. Dadurch, dass oftmals alle Vorteile von PM gleichzeitig genutzt werden sollen, fehlt es der Technologie an Einschränkungen, notwendig für die weitere Automatisierung. Dies resultiert darin, dass PM einen hohen Grad an Expertenwissen benötigt, um voll angewendet zu werden. Wenn diese Voraussetzung nicht gegeben ist, kann das Potential der Technologie für die Unterstützung von Prozessautomatisierung ungenutzt bleiben. Erste Fortschritte zeigen sich im Anwendungsbereich der Prozessüberwachung. PM kann durch automatisiertes PPM Handlungsalternativen bestimmen und somit gezielt die Prozesssteuerung nachhaltig unterstützen. Diese Methode ist nach aktuellem Forschungsstand noch nicht ausgereift, doch durch die Celonis Action Engine wird sie bereits kommerziell in der Praxis angeboten.

7.2 Limitationen

Die Literatur, welche die Basis dieser Forschung bildet, besteht zum größten Teil aus Forschungsarbeiten, welche neue Methoden oder Algorithmen erproben, um die Grenzen

von PM auszuweiten und neu zu definieren. Demnach ist es natürlich, dass viele dieser Arbeiten betonen, welche Aspekte von PM nicht erfüllt werden. Andererseits gibt es wenige gegenteilige Beispiele für den erfolgreichen Einsatz von PM als Unterstützung für die Prozessautomatisierung. Fallstudien beziehen sich zum größten Teil auf den öffentlichen Sektor, wie Krankenhäuser, da es schwieriger ist an zuverlässige Daten aus der Wirtschaft zu kommen. Zusätzlich müssen Aussagen, welche von den Anbietern von PM-Tools kommen, mit Vorsicht bedacht werden. Die kommerziellen Aussagen zu den Möglichkeiten von PM sind definitiver und polarisierender als die der Forschung, können jedoch nicht vollkommen ignoriert werden. Um ein aktuelles Bild von PM-Technologien in der Praxis zu bekommen, ist eine reine Literaturanalyse demnach nicht geeignet.

Eine weitere Limitation, ist die Tatsache, dass jedes Unternehmen mit anderen Voraussetzungen arbeitet. Da die Situation und die Ziele für jedes Unternehmen anders sind, wurde bewusst davon abgesehen eine rein quantitative Analyse zu machen. Somit bieten die Ergebnisse dieser Studie Freiraum für andere Interpretationen. Zudem fehlt der Vergleich mit anderen Technologien, welche die Prozessautomatisierung unterstützen. Dies würde dabei helfen, die Aussagen in Relation zu bringen.

Der angewendete Systemisierungsrahmen fokussiert insbesondere die technischen Aspekte von PM. Die Analyse hat jedoch ergeben, dass die Anforderungen aus Organisationsperspektive eine größere Rolle dabei spielen, warum PM noch keine etablierte Technologie ist und somit auch für die Prozessautomatisierung nur bedingt eingesetzt wird.

7.3 Ausblick

Um das Potential von PM als Automatisierungstechnologie weiterzuentwickeln, sollte ein besonderer Fokus auf die Bedürfnisse der Organisationen gelegt werden. Eine Studie zu den Problemen der Implementierung der Technologie könnte interessante Einblicke zu den nicht technologischen Herausforderungen liefern. Des Weiteren sollte das Ziel von PM klarer definiert werden. Anstelle neue potentielle Anwendungsbereiche zu entwickeln, sollten bestehende Potentiale wie PPM weiter ausgebaut werden. Aus technologischer Sicht bilden die Gütekriterien der Algorithmen und Modelle eine Forschungslücke, welche bislang nur sehr wenig Anerkennung bekommen hat. Studien, die anhand des hier vorgestellten Systemisierungssystems weitere Automatisierungstools bewerten, können dabei helfen, PM als unterstützendes Tool weiter einzustufen.

IV Literaturverzeichnis

- van der Aalst, Wil M. P. 2012. „Process mining: Overview and opportunities“. *ACM Transactions on Management Information Systems* 3(2):1–17. doi: 10.1145/2229156.2229157.
- van der Aalst, Wil M. P. 2022a. „Foundations of Process Discovery“. S. 37–75 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- van der Aalst, Wil M. P. 2022b. „Process Mining: A 360 Degree Overview“. S. 3–34 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer.
- van der Aalst, Wil M. P., Arya Adriansyah, Ana Karla, Alves De Medeiros, Franco Arcieri, Thomas Baier, Tobias Blickle, Jagadeesh Chandra Bose, Peter Van Den Brand, Ronald Brandtjen, Antonella Guzzo, Paul Harmon, Arthur Hofstede, John Hoogland, Jon Espen Ingvaldsen, Koki Kato, Donato Malerba, Ronny S. Mans, Alberto Manuel, Martin Mccreesh, Michael Muehlen, Jorge Munoz-gama, Luigi Pontieri, Joel Ribeiro, Anne Rozinat, Hugo Seguel P, Ricardo Seguel P, Marcos Sep, Jim Sinur, Pnina Soffer, und Minseok Song. 2012. „Process Mining Manifesto“. *International conference on business process management* 169–94.
- van der Aalst, Wil M. P., Martin Bichler, und Armin Heinzl. 2018. „Robotic Process Automation“. *Business and Information Systems Engineering* 60(4):269–72. doi: 10.1007/s12599-018-0542-4.
- van der Aalst, Wil M. P., und Josep Carmona. 2022. „Scaling Process Mining to Turn Insights into Actions“. S. 495–502 in *Process Mining Handbook*. Springer.
- van der Aalst, Wil M. P., Christian Günther, J. C. Bose, Josep Carmona, Marlon Dumas, Frank van Geffen, Sukriti Goel, Antonella Guzzo, Rania Khalaf, Rudolf Kuhn, Teemu Lehto, und Felix Mannhardt. 2016. „1849-2016 - IEEE Standard for eXtensible Event Stream (XES) for Achieving Interoperability in Event Logs and Event Streams“. Abgerufen 2. Februar 2023 (<http://www.xes-standard.org/>).
- van der Aalst, Wil M. P., Hajo A. Reijers, und Minseok Song. 2005. „Discovering Social Networks from Event Logs“. *Computer Supported Cooperative Work (CSCW)* 14:549–93. doi: 10.1007/s10606-005-9005-9.

- van Der Aalst, Wil M. P., Marcello La Rosa, und Flávia Maria Santoro. 2016. „Business process management: Don't forget to improve the process!“ *Business and Information Systems Engineering* 58(1):1–6. doi: 10.1007/s12599-015-0409-x.
- van der Aalst, Wil M. P., M. H. Schonenberg, und M. Song. 2011. „Time prediction based on process mining“. *Information Systems* 36(2):450–75. doi: 10.1016/j.is.2010.09.001.
- Abb, Luka, und Jana-rebecca Rehse. 2022. „A Reference Data Model for Process-Related User Interaction Logs“. S. 1–17 in *Business Process Management: 20th International Conference, BPM 2022*. Münster: Springer International Publishing.
- Accorsi, Rafael, und Julian Lebherz. 2022. „A Practitioner's View on Process Mining Adoption, Event Log Engineering and Data Challenges“. S. 212–40 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Almannai, B., R. Greenough, und J. Kay. 2008. „A decision support tool based on QFD and FMEA for the selection of manufacturing automation technologies“. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 24(4):501–7. doi: 10.1016/j.rcim.2007.07.002.
- Andreas, Rogge-Solti, Arik Senderovich, Matthias Weidlich, Jan Mendling, und Avigdor Gal. 2016. „In log and model we trust?“ *CEUR Workshop Proceedings* 1701:91–94. doi: 10.1007/978-3-319-45348-4.
- Andrew, Alex M. 2003. „Humans and Automation: System Design and Research Issues - Review“. *Kybernetes* 32(9/10). doi: 10.1108/k.2003.06732iae.001.
- Augusto, Adriano, Raffaele Conforti, Marlon Dumas, Marcello La Rosa, Fabrizio Maria Maggi, Andrea Marrella, Massimo Mecella, und Allar Soo. 2019. „Automated Discovery of Process Models from Event Logs: Review and Benchmark“. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 31(4):686–705. doi: 10.1109/TKDE.2018.2841877.
- Badakhshan, Peyman, und Ahmad Alibabaei. 2020. „Using Process Mining for Process Analysis Improvement in Pre-hospital Emergency“. *Lecture Notes in Information Systems and Organisation* 35:567–80. doi: 10.1007/978-3-030-34269-2_39.
- Badakhshan, Peyman, German Bernhart, Jerome Geyer-Klingenberg, Janina Nakladal,

- Steffen Schenk, und Thomas Vogelgesang. 2019. „The action engine – Turning process insights into action“. S. 1–4 in *CEUR Workshop Proceedings*. Bd. 2374. München: Celonis.
- Bernardi, Simona, José Ignacio Requeno, Christophe Joubert, und Alberto Romeu. 2016. „A systematic approach for performance evaluation using process mining: The POSIDONIA operations case study“. *QUDOS 2016 - Proceedings of the 2nd International Workshop on Quality-Aware DevOps, co-located with ISSTA 2016* 24–29. doi: 10.1145/2945408.2945413.
- Bich, Thi, und Hong Tu. 2016. „Analysis and Prediction Cost of Manufacturing Process Based on Process Mining“. in *2016 International Conference on Industrial Engineering, Management Science and Application (ICIMSA)*. IEEE.
- Blackbook. 2020. „Process Mining“. Abgerufen 26. Februar 2023 (<https://blackbook.ai/blog/process-mining/>).
- Bozkaya, Melike, Joost Gabriels, und Jan Martijn Van Der Werf. 2009. „Process Diagnostics : a Method Based on Process Mining“. in *2009 International Conference on Information, Process, and Knowledge Management*. IEEE.
- vom Brocke, Jan, Wil MP van der Aalst, Thomas Grisold, Waldemar Kremser, Jan Mendling, Brian Pentland, Jan Recker, Maximilian Roeglinger, Michael Rosemann, und Barbara Weber. 2021. „Process Science: The Interdisciplinary Study of Continuous Change“. *SSRN Electronic Journal* 1–9. doi: 10.2139/ssrn.3916817.
- Buijs, Joos C. A. M., Boudewijn van Dongen, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „On the Role of Fitness, Precision, Generalization and Simplicity in Process Discovery“. S. 305–22 in *On the Move to Meaningful Internet Systems: OTM 2012*, herausgegeben von R. Meersman, H. Panetto, T. Dillon, S. Rinderle-Ma, P. Dadam, X. Zhou, S. Pearson, A. Ferscha, S. Bergamaschi, und I. F. Cruz. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Burattin, Andrea. 2022. „Streaming Process Mining“. S. 349–72 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Burattin, Andrea, und Josep Carmona. 2018. „A framework for online conformance checking“. *Lecture Notes in Business Information Processing* 308:165–77. doi:

10.1007/978-3-319-74030-0_12.

- Burattin, Andrea, Sebastiaan J. van Zelst, Abel Armas-cervantes, Boudewijn van Dongen, und Josep van Carmona. 2018. „Online Conformance Checking Using Behavioural Patterns“. S. 250–67 in *Business Process Management*. Bd. LNCS 11080, herausgegeben von M. Weske. Springer International Publishing.
- Burke, Adam. 2021. „Stochastic Process Mining“. *CEUR Workshop Proceedings* 3098:1–2.
- Burke, Adam, Sander J. J. Leemans, und Moe Thandar Wynn. 2021. „Stochastic Process Discovery by Weight Estimation“. *Lecture Notes in Business Information Processing* 406 LNBIP:2–12. doi: 10.1007/978-3-030-72693-5_20.
- Business Consulting House. o. J. „How Process Mining empowers Process Automation“. Abgerufen 1. März 2023 (<https://businessconsultinghouse.de/en/how-process-mining-empowers-process-automation/>).
- Carmona, Josep, Boudewijn van Dongen, und Matthias Weidlich. 2022. „Conformance Checking: Foundations, Milestones and Challenges“. S. 155–90 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Caron, Filip, Jan Vanthienen, und Bart Baesens. 2013. „Comprehensive rule-based compliance checking and risk management with process mining“. *Decision Support Systems* 54(3):1357–69. doi: 10.1016/j.dss.2012.12.012.
- Di Ciccio, Claudio, und Marco Montali. 2022. „Declarative Process Specifications: Reasoning, Discovery, Monitoring“. S. 108–52 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Conforti, Raffaele, Sven Fink, Jonas Manderscheid, und Maximilian Röglinger. 2016. „PRISM - A predictive risk monitoring approach for business processes“. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 9850 LNCS:383–400. doi: 10.1007/978-3-319-45348-4_22.
- Conforti, Raffaele, Massimiliano De Leoni, Marcello La Rosa, und Wil M. P. van Der Aalst. 2013. „Supporting risk-informed decisions during business process

- execution“. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 7908 LNCS:116–32. doi: 10.1007/978-3-642-38709-8_8.
- Conforti, Raffaele, Massimiliano De Leoni, Marcello La Rosa, Wil M. P. van Der Aalst, und Arthur H. M. Ter Hofstede. 2015. „A recommendation system for predicting risks across multiple business process instances“. *Decision Support Systems* 69:1–19. doi: 10.1016/j.dss.2014.10.006.
- Delgado, Andrea, Barbara Weber, Francisco Ruiz, Ignacio García-rodríguez De Guzman, und Mario Piattini. 2011. „Continuous improvement of business processes realized by services based on execution measurement“. S. 64–81 in *International Conference on Evaluation of Novel Approaches to Software Engineering*. Springer Berlin Heidelberg.
- Diba, Kiarash, Simon Remy, und Luise Pufahl. 2019. „Compliance and Performance Analysis of Procurement Processes Using Process Mining“. *International Conference on Process Mining* 1–23.
- Drath, Rainer, und Alexander Horch. 2014. „Industrie 4.0: Hit or Hype? [Industry Forum]“. *IEEE Industrial Electronics Magazine* (june):56–58.
- Duden.de. 2022. „Prozess“. *Duden Online*. Abgerufen (<https://www.duden.de/rechtschreibung/Prozess>).
- Dumas, Marlon, Marcello La Rosa, Volodymyr Leno, Artem Polyvyanyy, und Fabrizio Maria Maggi. 2022. „Robotic Process Mining“. S. 468–91 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- van Eck, Maikel L., Xixi Lu, Sander J. J. Leemans, und Wil M. P. van der Aalst. 2015. „PM2: A Process Mining Project Methodology“. S. 297–313 in *Advanced Information Systems Engineering*, herausgegeben von J. Zdravkovic, M. Kirikova, und P. Johannesson. Cham: Springer International Publishing.
- El-Gharib, Najah Mary, und Daniel Amyot. 2022. „Data Preprocessing Method and API for Mining Processes from Cloud-Based Application Event Logs“. *Algorithms* 15(6). doi: 10.3390/a15060180.
- Endsley, Mica R. 1987. „The Application of Human Factors to the Development of

Expert Systems for Advanced Cockpits“. *Proceedings of the Human Factors Society Annual Meeting* 31(12):1388–92. doi: 10.1177/154193128703101219.

Fahrenkrog-Petersen, Stephan A., Niek Tax, Irene Teinemaa, Marlon Dumas, Massimiliano de Leoni, Fabrizio Maria Maggi, und Matthias Weidlich. 2022. „Fire now, fire later: alarm-based systems for prescriptive process monitoring“. *Knowledge and Information Systems* 64(2):559–87. doi: 10.1007/s10115-021-01633-w.

Di Francescomarino, Chiara, Marlon Dumas, Marco Federici, Chiara Ghidini, Fabrizio Maria Maggi, und Williams Rizzi. 2016. „Predictive Business Process Monitoring Framework with Hyperparameter Optimaization“. S. 361–76 in *CAiSE 2016*. Bd. 9694, *Lecture Notes in Computer Science*, herausgegeben von S. Nurcan, P. Soffer, M. Bajec, und J. Eder. Cham: Springer International Publishing.

Di Francescomarino, Chiara, und Chiara Ghidini. 2022. „Predictive Process Monitoring“. S. 320–46 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.

Di Francescomarino, Chiara, Chiara Ghidini, Fabrizio Maria Maggi, und Fredrik Milani. 2018. „Predictive Process Monitoring Methods: Which One Suits Me Best?“ S. 462–79 in *Business Process Management 2018*. Bd. LNCS 11080. Springer International Publishing.

Di Francescomarino, Chiara, Chiara Ghidini, Fabrizio Maria Maggi, Giulio Petrucci, und Anton Yeshchenko. 2017. „An eye into the future: Leveraging a-priori knowledge in predictive business process monitoring“. S. 252–68 in *Business Process Management 2017*. Bd. LNCS 10445, herausgegeben von J. Carmona. Springer International Publishing.

Galic, Gabriela, und Marcel Wolf. 2021. *Delivering Value with Proxess Analytics - Process Mining adoption and sucess factors*. Deloitte.

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* 133:260–95. doi: 10.1016/j.eswa.2019.05.003.

- Gaudette, Emely. 2020. „How Artificial Intelligence Powers Celonis’s Action Engine“. *Celonis*. Abgerufen 22. Februar 2023 (<https://www.celonis.com/blog/how-ai-powers-celonis-action-engine/>).
- Geyer-Klingeberg, Jerome, Janina Nakladal, Fabian Baldauf, und Fabian Veit. 2018. „Process mining and Robotic process automation: A perfect match“. *CEUR Workshop Proceedings* 2196:124–31.
- Gil, Dario, Stacy Hobson, Aleksandra Mojsilovi, Ruchir Puri, und John R. Smith. 2020. „AI for Management: An Overview“. S. 3–19 in *The Future of Management in an AI World*, herausgegeben von J. Canals und F. Heukamp. IESE Business School.
- Hermann, Mario, Tobias Pentek, und Boris Otto. 2016. „Design principles for industrie 4.0 scenarios“. S. 3928–37 in *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. Bd. 49. IEEE.
- Hull, Richard, Jan Mendling, und Stefan Tai. 2018a. *Fundamentals of Business process management*. Bd. 37.
- Hull, Richard, Jan Mendling, und Stefan Tai. 2018b. „Introduction to Business Process Management“. S. 1–31 in *Fundamentals of Business Process Management*.
- Hull, Richard, Jan Mendling, und Stefan Tai. 2018c. „Process Automation“. S. 297–352 in *Fundamentals of Business Process Management*.
- IBM. 2022. „What is Automation?“ *IBM*. Abgerufen (<https://www.ibm.com/topics/automation>).
- IBM. o. J. „IBM Process Mining - Pricing“. Abgerufen 26. Februar 2023 (<https://www.ibm.com/products/process-mining/pricing#3197405>).
- Jämsä-Jounela, Sirkka Liisa. 2007. „Future trends in process automation“. *Annual Reviews in Control* 31(2):211–20. doi: 10.1016/j.arcontrol.2007.08.003.
- Jans, Mieke, und Marc Eulerich. 2022. „Process Mining for Financial Auditing“. S. 445–67 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Janssenswillen, Gert, Niels Donders, Toon Jouck, und Benoît Depaire. 2017. „A comparative study of existing quality measures for process discovery“. *Information Systems* 71:1–15. doi: 10.1016/j.is.2017.06.002.

- Janssenswillen, Gert, Toon Jouck, Mathijs Creemers, und Benoît Depaire. 2016. „Measuring the Quality of Models with Respect to the Underlying System: An Empirical Study“. S. 73–89 in *Business Process Management*, herausgegeben von M. La Rosa, P. Loos, und O. Pastor. Cham: Springer International Publishing.
- Jimenez-Ramirez, Andres, Hajo A. Reijers, Irene Barba, und Carmelo Del Valle. 2019. „A Method to Improve the Early Stages of the Robotic Process Automation Lifecycle“. S. 446–61 in *Advanced Information Systems Engineering*, herausgegeben von P. Giorgini und B. Weber. Cham: Springer International Publishing.
- Kaelble, Steven. 2022. *Process Mining for Dummies - Celonis Special Edition*. Jhon Wiley & Sons, Inc.
- Kubrak, Kateryna, Fredrik Milani, und Alexander Nolte. 2022. „Process Mining for Process Improvement - An Evaluation of Analysis Practices“. S. 214–30 in *RCIS 2022*. Bd. LNBIP 446, herausgegeben von R. Guizzardi. Cham: Springer International Publishing.
- Lee, Wai Lam Jonathan, Andrea Burattin, Jorge Munoz-Gama, und Marcos Sepúlveda. 2021. „Orientation and conformance: A HMM-based approach to online conformance checking“. *Information Systems* 102:101674. doi: 10.1016/j.is.2020.101674.
- Leno, Volodymyr, Adriano Augusto, Marlon Dumas, Marcello La Rosa, Fabrizio Maria Maggi, und Artem Polyvyanyy. 2020. „Identifying candidate routines for robotic process automation from unsegmented ui logs“. *Proceedings - 2020 2nd International Conference on Process Mining, ICPM 2020* 153–60. doi: 10.1109/ICPM49681.2020.00031.
- Leno, Volodymyr, Marlon Dumas, Fabrizio Maria Maggi, und Marcello La Rosa. 2018. „Multi-Perspective process model discovery for robotic process automation“. *CEUR Workshop Proceedings* 2114:37–45.
- de Leoni, Massimiliano. 2022. „Foundations of Process Enhancement“. S. 243–73 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Leontjeva, Anna, Raffaele Conforti, Chiara Di Francescomarino, Marlon Dumas, und

- Fabrizio Maria Maggi. 2015. „Complex Symbolic Sequence Encodings for Predictive Monitoring of Business Processes“. S. 297–313 in *Business Process Management 2015*. Bd. LNCS 9253.
- Lindsay, Ann, Denise Downs, und Ken Lunn. 2003. „Business processes - Attempts to find a definition“. *Information and Software Technology* 45(15):1015–19. doi: 10.1016/S0950-5849(03)00129-0.
- Maggi, Fabrizio M, R. P. Jagadeesh Chandra Bose, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „Efficient Discovery of Understandable Declarative Process Models from Event Logs“. S. 270–85 in *Advanced Information Systems Engineering*, herausgegeben von J. Ralyté, X. Franch, S. Brinkkemper, und S. Wrycza. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Maggi, Fabrizio Maria, Marco Montali, und Wil M. P. van der Aalst. 2012. „An Operational Decision Support Framework for Monitoring Business Constraints“. S. 146–62 in *Proceedings of 15th International Conference on Fundamental Approaches to Software Engineering (FASE)*.
- Maggi, Fabrizio Maria, Marco Montali, Michael Westergaard, und Wil M. P. van der Aalst. 2011. „Monitoring Business Constraints with Linear Temporal Logic: An Approach Based on Colored Automata“. S. 132–47 in *Business Process Management*, herausgegeben von S. Rinderle-Ma, F. Toumani, und K. Wolf. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Mannhardt, Felix. 2022. „Responsible Process Mining“. S. 373–401 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Marin-Castro, Heidi M., und Edgar Tello-Leal. 2021. „Event log preprocessing for process mining: A review“. *Applied Sciences (Switzerland)* 11(22):1–29. doi: 10.3390/app112210556.
- Market and Markets. 2018. „Process Analytics Market Size, Share, Trends and Industry Analysis“. *Market Research Report*. Abgerufen 10. Februar 2023 (<https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/process-analytics-market-254139591.html>).
- Marquez-Chamorro, Alfonso Eduardo, Manuel Resinas, und Antonio Ruiz-Cortes. 2018.

- „Predictive monitoring of business processes: A survey“. *IEEE Transactions on Services Computing* 11(6):962–77. doi: 10.1109/TSC.2017.2772256.
- Martin, Niels, Nils Wittig, und Jorge Munoz-Gama. 2022. „Using Process Mining in Healthcare“. S. 416–44 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Mili, Hafedh, Guy Tremblay, Guitta Bou Jaoude, Éric Lefebvre, Lamia Elabed, und Ghizlane El Boussaidi. 2010. „Business Process Modeling Languages: Sorting Through the Alphabet Soup“. *ACM Computing Surveys* 43(1):1–56. doi: 10.1145/1824795.1824799.
- Miller, Dave, Annabel Sun, und Wendy Ju. 2014. „Situation awareness with different levels of automation“. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (January)*:688–93. doi: 10.1109/SMC.2014.6973989.
- Mohamed Zairi. 2009. „Business process management: a boundaryless approach to modern competitiveness“. *Business Process Management Journal* 3(1):64–80.
- Obermaier, Robert. 2019. „Industrie 4.0 und Digitale Transformation als unternehmerische Gestaltungsaufgabe“. S. 3–46 in *Handbuch Industrie 4.0 und Digitale Transformation: Betriebswirtschaftliche, technische und rechtliche Herausforderungen*, herausgegeben von R. Obermaier. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Obermaier, Robert, Johann Hofmann, und Victoria Wagenseil. 2019. „Systematische Abschätzung von Wirtschaftlichkeitseffekten von Industrie-4.0-Investitionen mithilfe von Prozess- und Potenzialanalysen“. S. 189–203 in *Handbuch Industrie 4.0 und Digitale Transformation*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Parasuraman, Raja, Thomas B. Sheridan, und Christopher D. Wickens. 2000. „A model for types and levels of human interaction with automation“. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*. 30(3):286–97. doi: 10.1109/3468.844354.
- Park, Gyunam, und Wil M. P. van der Aalst. 2020. „A General Framework for Action-Oriented Process Mining“. *International conference on business process management* 206–2018.
- Park, Gyunam, und Wil M. P. van der Aalst. 2021. „Realizing A Digital Twin of An

- Organization Using Action-oriented Process Mining“. S. 104–11 in *2021 3rd International Conference on Process Mining (ICPM)*. IEEE.
- Park, Gyunam, und Wil M. P. van der Aalst. 2022. „Action-oriented process mining: bridging the gap between insights and actions“. *Progress in Artificial Intelligence*. doi: 10.1007/s13748-022-00281-7.
- Pikkusaari-Saikkonen, Jonna. 2004. „Operations support at the paper mill“. Helsinki University of Technology.
- Polato, Mirko, Alessandro Sperduti, Andrea Burattin, und Massimiliano De Leoni. 2014. „Data-aware remaining time prediction of business process instances“. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* 816–23. doi: 10.1109/IJCNN.2014.6889360.
- Polato, Mirko, Alessandro Sperduti, Andrea Burattin, und · Massimiliano De Leoni. 2018. „Time and activity sequence prediction of business process instances“. *Computing* 100:1005–31. doi: 10.1007/s00607-018-0593-x.
- Process and Data Science Group - RWTH Aachen University. 2023. „Process Mining“. Abgerufen 15. Februar 2023 (<https://www.processmining.org/home.html>).
- Reinkemeyer, Lars. 2022. „Status and Future of Process Mining: From Process Discovery to Process Execution“. S. 405–15 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Rinderle-Ma, Stefanie, und Juergen Mangler. 2021. „Process Automation and Process Mining in Manufacturing“. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 12875 LNCS:3–14. doi: 10.1007/978-3-030-85469-0_1.
- Rogge-Solti, Andreas, und Mathias Weske. 2015. „Prediction of business process durations using non-Markovian stochastic Petri nets“. *Information Systems* 54:1–14. doi: 10.1016/j.is.2015.04.004.
- Rojas, Eric, Andres Cifuentes, Andrea Burattin, Jorge Munoz-Gama, Marcos Sepúlveda, und Daniel Capurro. 2019. „Performance analysis of emergency room episodes through process mining“. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 16(7). doi: 10.3390/ijerph16071274.
- De Roock, Emmelien, und Niels Martin. 2022. „Process mining in healthcare – An

- updated perspective on the state of the art“. *Journal of Biomedical Informatics* 127(November 2021):103995. doi: 10.1016/j.jbi.2022.103995.
- Rosemann, Michael, und Tonia De Bruin. 2005. „Towards a business process management maturity model“. S. 1–12 in *Proceedings of the 13th European Conference on Information Systems, Information Systems in a Rapidly Changing Economy, ECIS 2005*.
- Rozinat, A., und Wil M. P. van der Aalst. 2008. „Conformance checking of processes based on monitoring real behavior“. *Information Systems* 33:64–95. doi: 10.1016/j.is.2007.07.001.
- Rubin, Vladimir A., Alexey A. Mitsyuk, Irina A. Lomazova, und Wil M. P. van Der Aalst. 2014. „Process mining can be applied to software too!“ *International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement*. doi: 10.1145/2652524.2652583.
- Save, Luca, und Beatrice Feuerberg. 2012. „Designing Human-Automation Interaction : a new level of Automation Taxonomy“. S. 43–56 in *HFES Europe Chapter Conference Toulouse*, herausgegeben von D. de Waard, K. Brookhuis, F. Dehais, C. Weikert, S. Röttger, D. Manzey, S. Biede, F. Reuzeau, und P. Terrier.
- Schönig, Stefan, Cristina Cabanillas, Stefan Jablonski, und Jan Mendling. 2015. „Mining the organisational perspective in agile business processes“. *Lecture Notes in Business Information Processing* 214:37–52. doi: 10.1007/978-3-319-19237-6_3.
- Schönig, Stefan, Cristina Cabanillas, Stefan Jablonski, und Jan Mendling. 2016. „A framework for efficiently mining the organisational perspective of business processes“. *Decision Support Systems* 89:87–97. doi: 10.1016/j.dss.2016.06.012.
- Schönig, Stefan, Claudio Di Ciccio, Fabrizio M. Maggi, und Jan Mendling. 2016. „Discovery of multi-perspective declarative process models“. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 9936 LNCS:87–103. doi: 10.1007/978-3-319-46295-0_6.
- Schröder, Norbert. 2010. „Process Automation Markets 2010“. *Markets Strategies Technologies International* 1–7.
- Schuster, Daniel, und Sebastiaan J. van Zelst. 2020. „Online Process Monitoring Using Incremental State-Space Expansion: An Exact Algorithm“. S. 147–64 in *Business*

Process Management. Bd. LNCS 12168, herausgegeben von D. Fahland, C. Ghidini, J. Becker, und M. Dumas. Cham: Springer International Publishing.

Schuster, Daniel, Sebastiaan J. van Zelst, und Wil M. P. van der Aalst. 2022. „Utilizing domain knowledge in data-driven process discovery: A literature review“. *Computers in Industry* 137. doi: 10.1016/j.compind.2022.103612.

Sheridan, Thomas B. 2002. „Humans and Automation: System Design and Research Issues“. 208.

Sheridan, Thomas B. 2010. „Adaptive Automation, Level of Automation, Allocation Authority, Supervisory Control, and Adaptive Control: Distinctions and Modes of Adaptation“. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics* 41(4):662–67.

Sheridan, Thomas B., und William L. Verplank. 1978. *Human and computer control of undersea teleoperators*. Massachusetts Inst of Tech Cambridge Man-Machine Systems Lab.

Slaats, Tijs. 2020. „Declarative and Hybrid Process Discovery: Recent Advances and Open Challenges“. *Journal on Data Semantics* 9(1):3–20. doi: 10.1007/s13740-020-00112-9.

Song, Minseok, und Wil M. P. van der Aalst. 2008. „Towards comprehensive support for organizational mining“. *Decision Support Systems* 46(1):300–317. doi: 10.1016/j.dss.2008.07.002.

Suriadi, S., R. Andrews, A. H. M. ter Hofstede, und M. T. Wynn. 2017. „Event log imperfection patterns for process mining: Towards a systematic approach to cleaning event logs“. *Information Systems* 64(October 2015):132–50. doi: 10.1016/j.is.2016.07.011.

Syed, Rehan, Suriadi Suriadi, Michael Adams, Wasana Bandara, Sander J. J. Leemans, Chun Ouyang, Arthur H. M. ter Hofstede, Inge van de Weerd, Moe Thandar Wynn, und Hajo A. Reijers. 2020. „Robotic Process Automation: Contemporary themes and challenges“. *Computers in Industry* 115:103162. doi: 10.1016/j.compind.2019.103162.

Tax, Niek, Ilya Verenich, Marcello La Rosa, und Marlon Dumas. 2017. „Predictive Business Process Monitoring with LSTM Neural Networks“. S. 477–92 in *CAiSE 2017*. Bd. LNCS 10253, *Lecture Notes in Computer Science*, herausgegeben von E.

- Dubois und K. Pohl. Cham: Springer International Publishing.
- Thao, Linh, Fabrizio Maria, Marco Montali, Stefanie Rinderle-ma, und Wil M. P. van der Aalst. 2015. „Compliance monitoring in business processes : Functionalities , application , and tool-support“. *Information Systems* 54:209–34. doi: 10.1016/j.is.2015.02.007.
- Thiemann, Steffen, Carsten Jörns, und Michael Pauly. 2020. „Automatisierung als notwendiger nächster Schritt“. S. 64–78 in *Effizienz durch Automatisierung - Das „Zero Touch“-Prinzip im IT Betrieb*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Udo, Godwin G., und Aniekan A. Ebiefung. 1999. „Human factors affecting the success of advanced manufacturing systems“. *Computers and Industrial Engineering* 37(1):297–300. doi: 10.1016/S0360-8352(99)00078-9.
- UiPath. 2023. „Process Mining - Take the guesswork out of your automation journey Benefits“.
- Vasilyev, Evgeniy. 2013. „Using Inductive Reasoning to Find the Cause of Process Delays“. doi: 10.1109/CBI.2013.41.
- Voigt, Kai-Ingo. 2018. „Automatisierung - Definition“. *Gabler Wirtschaftslexikon*. Abgerufen 6. März 2023 (<https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/automatisierung-27138/version-250801>).
- Watson, Richard T., und Jane Webster. 2002. „Analyzing the Past to Prepare for the Future: Writing a Literature Review“. *MIS Quarterly* 26(2).
- van de Weerd, Inge, und Moe Thandar Wynn. 2022. „Foundation of Process Event Data“. S. 193–211 in *Process Mining Handbook*.
- De Weerd, Jochen, und Moe Thandar Wynn. 2022. „Foundations of Process Event Data“. S. 193–211 in *Process Mining Handbook*, herausgegeben von W. M. P. van der Aalst und J. Carmona. Cham: Springer International Publishing.
- Weske, Mathias, Wil M. P. Van Der Aalst, und H. M. W. Verbeek. 2004. „Advances in business process management“. *Data and Knowledge Engineering* 50(1):1–8. doi: 10.1016/j.datak.2004.01.001.
- Wynn, Moe Thandar, Julian Lebherz, Wil M. P. van der Aalst, Rafael Accorsi, Claudio

- Di Ciccio, Lakmali Jayarathna, and H. M. W. Verbeek. 2022. „Rethinking the Input for Process Mining: Insights from the XES Survey and Workshop“. S. 3–16 in *Process Mining Workshops*. Bd. 433 LNBIP. Springer International Publishing.
- Wynn, Moe Thandar, und Shazia Sadiq. 2019. „Responsible Process Mining - A Data Quality Perspective“. S. 10–15 in *Business Process Management*. Bd. 11675 LNCS. Cham: Springer International Publishing.
- Zelst, Sebastiaan J. Van, Alfredo Bolt, Marwan Hassani, Boudewijn van Dongen, und Wil M. P. van der Aalst. 2019. „Online conformance checking: relating event streams to process models using prefix-alignments“. *International Journal of Data Science and Analytics* 8(3):269–84. doi: 10.1007/s41060-017-0078-6.

V Anhang

a. Level of Automation Taxonomy

Tabelle 11: Level of Automation Taxonomy nach Save und Freudenberg

Level	A Information Acquisition	B Information Analysis	C Decision and Action Selection	D Action Implementation
0	<p>Manual Information Acquisition</p> <p>The human acquires relevant information on the process they are following without using any tool.</p>	<p>Working Memory Based Info Analysis</p> <p>The human compares, combines and analyses different information items regarding the status of the process they are following. They don't use any tool or support.</p>	<p>Human Decision Making</p> <p>The human generates decision options, selects the appropriate ones and decides all actions to be performed.</p>	<p>Manual Action and Control</p> <p>The human executes and controls all actions manually.</p>
1	<p>Artefact-Supported Info Acquisition</p> <p>The human acquires information with the support of low-tech non-digital artefacts.</p>	<p>Artefact-Supported Info Analysis</p> <p>The human compares, combines, and analyses different information items utilising paper or other non-digital artefacts</p>	<p>Artefact-Supported Decision Making</p> <p>The human generates decision options, selects the appropriate ones, and decides all actions to be performed utilising paper or other non-digital artefacts</p>	<p>Artefact-Supported Action Implementation</p> <p>The human executes and controls actions with the help of mechanical non- software-based tools.</p>
2	<p>Low-Level Automation Support of Info Acquisition</p> <p>The system supports the human in acquiring information. Filtering and/or highlighting of the most relevant information are up to the human.</p>	<p>Low-Level Automation Support of Info Analysis</p> <p>Based on user's request, the system helps the human in comparing, combining and analysing different information items regarding the status of the process.</p>	<p>Automated Decision Support</p> <p>The system proposes one or more decision alternatives to the human, leaving freedom to the human to generate alternative options. The human can select one of the alternatives proposed by the system.</p>	<p>Step-by-step Action Support:</p> <p>The system assists the operator in performing actions by executing parts of it and/or by providing guidance. However, each action is executed based on human initiative and the human keeps full control.</p>

3	<p><i>Medium-Level Automation Support of Info Acquisition</i></p> <p>The system supports the human in acquiring information. It helps the human in integrating data coming from different sources and in filtering and/or highlighting the most relevant information items, based on user's settings.</p>	<p><i>Medium-Level Automation Support of Info Analysis</i></p> <p>The system helps the human in comparing, combining, and analysing different information items, based on parameters pre-defined by the user. The system triggers visual and/or aural alerts if the analysis produces results requiring attention by the user.</p>	<p><i>Rigid Automated Decision Support</i></p> <p>The system generates options and decides autonomously on the actions to be performed. The human is informed of its decision.</p>	<p><i>Low-Level Support of Action Sequence Execution</i></p> <p>The system performs automatically a sequence of actions after activation by the human. The human maintains full control of the sequence and can modify or interrupt the sequence during its execution</p>
4	<p><i>High-Level Automation Support of Info Acquisition</i></p> <p>The system supports the human in acquiring information. The system integrates data coming from different sources and filters and/or highlights the information items for the user. The criteria for integrating, filtering and highlighting the relevant information are predefined at design level but visible to the user.</p>	<p><i>High-Level Automation Support of Info Analysis</i></p> <p>The system helps the human in comparing, combining and analysing different information items regarding the status of the process being followed, based on parameters pre-defined by the user. The system triggers visual and/or aural alerts if the analysis produces results requiring attention by the user.</p>	<p><i>Low-Level Automatic Decision Making</i></p> <p>The system generates options and decides autonomously on the actions to be performed. The human is informed of its decision</p>	<p><i>High-Level Support of Action Sequence Execution</i></p> <p>The system performs automatically a sequence of actions after activation by the human. The human can monitor all the sequence and can interrupt it during its execution.</p>
5	<p><i>Full Automation Support of Info Acquisition</i></p> <p>The system supports the human in acquiring info. It integrates data coming from different sources and filters and/or highlights the</p>	<p><i>Full Automation Support of Info Analysis</i></p> <p>The system performs comparisons and analyses of data available based on parameters defined at design level. The system triggers</p>	<p><i>High-Level Automatic Decision Making</i></p> <p>The system generates options and decides autonomously on the action to be performed. The human is informed of</p>	<p><i>Low-Level Automation of Action Sequence Execution</i></p> <p>The system initiates and executes automatically a sequence of actions. The human can monitor all the sequence and can modify or interrupt</p>

	information items considered relevant for the user. The criteria for integrating, filtering and highlighting are predefined at design level and not visible to the user	visual and/or aural alerts if the analysis produces results requiring attention by the user	its decision only on request.	it during its execution.
6			<p>Full Automatic Decision Making</p> <p>The system generates options and decides autonomously on the action to be performed without informing the human.</p>	<p>Medium-Level Automation of Action Sequence Execution</p> <p>The system initiates and executes automatically a sequence of actions. The human can monitor all the sequence and can interrupt it during its execution</p>
7				<p>High-Level Automation of Action Sequence Execution</p> <p>The system initiates and executes a sequence of actions. The human can only monitor part of it and has limited opportunities to interrupt it.</p>
8				<p>Full Automation of Action Sequence Execution</p> <p>The system initiates and executes a sequence of actions. The human cannot monitor nor interrupt it until the sequence is not terminated.</p>

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit eidesstattlich, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig angefertigt habe. Die aus fremden Quellen übernommenen Gedanken sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde bisher keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch nicht veröffentlicht. Ich bin mir bewusst, dass eine unwahre Erklärung rechtliche Folgen haben kann.

Jena, 30.03.2023

Ort, Datum

Jill Ann Ackfeld