



Process Mining im Behältermanagement

Kirsten Nägle

University of Applied Sciences Würzburg-Schweinfurt, Ignaz-Schön-Straße 11,
97421 Schweinfurt, kirsten.naegle@student.fhws.de

Prof. Dr. Alexander Dobhan

Leiter der ERP- und FIS-SAP-Labore sowie Professor für Business Process Management & Business Applications an der University of Applied Sciences Würzburg-Schweinfurt, Ignaz-Schön-Straße 11, 97421 Schweinfurt, alexander.dobhan@fhws.de

1	Einleitung.....	35
2	Methodik und Struktur der Literaturanalyse	37
3	Anwendung in Logistik und Mehrwegbehältermanagement	39
4	Process Mining – Theorie, Methoden und Vorgehensmodelle	42
5	Kontextinformationen im Process Mining	46
6	Diskussion und Limitation.....	48
7	Fazit und Ausblick.....	49
8	Literaturverzeichnis	50

Abstract:

Zweck: Ziel dieser Arbeit ist es den aktuellen Stand der Forschung im Bereich Process Mining abzubilden und die verschiedenen Anwendungsbereiche und -studien, sowie die in der Literatur verwendeten Process-Mining-Techniken herauszuarbeiten und zu vergleichen. Die Literaturanalyse gibt Aufschluss darüber, inwieweit Process Mining im Speziellen im Mehrwegbehältermanagement und unter der Integration von Kontextinformationen und -bewusstsein Anwendung findet. Die Basis der Analyse bildet die zentrale Forschungsfrage: „Wie können mit Ereignisdaten verknüpfte Kontextinformationen bei der Anwendung von Process Mining im Mehrwegbehältermanagement berücksichtigt werden?“.

Methodisches Vorgehen: Um die aktuellen Forschungsthemen im Bereich Process Mining zu ermitteln wurde eine systematische Literaturrecherche mittels ausgewählter wissenschaftlicher Datenbanken, unter Berücksichtigung definierter Ausschlusskriterien, durchgeführt. Für die Analyse werden themenrelevante und aktuelle Veröffentlichungen herangezogen.

Ergebnisse: Im Bereich Mehrwegbehältermanagement und Process Mining wird deutlich, dass nur wenige Veröffentlichungen existieren. Bei der Recherche wurde deshalb auch Literatur aus der Logistik im Allgemeinen berücksichtigt. Deutlich wird die Herausforderung der Datenstrukturierung bei der Anwendung von Process Mining in einem organisationsübergreifenden Prozessumfeld, wie der Logistik. Die Berücksichtigung von Kontextinformationen im Process Mining hat das Potenzial die Process-Mining-Ergebnisse zu verbessern. Kontextbewusstsein wird im Process Mining oft vernachlässigt und diese Literaturanalyse zeigt, dass auf diesem Gebiet noch weiterer Forschungsbedarf besteht.

Einschränkungen/Konsequenzen: Die Analyse zeigt den aktuellen Forschungsstand im Bereich Process Mining und Logistik unter Berücksichtigung von Kontextinformationen. Durch die begrenzte Auswahl an Datenbanken und die fest definierten Suchkriterien ist die Literaturanalyse auf diesen Bereich beschränkt. Weitere Anwendungsfelder von Process Mining werden deshalb nicht berücksichtigt.

JEL Classification: M11, M15

Keywords: Process Mining, Logistik, Mehrwegbehältermanagement, Kontextinformation.

1 Einleitung

Die Akzeptanz und die steigende Nachfrage nach grünen Produkten und Dienstleistungen in der Gesellschaft führt dazu, dass die ökologischen Ziele der Nachhaltigkeit in Zusammenhang mit Logistikkonzepten immer mehr an Bedeutung gewinnen (Ruess & Litauer, 2020). Die Logistikbranche hat aufgrund ihres Wachstums und Umfangs bedeutenden Einfluss auf die Umwelt. Durch das Betrachten der Logistikfunktionen Transport, Lagerung und Verpackung werden Auswirkungen, wie Ressourcenverbrauch, Treibhausgasemissionen und Verpackungsmüll, deutlich (Deckert, 2016). Fortschritte in der Digitalisierung ermöglichen es, die Ressourceneffizienz durch Lieferrouroptimierung, Vermeidung von Redundanzen im Prozessmodell und die Standardisierung von Abläufen zu verbessern (Hofmann, Ricci & Ansu-Holz, 2020). Die Akzeptanz und die steigende Nachfrage nach grünen Produkten und Dienstleistungen in der Gesellschaft führt dazu, dass die ökologischen Ziele der Nachhaltigkeit im Zusammenhang mit Logistikkonzepten immer mehr an Bedeutung gewinnen (Ruess und Litauer, 2021). Durch die Verwendung von *Mehrwegbehältern* entsteht im Behältermanagement Potenzial zur Einsparung von Ressourcen (Hofmann, Ricci & Ansu-Holz, 2020). Mehrwegbehälter müssen nach der Benutzung für den Transport eines Produkts nicht entsorgt werden, es entsteht kein Verpackungsmüll und die Herstellung neuer Behälter entfällt (Accorsi et al., 2019; Bortolini et al., 2018; Fan et al., 2019). Der Einsatz von Mehrwegbehältern erfordert ein effizientes Behälterflussmanagement unter Berücksichtigung von Handling, Lagerung, Verfügbarkeit und Verfolgbarkeit, sowie dem Leergutmanagement. Ungenaue Verfolgbarkeit oder ineffizientes Handling kann hohe Bestände, Behälterknappheit und Verspätungen verursachen. Herausforderungen sind oft fehlende oder nicht aktuelle Daten zu den Positionen der Behälter (Giubilato, Zhang, & Alfieri, 2019).

Mithilfe von *Process Mining* lässt sich Prozesseffizienz verbessern. Process Mining dient der Entdeckung, Analyse und Verbesserung von Prozessen durch das Extrahieren von relevanten Daten aus Event Logs von Informationssystemen. Neben den eigentlichen Prozessdaten werden in Softwareapplikation sogenannte Event Logs erfasst. Diese beziehen sich auf eine bestimmte Aktivität, einen speziellen Vorgang oder einen Zeitstempel (van der Aalst et al., 2012). Um ein Event Log zu erstellen, müssen erfasste Situationen und Ereignisse in Beziehung gesetzt werden (van der Aalst et al., 2012). Die erfassten Daten müssen identifiziert, zugänglich gemacht und interpretiert werden, um sie für Process Mining nutzen zu können (Knoll et al., 2019). In der Literatur definieren van der Aalst et al. (2012) drei Techniken des Process Mining: „Discovery“, „Conformance Checking“ und „Enhancement“, welche sich in ihren Inputs und Outputs unterscheiden (van der Aalst et al., 2012).

Grundsätzlich werden bereits vorhandene Daten verwendet, um bestehende Prozesse zu optimieren. In den Veröffentlichungen von van der Aalst et al. zum Verständnis

von Process Mining wird auf einige der Prinzipien und Herausforderungen des Process Mining eingegangen. Eine Herausforderung bei der Prozessanalyse ist die Berücksichtigung des Kontextes, in der die Ereignisse auftreten. So können zum Beispiel zu Beginn einer Analyse zwei Ereignisse nebenläufig auftreten, während diese später nur noch sequenziell geordnet auftreten (van der Aalst et al., 2012). Ein Kontext bezieht sich im Normalfall auf Aspekte einer Situation, die die Ausführung eines Prozesses beeinflussen. Kontextinformationen können Ereignisse sein, die in der Umgebung eines Prozesses auftreten und dessen Zustand beeinflussen, wie beispielsweise Umwelteinflüsse während des Prozesses oder spezifische Eigenschaften, die zu Beginn eines Prozesses bekannt sind. (Ghattas et al., 2014)

Das Erweitern der Ereignisdaten durch zusätzliche Kontextinformationen, hat das Potenzial, die durch Process Mining erzielten Analysen zu verbessern (van der Aalst 2016, 319). Im Bereich Logistik finden sich neben den eigentlich beobachteten Prozesseinformationen zusätzlich verfügbare Informationen, welche für die Aufnahme von kontextbezogenen Merkmalen geeignet sind. Kontextinformationen können beispielsweise Zeit, Örtlichkeit und Häufigkeit eines Ereignisses sein (Becker und Intoyoad, 2017). Tritt zum Beispiel ein Ereignis einmal auf, kann es eine andere Bedeutung als bei wiederkehrendem Eintreten haben.

Aus den bisherigen Erläuterungen folgt eine hohe Relevanz für die Betrachtung von Process Mining unter Berücksichtigung von Kontextinformationen im Mehrwegbehältermanagement. Die Forschungsfrage *„Wie können mit Ereignisdaten verknüpfte Kontextinformationen bei der Anwendung von Process Mining im Mehrwegbehältermanagement berücksichtigt werden?“* bildet so den Ausgangspunkt für die Literaturanalyse.

Aus der Forschungsfrage lassen sich verschiedenen Forschungsziele ableiten. Das erste Ziel ist eine Übersicht der Ansätze des Process Mining im Bereich Logistik und im Speziellen im Mehrwegbehältermanagement. Ein weiteres Ziel ist die Beschreibung der Ansätze des Process Mining im Mehrwegbehältermanagement unter der Berücksichtigung von Kontextinformationen und die Erläuterung der Anwendung dieser Teile. Im Rahmen der Literaturanalyse werden diese Punkte genauer betrachtet. Es soll ein Überblick der Forschung im Bereich Process Mining und Logistik, im Speziellen Mehrwegbehältermanagement, gegeben werden, sowie eine Übersicht der verwendeten Process-Mining-Methoden und Vorgehensmodelle. Außerdem werden explizit Forschungsarbeiten zur Berücksichtigung von Kontextinformationen betrachtet.

2 Methodik und Struktur der Literaturanalyse

Im folgenden Abschnitt wird die Methodik und Struktur für die durchgeführte Literaturanalyse beschrieben. Dies beinhaltet zunächst die Definition der in der Recherche verwendeten Suchbegriffe und der gewählten Kombinationen. Zusätzlich werden die Vorgehensweise der Suche und die Auswahl der festgelegten Kategorien für die Suchergebnisse dargestellt.

2.1 Vorgehensweise für die Literatursuche

Ziel dieser Forschungsarbeit ist es, Beiträge zum Process Mining im Bereich Logistik und im Speziellen im Mehrwegbehältermanagement, unter der Berücksichtigung von Kontextinformationen, zu erfassen und zu erläutern, um diese anwenden und erweitern zu können. Ausgehend von dieser Zielsetzung wurden Bereiche erfasst, die die Struktur der Literaturanalyse vorgeben und im Rahmen der Recherche betrachtet und analysiert werden sollen.

Durch die Kombination von Schlagwörtern werden im Folgenden die themenrelevante wissenschaftliche Literatur ermittelt und kritisch analysiert. Die Suche erfolgt zunächst über die Online-Datenbank „Science Direct“ und die Suchmaschine „Google Scholar“. Folgende Suchbegriffe wurden verwendet, unter der Einschränkung des Veröffentlichungsdatums von 2016 bis 2021 und der englischen Sprache:

R1: *aktueller Stand der Forschung im Bereich Logistik/(Mehrweg-) Behältermanagement und Process Mining*

- (“process mining” OR “event log”) AND (“logistics” OR “supply chain” OR “supply chain management” OR “container management” OR “transport item” OR “reusable container”)
- (“process mining”) AND (“logistics” OR “supply chain”) AND (“application” OR “case study” OR “technique” OR “algorithm” OR “tool”)

R2: *aktueller Stand der Forschung im Process Mining unter Berücksichtigung von Kontextinformationen*

- (“process mining “ OR “event log”) AND (“context information” OR “contextual information” OR “contextual situation”)
- (“process mining” OR “context” OR “contextual information” OR “context information” OR “contextual situation”) AND (“trace clustering” OR “clustering”)

Kombination: *Mehrwegbehältermanagement und Kontextinformationen*

- (“container management” OR “reusable container”) AND (“context” OR “context information” OR “contextual information” OR “contextual situation”)

Zusätzlich werden die in den gefundenen wissenschaftlichen Arbeiten zitierten Quellen durchsucht, um weitere relevante Literatur zu finden. Die in dieser Analyse herangezogene Literatur sollte nicht älter als zehn Jahre sein, außer es handelt sich um die Definition von grundlegenden Begriffen oder Vorgehensmodellen.

Die Auswahl erfolgt zunächst über den Titel, die Keywords und das Abstract. Anschließend auch über den Volltext der ausgewählten Literatur für die Zuordnung zu den definierten Kategorien. Es wurden Ein- und Ausschlusskriterien festgelegt, um die relevanten Studien auszuwählen und zu gewährleisten, dass nur Literatur berücksichtigt wird, die sich auf den Kontext Process Mining, Logistik und Kontextinformationen, sowie im speziellen auf die definierte Forschungsfrage und deren Forschungsziele bezieht. Ausgeschlossen wird Literatur, bei der über die Hochschule oder andere Datenbanken kein kostenloser Zugang erteilt werden kann. Die Suche beschränkt sich hauptsächlich auf wissenschaftliche Veröffentlichungen, Fachzeitschriften, Konferenzbeiträge und Journale. Nicht zitierwürdige Quellen werden ausgeschlossen, dies beinhaltet Paper die in der Liste der fragwürdigen Journale „List of Predatory Journals“ unter „<https://predatoryjournals.com/journals/>“ aufgelistet sind, sowie Lexika, Vorlesungsskripte etc. Ein weiteres Ausschlusskriterium sind Paper mit Inhalten, die für die Forschungsfrage irrelevant sind, wie beispielsweise „Mining“-Prozesse im Sinne von Berg- und Minenarbeiten.

2.2 Klassifikation der Suchergebnisse

Die gefundene Literatur wird schließlich anhand ausgewählter Kriterien gegliedert und kritisch gegenübergestellt. Um mögliche Ansätze für das Process Mining im Mehrwegbehältermanagement unter Berücksichtigung von Kontextinformation zu identifizieren, wird zwischen den Kategorien Methoden, Vorgehensmodelle, Theorie und Anwendung unterschieden. Eine Übersicht der Kategorien für die Literaturrecherche zeigt Tabelle 1.

Process Mining	Methoden: mathematische Methoden, Ansätze, Techniken und Algorithmen
	Vorgehensmodelle: Vorgehensweisen und -modelle zur Durchführung von Process Mining
	Theorie: Definitionen und Fachbegriffe
	Anwendung in Logistik und Mehrwegbehältermanagement
	Kontextinformationen

Tabelle 1: Klassifikationskriterien für die Literatursuche

Die Kategorie *Methoden* umfasst mathematische Methoden und Ansätze, sowie Process-Mining-Techniken und -Algorithmen. Der Punkt *Vorgehensmodelle* beinhaltet Literatur, in der bestimmte Vorgehensweisen und -modelle zur Durchführung von Process Mining enthalten ist. Die Kategorie *Theorie* enthält wissenschaftliche Arbei-

ten die Process-Mining-Fachbegriffe definieren und Grundlagen beschreiben. Die zusätzliche Kategorie *Anwendung* umfasst Literatur mit konkreten Anwendungsbeispielen, sowie Fallstudien zur Umsetzung von Process Mining. Hier erfolgt ein Fokus Logistik allgemein und Mehrwegbehältermanagement. Zusätzlich existiert die Kategorie *Kontextinformationen*, unter welcher Literatur beschrieben wird, die Process Mining unter Berücksichtigung von Kontextinformationen betrachtet.

3 Anwendung in Logistik und Mehrwegbehältermanagement

Im ersten Teil dieser Literaturanalyse wird die Anwendung von Process Mining im Bereich Logistik und im Speziellen im Mehrwegbehältermanagement untersucht. Da diese Suche sich schon genauer spezifiziert, wird zunächst die Anwendung von Process Mining für Logistikprozesse im Allgemeinen analysiert. Von großer Bedeutung sind hier vor allem die Arbeiten von Becker und Intayoad zum Thema Kontextbewusstsein im Process Mining in der Logistik, sowie die Arbeiten von Knoll et al. und van Cruchten und Weigand zum Thema Process Mining und interne Logistik.

Van Cruchten und Weigand (2018) gehen auf die Darstellung von Materialflüssen mit Hilfe von Process Mining ein und heben in ihrem Artikel die Wichtigkeit der Datenaufbereitung hervor. Verwendet werden hier angepasste und überarbeitete Ansätze der Methode PM² von van Eck (2015). Die Methode ist eine ausgearbeitete Vorgehensweise mit sechs unterschiedlichen Phasen von der Planung und Datenaufbereitung, über die Analyse bis hin zur Bewertung und der Optimierung des betrachteten Prozesses. Der Ansatz ist für die Durchführung von Process-Mining-Projekten mit einem konkreten Ziel, wie z.B. die Verbesserung der Leistung eines Prozesses, geeignet (van Eck et al., 2015). Auch Knoll et al. (2019) ziehen diese Methode in ihrer Veröffentlichung zum Thema Wertstromdarstellung für interne Logistik heran. Process Mining wird hier für die Prozessverbesserung einer Produktionslinie verwendet (Knoll et al., 2019).

Becker et al. (2017) vergleichen hingegen ein reales Prozessmodell mit einem Process-Mining-Modell und definieren Anforderungen an die Prozessdatenpflege in der Logistik, um Process Mining sinnvoll nutzen zu können. Die Autoren weisen auf die Schwierigkeit der Datenaufbereitung hin. Da Logistikprozesse meist organisationsübergreifend ablaufen, wird hier eine große Menge an Daten erfasst, die eine heterogene Struktur aufweisen. Die Herausforderung besteht darin, diese Daten aus verschiedenen Quellen in unterschiedlicher Granularität zu kombinieren und nutzbar zu machen. Die Anforderungen setzen die Integration grundlegender Ontologien voraus. Becker et al. (2017) definieren ein Konzept für den Einsatz von Process Mining in einem simulierten Szenario und kommen zu der Erkenntnis, dass Abweichungen zwar erkannt werden können, aber dennoch weiterer Forschungsbedarf im Bereich Process Mining und dem Umgang mit heterogenen Datenquellen besteht. (Becker et al., 2017)

Auch Knoll et al. (2019) befassen sich mit einer Ontologie für Process Mining und interner Logistik. Sie nennen ebenfalls die Problematik der Datenidentifikation und dem Verständnis von verschiedenen und komplexen Informationensystemen. Der Lösungsansatz der Autoren ist eine erweiterte interne Logistik-Ontologie aus Sicht der Prozessebene. Sie vergleichen und überprüfen bestehende Ontologien um einen Vorschlag für eine Ontologie zur Unterstützung des Process Mining in der internen Logistik zu geben.

Besonders die Arbeiten von Becker und Intayoad behandeln das Thema Logistik und Process Mining genauer und beziehen sich zusätzlich auf Kontextinformationen. Beschrieben wird hier, wie Informationen aus Event Logs gewonnen werden können. Hierbei kann es sich auch um relevante kontextbedingte Informationen handeln. Dies erfolgt am Beispiel der Durchlaufzeit unter Verwendung des „Naive Bayesian Classifiers“, welcher sich für die Klassifikation bestimmter Gruppen eignet und die Wahrscheinlichkeiten der Zugehörigkeit vorhersagt. (Intayoad und Becker, 2018b)

Des Weiteren beschäftigen sich die Autoren mit der Kontextabhängigkeit von Process Mining im Logistikbereich. Mit Hilfe von Clustering wird hier die Auftretenswahrscheinlichkeit ausgewählter Prozessschritte untersucht (Becker und Intoyoad, 2017). Intayoad und Becker (2018a) untersuchen außerdem die Anwendung von Process Mining in der Fertigung und Logistik, mit besonderem Fokus auf der Extraktion von Prozessmodellen aus Rohdaten. Zusätzlich stellen sie eine Methodik vor, die die Leistung des Process Mining im Hinblick auf komplexe und unstrukturierte Ereignisdaten verbessern soll. Hierzu verwenden sie heuristische Mining-Algorithmen und Clustering-Techniken, um die Komplexität der Prozessdaten zu reduzieren. Die erarbeiteten Prozessmodelle werden mit traditionellen Process-Mining-Modellen verglichen, um diese zu validieren. (Intayoad und Becker, 2018a)

Lee et al. (2013) zeigen in ihrer Veröffentlichung zum Thema Schiffsbau eine Methode zur automatischen Gewinnung von Informationen aus den Transportnutzungshistorien. Dazu verwenden sie eine Clustering-Technik, um heterogene Gruppen von Prozessinstanzen zu identifizieren. Anschließend leiten sie dann gruppenunabhängig ein Prozessmodell ab, welches Prozess- und Wartezeiten wiedergibt und dabei hilft den Logistikprozess übersichtlich und verständlich darzustellen, sowie besser zu steuern. (Lee et al., 2013)

Die Aufbereitung und Zugänglichkeit von Daten einer RFID-basierten Supply Chain, um sie anschließend für Process Mining nutzen zu können, beschreiben Gerke und Claus (2009). Hierfür nutzen sie einen eigenen Algorithmus und bewerten die Ergebnisse anhand des SCOR-Modells. (Gerke und Claus, 2009)

Außerdem finden sich Artikel zum Thema Process Mining im Straßengüterverkehr (Kurganov et al., 2021) und Routenplanung von Transporten mit dem Zug (Janssenwillen et al., 2018). Diese sind im Kontext der Forschungsfrage und -ziele, weniger

relevant, da sie weder wichtige Informationen zur Datenaufbereitung geben noch situationsbedingte und kontextabhängige Prozesse oder Daten betrachten. Dennoch sind die Veröffentlichungen der Logistik und Process Mining zuzuordnen.

Für Mehrwegbehältermanagement oder allgemein Behältermanagement im Process Mining findet sich wenig bis keine relevante Literatur. Eine Veröffentlichung von Sutrisnowati et al. (2015) behandelt das Management von Containern in der Hafentlogistik, im Zusammenhang mit der Vorhersage von Verspätungswahrscheinlichkeiten. Als Basis für die Konstruktion eines Bayesian Networks wurde hier der „Heuristic Miner“ aus dem Bereich Process Mining und Discovery verwendet. Der „Heuristic Miner“ (Weijters und Aalst, 2006) wurde auf der Grundlage der Häufigkeit des Auftretens von Ereignissen und der Beziehungen zwischen ihnen entwickelt. Er ist in der Lage sogenannte „hiddentasks“ und „loops“ zu entdecken. Heuristische Mining Algorithmen werden ebenfalls von Intayoad und Becker (2018a) verwendet und in Kapitel 4 aufgegriffen.

Lickert et al. (2021) vergleichen verschiedene Machine-Learning-Methoden und Algorithmen für die Datenanalyse. Sie stellen hier Methoden wie u.a. Naive Bayesian Networks und lineare Regression gegenüber und erläutern, inwieweit diese geeignet sind und anhand welcher Kriterien dies beurteilt werden kann. Die Anwendbarkeit des Konzeptes wird anschließend an einem Beispiel aus der Rückführungslogistik beurteilt. Die Autoren beschreiben ebenso die Problematik der Komplexität von Logistikprozessen. (Lickert et al., 2021)

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass im Bereich Process Mining und Logistik besonders die Autorengruppen Knoll et al. (2019) zum Thema Wertstromdesign, van Cruchten und Weigand (2018) mit der Analyse von Materialflüssen in der Fertigung, sowie Intayoad und Becker (2017) mit ihrem Beitrag zu Kontextbewusstsein herausstechen. Unter Berücksichtigung der Forschungsfrage sind besonders die Veröffentlichungen von Intayoad und Becker, zum Thema interne Logistik und Kontextinformationen, von Bedeutung. Es wird deutlich, dass die genannten Autoren die Aufbereitung der Daten, um diese für Process Mining nutzbar machen zu können, als eine Herausforderung beschreiben und auf diesem Gebiet noch Forschungsbedarf besteht. Da Logistikprozesse meist organisationsübergreifend ablaufen, wird eine große Menge an Daten erfasst, die eine heterogene Struktur aufweisen. Die Herausforderung besteht darin, diese Daten aus verschiedenen Quellen in unterschiedlicher Granularität zu kombinieren und nutzbar zu machen (Becker et al. 2017, Intayoad und Becker 2018b, Lee et al., 2013, van Cruchten und Weigand, 2018). Bereits in diesem Abschnitt wird deutlich, dass dieser Schwierigkeit besonders durch den Einsatz von Clustering-Techniken entgegengewirkt wird (Becker und Intayoad, 2017, Bose und van der Aalst, 2009, Song et al., 2009). Welche Methoden, Vorgehensweisen und Algorithmen im Themenbereich angewendet werden, beschreibt das nachfolgende Kapitel genauer.

4 Process Mining – Theorie, Methoden und Vorgehensmodelle

Die Grundlagen des Process Mining, sowie Theorie und Definitionen werden in den Veröffentlichungen von van der Aalst et al. adressiert. Diese werden von zahlreichen Autoren für die Definition von Process Mining herangezogen und zitiert. Die Basis bildet hier das Process Mining Manifesto von van der Aalst et al. (2012).

Im weiteren Verlauf erfolgt ein Fokus auf die Methoden und Vorgehensmodelle. Methoden umfassen mathematische Ansätze oder Algorithmen, die in der Literatur für die Durchführung von Process Mining verwendet werden. Vorgehensmodelle sind Vorgehensweisen und Darstellungen für die Durchführung von Process-Mining-Anwendungsprojekten. Konkrete Anwendungsfälle und Umsetzungen werden zusätzlich adressiert. Zunächst werden nachfolgend die *Methoden* beschrieben.

Für die Ermittlung von Auftretenswahrscheinlichkeiten wird von Becker und Intoyoad (2017), Bose und van der Aalst (2009) und Song et al. (2009) Clustering verwendet, um die Process-Mining-Ergebnisse zu verbessern und um gewonnene Modelle anschließend besser vergleichen zu können. Für die Informationsgewinnung und Aufbereitung von Event Logs ziehen Intoyoad und Becker (2018b), Lickert et al. (2021) und Sutrisnowati et al. (2015) den „Naive Bayes Klassifikator“ heran.

Choueiri et al. (2020) verwenden in ihrer Veröffentlichung zum Thema Echtzeitprognosen in Produktionssystemen lineare Regression. Ebenso auch Lickert et al. (2021), die eine Auswahl an verschiedenen Algorithmen aus dem Bereich „Reverse Logistics“ vorstellen, u.a. lineare Regression, Naive Bayes, Entscheidungsbäume und neuronale Netzwerke. Letztere werden vor allem für die Darstellung und Aufbereitung der Process-Mining-Ergebnisse verwendet. Hier verwenden Sun et al. (2021) und Choueiri et al. (2020) auch Petri-Netze. Diese eignen sich für die graphische Aufbereitung von gewonnenen Informationsflüssen und Analyse dieser (Peterson, 1977).

Senderovich et al. (2019) stellen in ihrem Paper die „Temporal Network Representation (TNR) of a log“ vor. Diese befasst sich mit paarweisen, zeitlichen Beziehungen von Aktivitäten und bezieht den Kontext mit ein, in dem diese aufgetreten sind. TNR wird von den Autoren für die Erkennung von nicht erfassten Verspätungen und für die Modellierung der Prozessperformance verwendet. Die Bewertung der Ansätze erfolgt anhand drei realer Datensätze und ist der Process-Mining-Kategorie „Discovery“ zuzuordnen. (Senderovich et al., 2019)

Aus der Kategorie Methoden, werden Clustering und im speziellen Trace Clustering in der Literatur unter Berücksichtigung von kontextbezogenen Informationen am häufigsten erwähnt (vgl. Tabelle 2). Besonders für die Analyse der Event Logs komplexer Prozesse eignet sich Clustering um Unterkategorien zu bilden und dadurch die Komplexität und Verständlichkeit, der durch Process Mining gewonnenen Prozessmodelle, zu reduzieren (Zandkarimi et al., 2020, Tax et al., 2018). Die Suche wurde deshalb nochmals spezifiziert und um den Begriff „Trace Clustering“ und „Process

Mining“ erweitert, um relevante Literatur zu ermitteln. Zandkarimi et al. (2020) geben einen Überblick der aktuellen Forschung im Bereich Trace Clustering und bilden eine Grundlage für die Entwicklung neuer Methoden und Ansätze für Trace Clustering. Ebenso raten Tax et al. (2018) zu einer Datenabstraktion durch eine Gruppierung von Event Logs in Traces, um als Ergebnis ein übersichtlicheres und verständlicheres Prozessmodell zu erhalten. In einigen Fällen sind die Event Logs zu informationsreich, sodass Process-Discovery-Algorithmen meist nur zu einem eher unvollständigen oder nicht repräsentativen Prozessmodell führen (Tax et al., 2018).

Tabelle 2 gibt eine Übersicht der verschiedenen Methoden und Ansätze, sowie verwendeter Algorithmen im Bereich Process Mining und Logistik oder Process Mining und Kontextinformationen. Es wird deutlich, dass aus der Kategorie Methoden in der Literatur besonders Clustering verwendet wird.

Beschreibung	Methode/Ansatz	Veröffentlichungen
Auftretenswahrscheinlichkeiten; Datenaufbereitung	Clustering (k-Medoids); Trace Clustering	Becker und Intoyoad (2017) Bose und van der Aalst (2009) Song et al. (2009) Zandkarimi et al. (2020) Tax et al. (2018)
Informationsgewinnung aus Event Logs; Datenaufbereitung	Naive Bayes-Klassifikator	Intayoad und Becker (2018b) Lickert et al. (2021) Sutrisnowati et al. (2015)
Anwendung multidimensionales Process Mining	Composite State Machines (CSM)	Knoll et al. (2018)
Analyse variabler Prozessinformationen	(Goal-)Heuristic Algorithm	Sim und Baek (2015) Intayoad und Becker (2018a) Sutrisnowati et al. (2015)
Echtzeitprognosen	Lineares Regressionsmodell/ Linear programming (LP)	Choueiri et al. (2020) Lickert et al. (2021)
Aufbereitung/ Darstellung der Ergebnisse	Petri Netz	Choueiri et al. (2020) Sun et al. (2021)
Ergebnisdarstellung	Entscheidungsbaum, Neuronale Netzwerke, SCOR-Model	Lickert et al. (2020) Gerke et al. (2009)
Bewertung der Process-Mining-Ergebnisse	Multi Criteria Decision Analysis (MCDA)	Osei-Bryson (2012)

Tabelle 2: Übersicht der im Process Mining verwendeten Methoden im Bereich Logistik und/oder Kontextinformationen

Im Gegensatz zu den Methoden beschreiben Vorgehensmodelle Vorgehensweisen zur Durchführung von Process-Mining-Anwendungsprojekten. Das Vorgehensmodell PM² von van Eck (2015) wird von van Cruchten und Weigand (2018) als auch

von Knoll et al. (2019) verwendet. Beide Autorengruppen erweitern die Vorgehensweise und passen diese entsprechend der Thematik an, da die Anwendung von Process Mining in der Praxis nicht trivial ist. PM² unterstützt bei der Durchführung von Process-Mining-Projekten und setzt sich aus sechs unterschiedlichen Stufen zusammen: „Planning“, „Extraction“, „Data Processing, Mining & Analysis“, „Evaluation“ und „Process Improvement & Support“. Die Stufen unterscheiden sich in ihren In- und Output-Variablen (van Eck, 2015).

Van Cruchten und Weigand (2018) erweitern PM² um weitere Datenaufbereitungsschritte, um die Datenkomplexität zu reduzieren. Um die Anwendbarkeit der überarbeiteten Vorgehensweise zu gewährleisten, werden die erweiterten Schritte in notwendig oder optional eingestuft. Process Mining wird hier für die Darstellung von Materialflüssen verwendet. (van Cruchten und Weigand, 2018)

Knoll et al. (2019) passen PM² entsprechend den Voraussetzungen für die Analyse interner Logistikprozesse einer Produktionslinie an. Besonderer Fokus liegt, ebenfalls wie bei van Cruchten und Weigand (2018), auf der Materialflussdarstellung. Knoll et al. (2019) reduzieren die Vorgehensweise auf vier Stufen. Process Mining hilft hier bei der Erstellung von Wertstromanalysen.

Abohamad et al. (2017) stellen eine eigene Vorgehensweise für die Unterstützung bei der Erstellung von Simulationsmodellen vor. Durch den Einsatz von Process-Mining-Techniken wird das Prozesswissen aus der Analyse von Event Logs erweitert. Die Vorgehensweise setzt sich im Gegensatz zum PM² nach van Eck (2015) aus nur drei Phasen zusammen: „Formulation and Data Analysis“, „Conceptual Modeling“ und „Model Development“. Die Process-Mining-Techniken werden in der Phase „Conceptual Modeling“ verwendet. Die ausgearbeitete Vorgehensweise wird am Beispiel einer Notaufnahme mit dem Ziel angewendet, Patientenbewegungen zu analysieren. Durch die Analyse der Event Logs konnten zusätzliche Prozessinformationen gewonnen und aufgedeckt werden. Des Weiteren weisen die Autoren aber auch auf mögliche falsche Schlussfolgerungen hin, die bei der Aufnahme von fehlerhaften oder unvollständigen Daten entstehen können. (Abohamad et al., 2017)

Der „Knowledge Discovery via Data Mining Process“ (KDDM) ist ein Prozess aus mehreren Phasen, der für die Identifizierung und Gewinnung von neuem Wissen aus existierenden Datensätzen von Osei-Bryson (2012) angewandt wird. Der KDDM-Prozess setzt sich aus den Phasen „Business Understanding“, „Data Understanding“, „Data Preparation“, „Data Mining“, „Evaluation“ und „Deployment“ zusammen (Sharma und Osei-Bryson, 2010, Cios und Kurgan, 2005). Die Auswertungsphase des KDDM ist aus unterschiedlichen Gründen eine Herausforderung und erfordert die Verwendung eines Bewertungsrahmens. Hierfür definieren die Autoren Ziele, Maßnahmen und Funktionen, um eine halbautomatische Bewertung der Ergebnisse

zu ermöglichen. Dazu nutzen sie eine Reihe von Techniken aus der Entscheidungsanalyse, um Kontextinformationen bei der Bewertung sinnvoll mit einzubeziehen. (Osei- Bryson, 2012)

Für die Leistungsanalyse von Geschäftsprozessen, stellen Senderovich et al. (2019) die „Temporal Network Representation“ (TNR) eines Logs vor. Sie schließt auch den Kontext mit ein, in dem die betrachtete Beziehung beobachtet wurde. Diese zeitlichen Beziehungen zwischen kontextabhängigen Aktivitäten werden erfasst, um eine Basis für die leistungsorientierte Prozessanalyse zu bilden. Am Beispiel von realen Datensets aus dem Gesundheitswesen wird „Process Discovery“ auf der Grundlage von TNR angewendet und bewertet.

Um auf unerwünschte Situationen kontrolliert reagieren zu können und dadurch Verluste zu vermeiden, zeigen Choueiri et al. (2020) eine Möglichkeit auf, die verbleibende Zykluszeit im Produktionsumfeld vorherzusagen. Mit Hilfe von Process Mining werden Prozessmodelle aus Event Logs gewonnen, um diese anschließend für die Erstellung von Vorhersagen zu erweitern. Die Autoren schlagen ein eigenes Vorgehensmodell vor, das für die Anwendung im Industriebereich angepasst wurde. Process Mining wird in dieser Veröffentlichung nur in der Phase „Process Discovery“ verwendet.

Tabelle 3 fasst die unterschiedlichen Vorgehensmodelle zur Anwendung von Process Mining in der Logistik zusammen.

Beschreibung	Vorgehensmodell	Veröffentlichungen
Vorgehensmodell zur Identifizierung von neuen Informationen aus bereits existierenden Datensätzen	erweiterter Knowledge Discovery and Data Mining (KDDM) process	Osei-Bryson (2012)
Vorgehensweise Process-Mining-Projekt	Erweiterung und Anpassung des PM ² von van Eck (2015)	Knoll et al. (2018); van Cruchten und Weigand (2018)
Performancemodell	eigenes Framework	Senderovich et al. (2019)
Vorgehensmodell für die Anwendung im Industriebereich	Eigenes Vorgehensmodell für die Vorhersage der Zykluszeit im Produktionsumfeld	Choueiri et al. (2020)

Tabelle 3: Übersicht der im Process Mining verwendeten Vorgehensmodelle im Bereich Logistik und/oder Kontextinformationen

Abschließend wird deutlich, dass in der Literatur besonders Techniken für die Gruppierung und Klassifizierung von Informationen verwendet werden, wie beispielsweise Clustering. Diese Methode wird von unterschiedlichen Autorengruppen herangezogen, um Prozessmodelle übersichtlicher und verständlicher darstellen zu können und um komplexe, heterogene Daten verständlich aufzubereiten. Zusammenfassend

ist zu sagen, dass die Methoden besonders Einsatz finden in der Phase „Process Discovery“ und die meisten Arbeiten diese Phase des Process Mining aufgreifen (Choueiri et al., 2020, Senderovich, 2019, Tax, 2016). Dies hängt auch damit zusammen, dass Methoden meist in diesem Feld angewendet werden, da es hauptsächlich um die Datenaufbereitung und -erfassung geht. Zu den Phasen „Conformance Checking“ und „Enhancement“ finden sich in der Literatur weniger Vorgehensmodelle und Methoden.

Hervorzuheben ist die Verwendung des PM² von van Cruchten und Weigand (2018) und Knoll et al. (2019). Die Vorgehensweise für die Durchführung von Process-Mining-Projekten eignet sich als Grundlage und wird von den Autoren entsprechend angepasst. Beide Autorengruppen benutzten die Vorgehensweise für die Darstellung von Materialflussanalysen in ihren Veröffentlichungen zum Thema Wertstromdarstellung in der internen Logistik durch Process Mining (Knoll et al., 2019) und Datenaufbereitung für Process Mining in der Logistik (van Cruchten und Weigand, 2018).

5 Kontextinformationen im Process Mining

In diesem Kapitel werden Forschungsergebnisse zum Thema Kontextinformationen im Process Mining aufgelistet und beschrieben. Ein Kontext bezieht sich im Normalfall auf Aspekte einer Situation, die die Ausführung eines Prozesses beeinflussen. Kontextinformationen können Ereignisse sein, die in der Umgebung eines Prozesses auftreten und dessen Zustand beeinflussen, wie beispielsweise Umwelteinflüsse während des Prozesses oder spezifische Eigenschaften, die zu Beginn eines Prozesses bekannt sind. (Ghattas et al., 2014)

Das Erweitern der Ereignisdaten durch zusätzliche Kontextinformationen, hat das Potenzial, die durch Process Mining erzielten Analysen, zu verbessern (van der Aalst, 2016, 319). Der Kontext kann Prozesse beeinflussen, wird aber im Process Mining oft vernachlässigt (van der Aalst und Dustdar, 2012). Im Bereich Logistik finden sich neben den eigentlich beobachteten Prozessinformationen zusätzlich verfügbare Informationen, welche für die Aufnahme von kontextbezogenen Merkmalen geeignet sind. Kontextinformationen können beispielsweise Zeit, Örtlichkeit und Häufigkeit eines Ereignisses sein (Becker und Intoyoad, 2017).

Batista et al. (2019) nennen Möglichkeiten und Herausforderungen bei der Anwendung von Process Mining für neue, kontextbewusste Umgebungen. Durch die Verbreitung des Internets der Dinge werden kontinuierlich zahlreiche Events von verteilten und heterogenen Geräten erzeugt und gespeichert. Dies eröffnet die Möglichkeit für die Analyse von kontextbezogenen Daten in Bereichen wie beispielsweise Industrie 4.0. Die Autoren beschreiben die Herausforderungen bei der Anwendung von Process Mining in sensorreichen Szenarien wie z.B. smart factories. (Batista et al., 2019)

Im Bereich Supply Chain Management zeigt Sunmola (2021) die Wichtigkeit von Kontextbewusstsein für den Austausch von Informationen und Daten einer nachhaltigen Lieferkette basierend auf Blockchain. Auch er verweist auf die Herausforderung der Bereitstellung eines sicheren und überprüfbaren Datenaustauschs. Es wird ein Konzept für eine Blockchain-basierte Plattform vorgestellt, um den Datenaustausch einer transparenten Lieferkette mit dem Fokus auf Kontextbewusstsein zu ermöglichen. Process Mining kommt in dieser Veröffentlichung nicht zum Einsatz. (Sunmola, 2021)

Jaroucheh et al. (2010) analysieren das Benutzerverhalten in verschiedenen Bereichen für eine kontextbezogene Situationserkennung. Sie entwickeln einen Ansatz für die Erfassung kontextabhängiger Informationen am Beispiel von Daten eines smart-Home Anbieters. Ein situationsbewusstes System muss eine Reihe von Merkmalen aus heterogenen Quellen erfassen, um diese anschließend zu verarbeiten und die Gesamtsituation abzuleiten. Herausforderung ist hierbei die Entwicklung geeigneter Schlussfolgerungsschemata und der Umgang mit der Komplexität der Situationserkennung. (Jaroucheh et al., 2010)

Sim et al. (2015) beziehen sich ebenfalls auf die Anwendung von Process Mining in einem komplexen und dynamischen Umfeld. Für die Optimierung und Anpassung von Geschäftsprozessen an neue Anforderungen ist die Fähigkeit der Anpassung von Arbeitsabläufen an Marktveränderungen oder außergewöhnliche Situation notwendig. Process Mining zielt nicht nur darauf ab, die Informationen zur Neugestaltung von Geschäftsprozessen zu extrahieren, sondern auch Abhängigkeitsbeziehungen zu untersuchen und ein vollständiges Prozessmodell zu erstellen. Sim et al. (2015) zeigen fehlende Möglichkeiten zur Analyse und Bewertung von Geschäftsprozessen bei neuen Anforderungen für externe Situationen auf. Sie analysieren in ihrer Studie das Zielszenario, um Serviceanforderungen neuer Szenarien, die dynamisch auftreten, bereitzustellen. Dafür zeigen sie eine Process-Mining-Methode, die einen heuristischen Zielalgorithmus und eine Ordnungsmatrix für die Analyse und Bewertung von variablen Prozessinformationen verwendet. (Sim und Baek, 2015)

Die Wichtigkeit der Anpassung der Geschäftsprozesse an die Veränderungen des Marktes haben auch Osman und Ghiran 2019 in ihrer Veröffentlichung zu Process Mining und Industrie 4.0 hervorgehoben. Sie stellen Process-Mining-Techniken für die Geschäftsprozessanalyse vor, um die Vorteile von Process Mining im Umfeld Industrie 4.0 nutzen zu können. (Osman und Ghiran, 2019)

Besonders stechen die Autoren Intayoad und Becker mit ihren Veröffentlichungen zum Thema Kontextbewusstsein bei der Anwendung von Process Mining in der Logistik hervor. Auch sie verweisen auf das Problem, dass Process-Mining-Algorithmen meist zu unstrukturierten und komplizierten Prozessmodellen als Ergebnis füh-

ren (Intayoad und Becker, 2018a). Logistikprozesse werden einerseits immer komplexer und andererseits müssen sie flexibler werden (Becker et al., 2017, Becker und Intoyoad, 2017, Sim et al., 2015). In ihrer Veröffentlichung zum Thema Kontextbewusstsein im Process Mining und der Logistik zeigen Intayoad und Becker, dass die Berücksichtigung von Kontextinformationen bei unstrukturierten Event Daten in der Logistik das Potenzial hat, die Ergebnisse des Process Mining zu verbessern. Sie reduzieren die Komplexität durch die Zuordnung der einzelnen Prozessaktivitäten zu unterschiedlichen Hauptprozessen. Forschungsbedarf sehen die Autoren in der Erweiterung und Anwendung weiterer Clustering-Verfahren in diesem Bereich (Becker und Intoyoad, 2017).

Im letzten Abschnitt wird deutlich, dass bei der Berücksichtigung von Kontextinformationen im Process Mining besonders die Datenaufbereitung und Datensicherheit von Bedeutung sind. Process Mining wird hier als Werkzeug für die Anpassung an komplexe und schnell veränderte Umfelder, die Prozessänderungen und -anpassungen erfordern, beschrieben. Eine Herausforderung stellt hier vor allem die Heterogenität der erfassten Daten und Informationen dar.

Die Schaffung von Kontextbewusstseins bei der Anwendung von Process Mining ist ein Feld, das zukünftig durch den Einsatz von Industrie 4.0 und Smart Factorys mehr an Bedeutung gewinnt. Die Analyse zeigt auch, dass auf diesem Feld noch vermehrter Forschungsbedarf besteht, besonders im Bereich der Strukturierung heterogener Daten.

6 Diskussion und Limitation

Die Literaturanalyse ist durch verschiedene Einschränkungen begrenzt. Die Literaturübersicht ist nicht vollständig, denn durch die feste Auswahl der Datenbanken und den limitierten Zugangsrechten über die Hochschule könnten themenrelevante Veröffentlichungen und Studien nicht erfasst worden sein. Die Festlegung der Suchbegriffe können ebenfalls ein Grund dafür sein, dass relevante Forschungsarbeiten die anderen Begrifflichkeiten verwenden oder nicht in den gewählten Datenbanken enthalten sind in dieser Literaturrecherche nicht berücksichtigt wurden. Zusätzlich ist die Suche auf englischsprachige Veröffentlichungen beschränkt.

Die Analyse basiert auf einer limitierten Anzahl an Literatur, da Process Mining im Bereich Mehrwegbehältermanagement und unter zusätzlicher Betrachtung von Kontextinformationen in der Literatur eher weniger Aufmerksamkeit bekommen hat. Deshalb wurden die Bereiche Kontextinformationen und Mehrwegbehältermanagement, mit der Erweiterung auf den allgemeinen Bereich Logistik, zusätzlich auch unabhängig voneinander betrachtet. Jüngste Veröffentlichungen deuten auf ein vermehrtes Forschungsinteresse an diesem Themenbereich hin, wie die Arbeiten von Intayoad und Becker zum Thema Kontextinformationen und Process Mining in der

Logistik zeigen. Diese heben auch die Wichtigkeit des weiteren Forschungsbedarfs in diesem Bereich hervor.

Ausgangspunkt für diese Literaturrecherche war die Forschungsfrage: „*Wie können mit Ereignisdaten verknüpfte Kontextinformationen bei der Anwendung von Process Mining im Mehrwegbehältermanagement berücksichtigt werden?*“. Das abgeleitete erste Forschungsziel war eine Übersicht der Ansätze des Process Mining im Bereich Logistik und Supply Chain und im speziellen im Mehrwegbehältermanagement zu geben. Die vorliegende Literaturanalyse zeigt eine Übersicht der verwendeten Ansätze aus dem Bereich Logistik und Process Mining, bei der besonders „*Trace Clustering*“ als Methode und der *PM²* nach van Eck (2015) als Vorgehensweise für die Durchführung von Process-Mining-Projekten, hervorstechen. Die spezifische Suche für das *Mehrwegbehältermanagement und Process Mining* hat wenige bis keine Veröffentlichungen ergeben. Lediglich Sutrisnowati et al. (2015) stellt Ergebnisse, die im Ansatz das Behältermanagement, nämlich die Container der Hafenlogistik, berücksichtigen, vor. Der Literaturüberblick zeigt, dass besonders die Kombination von Kontextinformationen und Mehrwegbehältermanagement in der Forschung zu Process Mining bislang kaum betrachtet wurde. Dies gilt auch für die Betrachtung des Forschungsziels hinsichtlich der Anwendung von Process Mining unter Berücksichtigung von Kontextinformationen im Mehrwegbehältermanagement. Deshalb wurde bei der Suche zu diesem Forschungsziel, besonders auf Process Mining und *Kontextinformationen* eingegangen, um hier aus anderen Anwendungsbereichen Informationen zu gewinnen. Die Literaturanalyse macht deutlich, dass besonders die Datenabstraktion und Aufbereitung die größte Herausforderung ist, bei Prozessen, die besonders heterogen sind. Deshalb findet „*Trace Clustering*“ Anwendung, um die Komplexität zu reduzieren und Event Logs übersichtlicher und Ergebnisse verständlicher zu machen.

Die Autoren verwenden in ihren Veröffentlichungen viele unterschiedliche Methoden, sowie Vorgehensweisen und passen diese individuell an und erweitern diese. Deshalb können die Ergebnisse nur teilweise gegenübergestellt werden. Es erfolgte im Verlauf der Literaturrecherche eine weitere spezifischere Eingrenzung auf den Bereich Process Mining und Clustering, unter Berücksichtigung der gegebenen Forschungsfragen. Da diese Methode im Zusammenhang mit Kontextinformationen in der Literatur am häufigsten verwendet wurde. Trace Clustering wird für die Datenabstraktion herangezogen, um die Komplexität zu reduzieren.

7 Fazit und Ausblick

Process Mining ist ein an Bedeutung gewinnender Forschungs- und Anwendungsbereich, der den Fokus auf das Verstehen von Prozessen legt und es ermöglicht die gewonnenen Erkenntnisse realitätsgetreu zu erfassen, ohne diese in idealisierten Pro-

zessmodellen darzustellen. Die Anwendung von Process Mining ist auch in der Logistik von immer größerer Bedeutung. Das Ziel dieser Literaturanalyse war es den aktuellen Stand der Forschung im Bereich Process Mining und Mehrwegbehältermanagement unter der Berücksichtigung von Kontextinformationen abzubilden, sowie verwendete Ansätze und Methoden herauszuarbeiten und gegenüberzustellen. Um die aktuellen Forschungsthemen zu ermitteln, wurde eine systematische Suche mittels ausgewählter wissenschaftlicher Datenbanken, unter Berücksichtigung definierter Ausschlusskriterien, durchgeführt.

Die Ergebnisse der Literaturanalyse zeigen vor allem, dass Forschungsbedarf im Bereich Mehrwegbehältermanagement und Process Mining besteht.

Reflektiert untersucht wurden Veröffentlichungen zum Thema Process Mining und Kontextinformationen. Hier gibt die Analyse Aufschluss darüber, dass Process Mining auch geeignet ist, um Kontextinformationen zu berücksichtigen, dies aber mit Herausforderungen wie der Datenabstraktion und -sicherheit verbunden ist. Es besteht besonders in diesem Zusammenhang auf dem Gebiet Logistik und im Speziellen im Mehrwegbehältermanagement weiterer Forschungsbedarf.

Die Literaturanalyse zeigt, dass weitere Forschungsarbeiten in dem Kontext dieses Beitrags vor allem zwei Themen adressieren müssen:

- 1) Die Identifikation geeigneter Ereignisdaten und Kontextinformationen, die im Mehrwegbehältermanagement zur Verfügung stehen und erfasst werden.
- 2) Die auf (1) basierende Ausarbeitung eines Modells zur Integration von Kontextinformationen auch aus heterogenen Datenquellen für Process Mining im Mehrwegbehältermanagement.

Dieser Forschungsarbeiten beziehen sich auf das Projekt DIBCO aus dem bayerischen Verbundförderprogramm der Förderlinie Digitalisierung "Informations- und Kommunikationstechnik" des bayerischen Staatsministeriums für Wirtschaft, Landesentwicklung und Technologie (DIK-2105-0044 / DIK0264) eingereicht durch die Hochschule für angewandte Wissenschaften Würzburg-Schweinfurt (FHWS) statt.

8 Literaturverzeichnis

- Abohamad, W., Ramy, A., Arisha, A. (2017), „A hybrid process-mining approach for simulation modeling“, in Chan A., D'Ambrogio, G., Zacharewicz, N. Wainer, G., Page, E. (Hrsg.), 2017 *Winter Simulation Conference (WSC)*, IEEE, 1527–1538.
- Accorsi, R., Baruffaldi, G., Manzini, R., Pini, C., (2019), „Environmental Impacts of Reusable Transport Items: A Case Study of Pallet Pooling in a Retailer Supply Chain“, *Sustainability*, 11.

- Batista, E., Falcone, F., Martínez-Ballesté, A., Solanas, A., (2019), „The Promising Future of Process Mining with the Internet of Events in Context-Aware Environments“, in IEEE (Hrsg.), 2019 *International Conference on Sensing and Instrumentation in IoT Era*, IEEE, Lissabon, 1–6.
- Becker, T., Intoyoad, W., (2017), „Context Aware Process Mining in Logistics“, in Tseng M. (Hrsg.), *Manufacturing Systems 4.0 – Proceedings of the 50th CIRP Conference on Manufacturing Systems*, 63, Elsevier Procedia, Taichung, 557–562.
- Becker, T., Lütjen, M., Porzel, R., (2017), „Process maintenance of heterogeneous logistic systems - a process mining approach“, in Freitag, M., Kotzab, H., Pannek, J. (Hrsg.), *Dynamics in Logistics*, Springer, Cham 77–86.
- Bortolini, M., Galizia, F., Mora, C., Botti, L., Rosano, M. (2018), Bi-objective design of fresh food supply chain networks with reusable and disposable packaging containers. *J. Cleaner Prod.* 184, S. 375-388.
- Bose, R. P., Jagadeesh, C., van der Aalst, W. M. P., (2009) „Context Aware Trace Clustering: Towards Improving Process Mining Results“, in Apte, C., Park, H., Wang, K., Zaki, M. J. (Hrsg.), *Proceedings of the 2009 SIAM International Conference on Data Mining*, Proceedings, Society for Industrial and Applied Mathematics, 401–412
- Choueiri, A. C., Vecino Sato, D. M., Scalabrin, E. E., Santos, E. A. P., (2020), „An extended model for remaining time prediction in manufacturing systems using process mining“, *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 188–201.
- Cios, K. J., Kurgan, L. A., (2005), „Trends in Data Mining and Knowledge Discovery“, *Advanced Techniques in Knowledge Discovery and Data Mining*, Pal, N. R., Jain, L. (Hrsg.), Springer London, London, 1–26.
- Deckert, C., (Hrsg.), (2016), *"CSR und Logistik"*, Management-Reihe Corporate Social Responsibility, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Fan, X., Xu, X., Zou, B., Bai, Q. (2019), Returnable containers management in a single vendor multi-buyer supply chain with investment in reducing the loss fraction. *Measurement* 143, S. 93-102.
- Gerke, K., Claus, A., Mendling, J., (2009), „Process Mining of RFID-Based Supply Chains“, in Sterritt, R. (Hrsg.), *2009 IEEE Conference on Commerce and Enterprise Computing*, IEEE, Wien, 285–292.
- Ghattas, J., Soffer, P., Peleg, M., (2014), „Improving business process decision making based on past experience“, *Decision Support Systems*, 59, 93–107.
- Hofmann, J., Ricci, C., Ansu-Holz, D. (2020), *IT und Nachhaltigkeit - eine Einführung*, S. 6-23, Wiesbaden: Springer Fachmedien.

- Intayoad, W., Becker, T., (2018a), „Applying Process Mining in Manufacturing and Logistic for Large Transaction Data“, *Dynamics in Logistics*, Freitag, M., Kotzab, H., Pannek, J. (Hrsg.), Springer International Publishing, Cham, 378–388.
- Intayoad, W., Becker, T., (2018b), „Exploring the Relationship between Business Processes and Contextual Information in Manufacturing and Logistics Based on Event Logs“, in Wang L. (Hrsg.), *51st CIRP Conference on Manufacturing Systems 72*, Elsevier Procedia, Stockholm, 557–562.
- Janssenswillen, G., Depaire, B., Verboven, S., (2018), „Detecting train reroutings with process mining: A Belgian application“, *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 7, 1–24.
- Knoll, D., Reinhart, G., Prüglmeier, M., (2019), „Enabling value stream mapping for internal logistics using multidimensional process mining“, *Expert Systems with Applications*, 124, 6, 130–142.
- Knoll, D., Waldmann, J., Reinhart, G., (2019), „Developing an internal logistics ontology for process mining“, in Teti, R. (Hrsg.), *12th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering*, 18-20 July 2018, Elsevier Procedia, Gulf of Naples, 79, Januar, 427–432.
- Kurganov, V., Dorofeev, A., Gryaznov, M., Yakimov, M., (2021), „Process Mining as a Means of Improving the Reliability of Road Freight Transportations“, *International Scientific Siberian Transport Forum - TransSiberia 2020*, 54, 300–308.
- Lee, S., Kim, B., Huh, M., Cho, S., Park, S., Lee, S., (2013), „Mining transportation logs for understanding the after-assembly block manufacturing process in the shipbuilding industry“, *Expert Systems with Applications*, 40, 1, 83–95.
- Lickert, H., Wewer, A., Dittmann, S., Bilge, P., Dietrich, F., (2021), „Selection of Suitable Machine Learning Algorithms for Classification Tasks in Reverse Logistics“, in Kellens, K. (Hrsg.), *8th CIRP Global Web Conference – Flexible Mass Customisation (CIRPe 2020) 96*, Elsevier Procedia, Online, 272–277.
- Osei-Bryson, K., (2012), „A context-aware data mining process model based framework for supporting evaluation of data mining results“, *Expert Systems with Applications*, 39, 1, 1156–1164.
- Osman, C., Ghiran, A., (2019), „When Industry 4.0 meets Process Mining“, in Rudas I. J. (Hrsg.), *Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems: Proceedings of the 23rd International Conference KES2019*, Elsevier Procedia, Budapest, 2130–2136.
- Peterson, J. L., (1977), „Petri Nets“, *ACM Comput. Surv.*, 9, 1, 223–252.

- Ruess, P., Litauer, R., (2021), „5G als Schlüsseltechnologie für mehr Nachhaltigkeit in der Logistik?“, *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 58, 1, 36–49.
- Senderovich, A., Weidlich, M., Gal, A., (2019), „Context-aware temporal network representation of event logs: Model and methods for process performance analysis“, *Information Systems*, 84, September, 240–254.
- Sharma, S., Osei-Bryson, K., (2010), „Toward an integrated knowledge discovery and data mining process model“, *The Knowledge Engineering Review*, 25, 1, 49–67.
- Sim, S., Baek, S., (2015), „Process Mining for Contextual Situations Adaptation using Goal-Heuristic Algorithm“, *Indian Journal of Science and Technology*, 8, 8, 620–626.
- Song, M., Günther, C. W., van der Aalst, W. M. P., (2009) „Trace Clustering in Process Mining“, *Business Process Management Workshops*, Ardagna, D., Meccella, M., Yang, J. (Hrsg.), Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 109–120.
- Sun, H., Liu, W., Qi, L., Du, Y., Ren, X., Liu, X., (2021), „A process mining algorithm to mixed multiple-concurrency short-loop structures“, *Information Sciences*, 542, 453–475.
- Sunmola, F. T., (2021), „Context-Aware Blockchain-Based Sustainable Supply Chain Visibility Management“, in Longo, F., Affenzeller, M., Padovano, A. (Hrsg.), *Proceedings of the 2nd International Conference on Industry 4.0 and Smart Manufacturing (ISM 2020)*, 180, Elsevier Procedia, Online, 887–892.
- Sutrisnowati, R. A., Bae, H., Song, M., (2015), „Bayesian network construction from event log for lateness analysis in port logistics“, *Maritime logistics and transportation intelligence*, 89, November, 53–66.
- Tax, N., Sidorova, N., Haakma, R., van der Aalst, W. M. P., (2018), „Event Abstraction for Process Mining Using Supervised Learning Techniques“, *Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference (IntelliSys) 2016*, Bi, Y., Kapoor, S., Bhatia, R. (Hrsg.), Springer International Publishing, Cham, 251–269.
- van der Aalst, W. M. P., Dustdar, S., (2012), „Process Mining Put into Context“, *IEEE Internet Computing*, 16, 1, 82–86.
- van der Aalst, W. M. P., Adriansyah, A., Alves de Medeiros, A. K., Arcieri, F., Baier, T., Blickle, T., Bose J. C. (2012), „Process Mining Manifesto“, Daniel, F., Barkaoui, K., Dustdar, S. (Hrsg.), *Business Process Management Workshops*, Springer, Berlin Heidelberg, 169–194.
- van Cruchten, R. M. E., Weigand, H., (2018), „Process mining in logistics: The need for rule-based data abstraction“, in Bajec, M. (Hrsg.), *2018 12th International*

Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS), IEEE, Nantes, 1–9

van Eck, M. L., Lu, X., Leemans, S. J. J., van der Aalst, W.M.P., (2015), „PM²: A Process Mining Project Methodology“, *Advanced Information Systems Engineering*, Zdravkovic, J., Kirikova, M., Johannesson, P. (Hrsg.), Springer International Publishing, Cham, 297–313

Weijters, A., van der Aalst, W. M. P., (2006), „Process mining with the heuristics miner-algorithm“, *Department of Technology Management*, Eindhoven.

Zandkarimi, F., Rehse, J., Soudmand, P., Hoehle, P., (2020), „A Generic Framework for Trace Clustering in Process Mining“, in van Dongen, B. F., Montali, M., Wynn, M. T. (Hrsg.), *2020 2nd International Conference on Process Mining (ICPM)*, IEEE, Padua, 177–184.