

Verknüpfung von ereignisdiskreter Simulation und Process-Mining in Produktion und Logistik

Felix Özkul¹, Robin Sutherland¹, Sigrid Wenzel^{1*}, Ulrich Jessen¹, Sven Spieckermann^{2**}

¹Fachgebiet Produktionsorganisation und Fabrikplanung, Universität Kassel, Kurt-Wolters-Straße 3, 34125 Kassel, Deutschland; *s.wenzel@uni-kassel.de

² SimPlan AG, Sophie-Scholl-Platz 6, 63452 Hanau, Deutschland; **Sven.Spieckermann@simplan.de

Abstract. Der vorliegende Beitrag thematisiert den kombinierten Einsatz von ereignisdiskreter Simulation und Process-Mining im Anwendungskontext von Produktions- und Logistiksystemen. Hierbei werden – neben dem in der einschlägigen wissenschaftlichen Literatur dargelegten Stand der Technik – vor allem anwendungsbezogene Interoperabilitätsszenarien aufgegriffen und in der spezifizierten Domäne skizziert. Der Schwerpunkt der Ausführungen wird aus der Simulation heraus begründet. Aktuelle Herausforderungen und zukünftige Forschungsbedarfe schließen den Beitrag ab.

Einleitung

Die Notwendigkeit des Einsatzes der ereignisdiskreten Simulation (*Discrete Event Simulation*, DES) in der Planung, der Realisierung und im Betrieb von Produktions- und Logistiksystemen [1-4] ergibt sich vor allem dadurch, dass Simulationsmodelle im Hinblick auf zu untersuchende Ziele und Fragestellungen die Realität hinreichend genau abbilden. Mit ihnen sind experimentelle Untersuchungen möglich, ohne Einschränkungen aufgrund struktureller und stochastischer Komplexität oder des dynamischen Zeitverhaltens der zu untersuchenden Systeme vornehmen zu müssen, welche die Aussagekraft der Modelle begrenzen. Weiterhin ist es mithilfe der DES möglich, verschiedene Szenarien in Systemen im Rahmen von „Was-wäre-wenn“-Fragestellungen experimentell zu untersuchen [5], ohne (kosten- und zeitintensive) Veränderungen am realen System vornehmen zu müssen. Im Zusammenhang mit komplexer werdenden Anwendungssystemen der Produktion und Logistik [6, 7], digitalisierungsgetriebenen disruptiven Umbrüchen [8] sowie kürzer werdenden Produktlebenszyklen [9] nimmt die Bedeutung der DES als Planungs- und Betriebswerkzeug einen immer größer werdenden Stellenwert ein und

stellt vor allem auch die Grundlage für sogenannte Digitale Fabrikzwillinge dar [10].

Process-Mining stellt einen Ansatz zur Gewinnung von Erkenntnissen zu Unternehmensprozessen auf Grundlage von Ist-Daten (aus Eventlogs) dar [11]. Anders als das Data-Mining besitzt Process-Mining einen ausschließlich prozessbezogenen Fokus (Abgrenzungen zum Data-Mining und den Methoden des Business Process Managements finden sich in [11]). Die Hauptaufgaben des Process-Mining umfassen die Prozessextraktion (*process discovery*), die Konformitätskontrolle (*conformance checking*) und die (Prozess-)Modellerweiterung (*process enhancement*) [12].

Beide Methoden werden in der Praxis typischerweise getrennt voneinander eingesetzt. Grundlage für die Anwendung des Process-Mining sind Algorithmen (für ausgewählte Prozessextraktionsalgorithmen siehe [13 - 19]), die vielfach in Open-Source-Werkzeugen [20, 21] und kommerziellen Softwarewerkzeugen [22] implementiert vorliegen. Für die DES in Produktion und Logistik existiert ebenfalls eine Vielzahl an unterschiedlichen Simulationswerkzeugen, die sich im Hinblick auf das implementierte Modellierungskonzept (beispielsweise bausteinorientiert, agentenbasiert) unterscheiden [5]. Der Einsatz beider Methoden erfordert die Einbringung von Expertenwissen – eine ganzheitliche Methodik für den verknüpften Einsatz, der die Charakteristiken der Planung von Produktions- und Logistiksystemen berücksichtigt, existiert nicht. Allerdings kann gerade durch das Zusammenwirken beider Methoden zusätzlicher Mehrwert in der Anwendung realisiert werden.

Bezugnehmend auf die beschriebene Ausgangssituation werden im Folgenden zunächst der Stand der Technik des Process-Mining im Kontext von DES näher beschrieben (Kapitel 1), bevor ausgewählte anwendungsbezogene Interoperabilitätsszenarien und die damit verbun-

denen Herausforderungen erläutert werden. Zuletzt werden weitere Forschungsbedarfe zusammenfassend dargestellt.

1 Stand der Technik des Process-Mining im Kontext von DES

Während das Process-Mining primär vergangenheitsbezogene Analysen zu Prozessen auf Grundlage von Ist-Daten ermöglicht, ist die DES besonders auf die Untersuchung zukunftsbezogener Szenarien ausgerichtet. Der verknüpfte Einsatz beider Methoden erscheint daher naheliegend, um einerseits die datengetriebenen zumeist automatisierbaren Verfahren des Process-Mining mit der Zukunftsorientierung von DES nutzen zu können. So werden in der Literatur bereits verschiedene Konzepte für den kombinierten Einsatz beider Methoden vorgestellt [23-34]. Darüber hinaus diskutiert van der Aalst (2018) verschiedene Kombinationen von DES und Process-Mining und analysiert diese theoretisch in Bezug auf Qualitätskonzepte wie die Richtig-positiv-Rate (*recall*), die Genauigkeit (*precision*) und die Generalisierung [35]. Er bezieht sich mit seinen Theorien nicht auf die im Bereich Produktion und Logistik priorär verwendeten strukturorientierten Ansätze, sondern beschränkt sich ausschließlich auf die prozessorientierte DES.

Aus der Simulationssicht kann das Process-Mining genutzt werden, um den Modellierungsprozess zu verbessern und einen Vergleich zwischen den Simulationsläufen und dem tatsächlichen Systemverhalten herzustellen [35]. Eine systematische Aufarbeitung und Bewertung der dadurch entstehenden Potenziale erfolgen in [27, 30]. In der konzeptionellen Arbeit von Martin et al. (2014) werden die Potenziale der Verwendung von Eventlogs zur Entwicklung eines Simulationsmodells bezogen auf Entitäten, Aktivitäten, Ressourcen und dem Kontrollfluss dargelegt [30].

Einer der ersten Ansätze zur Verknüpfung der beiden Methoden ist von Rozinat et al. (2009). In diesem Ansatz wird das Process-Mining angewendet, um aus Eventlogs Geschäftsprozesse zu ermitteln und zu analysieren. Ergänzend liegt ein Simulationsmodell in Form eines Petri-Netzes vor und kann zur Prozessanalyse und Leistungsbewertung verwendet werden. Durch dieses Modell können Gestaltungsalternativen zur Verbesserung der Res-

sourcecnutzung und Verringerung der Durchlaufzeit simuliert werden [34]. Die Verknüpfung der beiden Methoden zum Entwurf von Petri-Netzen wird in den Ansätzen von Märuster et al. (2009) und Khodyrev et al. (2014) aufgegriffen [31, 28]. Der Fokus liegt auf der einen Seite in der Prozessneugestaltung [31] und auf der anderen Seite in der kurzfristigen Vorhersage von Leistungskennzahlen [28]. Darüber hinaus ermitteln Gawin und Marcinkowski (2015) durch den Einsatz von Process-Mining die Prozessmodellstruktur, die Bearbeitungszeiten der Aktivitäten und eine vereinfachte Entscheidungslogik [26]. In der jüngeren Vergangenheit zeigen Pourbafrani et al. (2020), dass die Entwicklung von System Dynamics-Modellen mithilfe der Extraktion von Leistungsparametern aus Eventlogs unterstützt werden kann [33].

Die vorgestellten Arbeiten haben fast alle gemein, dass sie Verbesserungen in den Simulationsstudienphasen der Systemanalyse (Konzeptmodell), der Modellformalisierung (formales Modell) sowie der Experimentdurchführung fokussieren. Dabei bildet die Ermittlung der Prozessmodelle aus den Eventlogs mithilfe des Process-Mining die Grundlage und wird anschließend durch eine Parametrisierung des Modells ergänzt (z. B. Ankunftsrate oder Bearbeitungszeiten) [25]. Im Gegensatz zur automatisierten Prozessmodellierung erfolgt die genaue Abstimmung (Parametrisierung) von Simulationsmodellen in den meisten Fällen weiterhin durch Anwenderinnen und Anwender in Abhängigkeit vom gewünschten Detaillierungsgrad, den das Modell für ein bestimmtes Untersuchungsziel aufweisen muss. Dieser manuelle Arbeitsschritt wird in der Methodik von Camargo et al. (2020) durch eine iterative Hyperparameteroptimierung automatisiert [25]. Mithilfe dieses Verfahrens wird ein möglicher Lösungsraum im Hinblick auf die Maximierung der Ähnlichkeit des simulierten und des realen Verhaltens (beschrieben in den Eventlogs aus dem Untersuchungssystem), durchsucht [25].

Für den Vergleich von Gestaltungsalternativen und die Beantwortung von „Was-wäre-wenn“-Fragestellungen erweist sich der Modellierungsprozess von komplexen Produktions- und Logistiksystemen als zeitintensiv [5]. Dieser Aufwand kann durch die Anwendung von Process-Mining im Rahmen der Datenvorverarbeitung reduziert werden. So entwickelten Langer et al. (2021) eine Methodik, welche die Anwendung von Simulationsmodellen im Planungsprozess (insbesondere in der Umplanung von Produktions- und Logistiksystemen) unterstützt [29]. Die gewonnenen Erkenntnisse bestätigen,

dass eine durch das Process-Mining geschaffene fundierte Datenbasis für Simulationsmodelle Potenziale in den Bereichen der Datenerfassung, Datenqualität und Modellbildung eröffnet.

Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Ansätzen ist die Methodik von Mesabbah und McKeever (2018) nicht auf ein konkretes Anwendungsfeld beschränkt, sondern kann, unter Voraussetzung vorhandener Eventlogs, in unterschiedlichen Bereichen angewendet werden [32]. Ihr generischer Ansatz soll es Führungskräften aller Anwendungsfelder und Branchen ermöglichen, aufwandsarm Prozessvarianten mithilfe von DES und Process-Mining zu untersuchen [32].

Die vorgestellten Forschungsarbeiten, die sich durch eine Verknüpfung von DES und Process-Mining ergeben, erweitern die bisherigen Analysemöglichkeiten und eröffnen damit Nutzenpotenziale. Zur Erschließung dieser Potenziale werden erarbeitete anwendungsbezogene Interoperabilitätsszenarien im Folgenden vorgestellt.

2 Interoperabilitätsszenarien und ihre Herausforderungen

Bei der Verknüpfung von DES und Process-Mining kristallisieren sich verschiedene Forschungsbedarfe für ein effektives methodisches Zusammenwirken heraus. Aufbauend auf der vorgestellten Literatur beschreiben die folgenden Abschnitte ausgewählte identifizierte Szenarien für die methodische Interoperabilität sowie Herausforderungen im Anwendungskontext.

2.1 Anwendungsbezogene Interoperabilitätsszenarien

Die folgende Abbildung 1 visualisiert das Zusammenwirken zwischen DES und Process-Mining in Form von möglichen Interoperabilitätsszenarien.

Mithilfe von Ist-Daten aus informationstechnischen (IT) Systemen (wie bspw. Warehouse Management Systemen) werden zu den zu untersuchenden Produktions- und Logistiksystemen Eventlogs erzeugt (1.), aus denen im Anschluss durch die Anwendung von Prozessextraktionsalgorithmen des Process-Mining Ist-Prozessgraphen generiert werden. Auf Grundlage der Ist-Prozessgraphen können danach strukturorientierte Simulationsmodelle erzeugt werden (2.). Hierfür sind die aus den Eventlogs relevanten Informationen für die DES festzulegen und mithilfe eines Mapping-Mechanismus hinsichtlich der semantischen Zusammenhänge auf den strukturorientierten DES-Modellierungsansatz abzubilden. Auf syntaktischer Ebene ist der rein technische Datenaustausch zwischen den Werkzeugen zur DES und zum Process-Mining zu gewährleisten. Mithilfe des Simulationsmodells können anschließend „Was-wäre-wenn“-Analysen im Rahmen von Experimenten durchgeführt und verschiedene Szenarien näher betrachtet werden. Das Process-Mining kann dabei genutzt werden, um implementierte

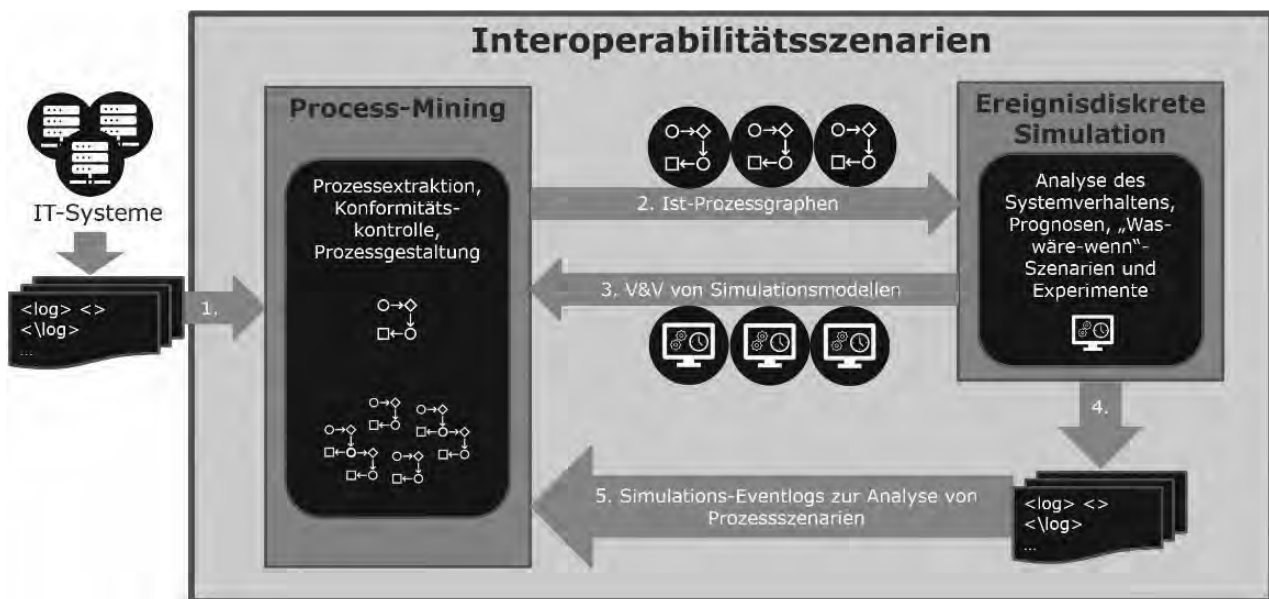


Abbildung 1: Interoperabilitätsszenarien zwischen DES und Process-Mining (eigene Darstellung)

Simulationsmodelle im Rahmen der Verifikation und Validierung (V&V) zu überprüfen (3.). Weiterhin können auf Basis von Ergebnisdaten aus der DES wiederum Eventlogs erzeugt werden (4.). Diese werden im Anschluss durch die Anwendung des Process-Mining zur Generierung von Soll-Prozessmodellen genutzt (5.), sodass verschiedene Szenarien formalisiert und bspw. für Konformitätskontrollen oder Prozessmodellerweiterungen verwendet werden können. Hierauf aufbauend können per DES abgesicherte, zukunftsorientierte Prozessanalysen vorgenommen und konkrete Bedarfe hinsichtlich der Prozessgestaltung im Untersuchungssystem identifiziert werden.

Abbildung 2 konkretisiert ein Interoperabilitätsszenario anhand eines entwickelten Software-Demonstrators.

Auf Grundlage von Eventlogs aus verschiedenen IT-Systemen kann zunächst mithilfe eines webbasierten Frontends eine formale Prozessbeschreibung für das zu untersuchende Produktions- oder Logistiksystem – in Form eines parametrisierten Prozessmodells – generiert werden.

Hierbei werden Eventlogs über eine Datenschnittstelle im Frontend hochgeladen. Als Schnittstellen- bzw. Eventlogformate stehen XES (eXtensible Event Stream) und CSV (Comma Separated Values) zur Verfügung. XES existiert als Schema für die Struktur von Eventlogs in mehreren leicht verschiedenen Implementierungen (im Rahmen dieser Forschungen wird der IEEE-Standard aus [36] zugrunde gelegt), ist aufgrund des XML-Schemas (XML: Extensible Markup Language) serialisierbar und wird von gängigen kommerziellen Process-Mining-Werkzeugen unterstützt. Der Nachteil von XES im Anwendungskontext Produktion und Logistik ist die geringe native Unterstützung von Eventlogs im XES-Schema in den relevanten Informationssystemen. Hierfür eignet sich wiederum eher CSV als generisches Format.

Auf Grundlage des hochgeladenen Eventlogs wird anschließend mithilfe von Prozessextraktionsalgorithmen ein initiales Prozessmodell nach den Regeln der Business Process Model and Notation (BPMN) generiert (zur Modellierung mit BPMN vgl. [37]). Abhängig von

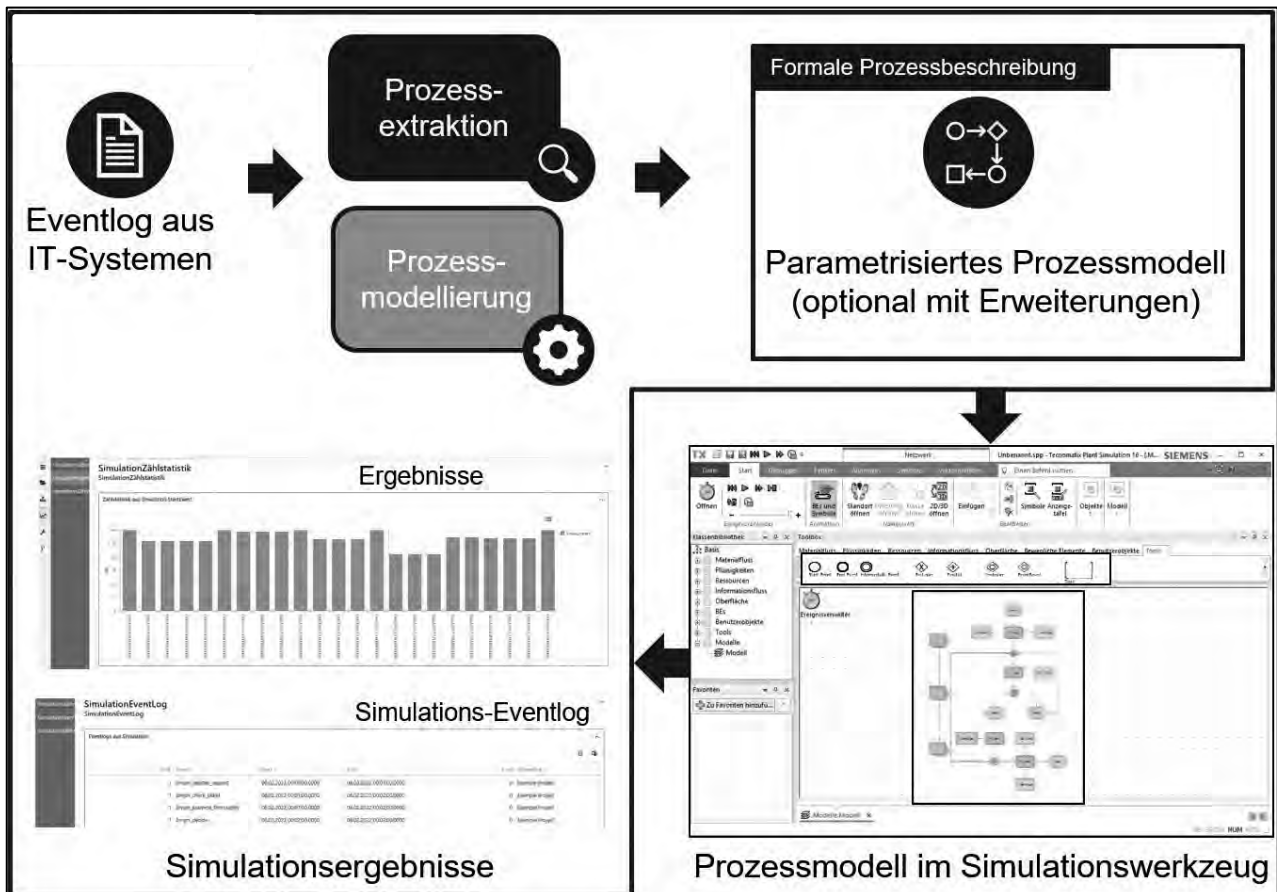


Abbildung 2: Beispielhaftes Interoperabilitätsszenario zwischen DES und Process-Mining (eigene Darstellung)

den Informationen innerhalb der Eventlogs werden einzelnen Aktivitäten an dieser Stelle bereits Parameter (wie bspw. Bearbeitungszeiten) automatisiert zugewiesen.

Das initiale Modell kann optional manuell mithilfe einer grafischen Bedienoberfläche und unter Verwendung von Prozessbausteinen im Rahmen einer Prozessmodellierung erweitert werden; die Berücksichtigung des Expertenwissens ist hierbei besonders im Hinblick auf die Akzeptanz und eine für die Aufgabe hinreichende Realitätstreue der Prozessbeschreibung zweckmäßig.

Aufbauend auf dem parametrisierten Prozessmodell wird auf einem Server im Hintergrund ein Simulationsmodell in einem DES-Werkzeug generiert. Mithilfe anschließender Experimente können Aussagen über das Systemverhalten anhand der zu betrachtenden Leistungskennzahlen (Simulationsergebnisse) getroffen und verschiedene Prozessvarianten analysiert werden. Darüber hinaus können über die DES neue Eventlogs erstellt werden, die wiederum als Grundlage für die Anwendung des Process-Mining dienen. Beispielsweise kann auf Grundlage der Simulations-Eventlogs für eine – im Hinblick auf die betrachteten Simulationsergebnisgrößen – vielversprechende Modellvariante ein initiales Soll-Prozessmodell extrahiert werden, das beurteilt und zu einem normativen Modell erweitert werden kann. Das normative Modell kann bei Bedarf in der DES weiter untersucht werden, wodurch eine iterative und experimentelle Soll-Prozessgestaltung und -validierung möglich wird.

Die beschriebenen Schnittstellen zwischen DES und Process-Mining erlauben es einerseits, die per DES erzeugten Eventlogs durch Process-Mining-Werkzeuge zu analysieren, und andererseits können die durch das Process-Mining erstellten Prozessmodelle als Basis für die Simulationsmodellerstellung verwendet werden. Der Austausch kann dabei über die Eventlogs (unter Verwendung des XES-Standards) erfolgen.

2.2 Herausforderungen

Losgelöst von spezifischen Interoperabilitätsszenarien ergeben sich aufgrund der methodischen Charakteristiken von DES und Process-Mining sowie den anwendungsseitig verbreiteten Werkzeugen forschungsseitige Herausforderungen, die im Folgenden näher beschrieben werden.

Strukturbezogenheit vs. Prozessbezogenheit.

Process-Mining-Werkzeuge arbeiten auf Grundlage von Eventlogs, die Informationen über Prozesse enthalten

und aus denen Prozessmodelle (i. e. Modelle, die mithilfe einer Prozessmodellierungssprache – und damit einer festgelegten Syntax – beschrieben werden) algorithmisch extrahiert werden können. In der praktischen Anwendung von Process-Mining wird hierbei häufig auf Basis von Directly Follows Graphs (DFGs) [38] und mit BPMN gearbeitet. DFGs bestehen aus Aktivitäten (Knoten) und Relationen (gewichtete Kanten) und haben einen höheren Abstraktionsgrad als Modellierungstechniken wie Petri-Netze oder BPMN [38].

Besonders in der praktischen Anwendung finden DFGs Verwendung bei der Generierung von Prozessmodellen aus Eventlogs, da die Regeln der Grapheninterpretation im Vergleich zu anderen Modellierungssprachen vereinfacht sind.

Simulationswerkzeuge in Produktion und Logistik verfolgen jedoch primär einen strukturbezogenen Modellierungsansatz, bei dem die Bausteine physische Systemelemente (wie bspw. Fördertechnik oder Arbeitsstationen) und Systemgrenzen (i. e. Quellen und Senken) abbilden [5]. Ablaufsteuerungen bzw. Strategien werden über Parametrisierungen, separate Steuerungsbausteine oder implementierte Algorithmen umgesetzt. Die Abbildung des Zeitfortschritts erfolgt (im originär ereignisgesteuerten Fall) durch Ereignisse, die in einer Ereignisliste zeitlich eingeordnet und in einer linearen Ordnung über das Ausführen von Ereignisroutinen abgearbeitet werden [5]. Über das Eintreten eines Ereignisses und das Ausführen dieser Ereignisroutinen werden Zustandsänderungen in den Simulationsbausteinen und im Simulationsmodell umgesetzt und neue Ereignisse generiert, sodass Simulationsabläufe im Sinne von Prozessen entstehen. Die Ablauflogik eines Prozesses innerhalb eines Simulationsmodells wird von den o.g. Strategien bestimmt; Beispiele für Strategien sind First-In-First-Out an zusammenführenden Bausteinen oder eine zielgerichtete Verteilung nach Produkttypen an Verteilelementen.

Die genannten Simulationsmodellelemente bilden Systemelemente realer Produktions- und Logistiksysteme ab. Letztgenannte Elemente können wiederum grundsätzlich in Eventlogs abgebildet werden (In XES können Elemente, an denen die protokollierten Ereignisse auftreten, beispielsweise mithilfe von Attributen bzw. Extensions ausgewiesen werden, um die Semantik der Eventlogs zu erweitern.).

In Abhängigkeit des anwendungsbezogenen Kontextes der methodischen Verknüpfung ist daher zu klären, in welcher Granularität Daten über Systemelemente in Eventlogs abgebildet werden müssen, um hinreichende

Informationen über Systemstrukturen zu erhalten, damit geeignete Modellelemente und -strukturen festgelegt werden können.

Umsetzung der semantischen Interoperabilität.

Aufgrund der unterschiedlichen Modellierungsparadigmen von DES und Process-Mining stellt die Überführung der Modelle dieser beiden Methoden aufeinander eine weitere Herausforderung dar. Zur Umsetzung einer allgemeinen Lösung für die Schaffung einer semantischen Interoperabilität kommt erschwerend hinzu, dass sich auch die Modellierungsparadigmen und daraus resultierende Algorithmen einzelner Simulationswerkzeuge untereinander unterscheiden. Das gilt in ähnlicher Weise für die implementierten Algorithmen einzelner Werkzeuge des Process-Mining. Exemplarisch hierfür sind beispielsweise verschiedene Konzepte zur Modellerstellung oder zur Erzeugung von Zufallszahlen im Bereich der DES [39] und die unterschiedliche (aber dadurch in Teilen inkorrekte) Implementierung von Process-Mining-Algorithmen zum Zwecke der effizienteren Analyse von Eventlogs zu nennen. Die zuletzt genannte Problematik wird in Bezug auf den Algorithmus zur Erzeugung der weitverbreiteten DFGs in [38] thematisiert. Die Herausforderung in der Forschung besteht daher darin, semantische Interoperabilitätslösungen zu schaffen, welche einerseits die Modellierungsparadigmen von DES und Process-Mining beibehalten und andererseits

gleichzeitig die sich durch die abweichenden softwareseitigen Implementierungen ergebenden semantischen Restriktionen einbeziehen.

Perspektivisch kann eine Lösung hierfür durch die Konzeptionalisierung, Implementierung und Wartung eines semantischen Modells erzielt werden. Abbildung 3 skizziert beispielhaft einen solchen Ansatz in einer stark vereinfachten OWL-Ontologie (*Web Ontology Language*-Ontologie), welche Relationen zwischen Systemelementen eines realen Untersuchungssystems in Produktion und Logistik sowie der Abbildung der Elemente in einem Eventlog und in der DES herstellt. Im linken Bildteil sind Klassen (Konzepte) der Domänen „Untersuchungssystem“, „DES“ und „Process-Mining“ abgebildet, die mittels der Relationen (Pfeile) „hat Subklasse“ und „hat Individuum“ eine Taxonomie der Klassen sowie eine Zuordnung individueller Instanzen (Individuen) zu diesen Klassen darstellen. Im rechten Bildteil sind die Individuen „Qualitätskontrolle“, „Informationssystem1“, „StationPS1“, „Arbeitsstation1DOS3“ und „XES1“ dargestellt, die Instanzen ihrer zugehörigen Klassen sind (ausgedrückt durch „hat Individuum“). Im gezeigten Beispiel wird die „Qualitätskontrolle“ dem Individuum „XES1“ (der Klasse „XESEventlog“) mittels der Relation „istAbgebildetInXES“ zugeordnet; die inverse (i. e. die entgegengesetzt gerichtete) Relation ist „bildetMFSYSTEMELEMENTAb“. Gleichzeitig wird die Qualitätskontrolle zu den Simulationsbausteinindividuen „Station1PS“ und „Arbeitsstation1DOS3“ durch die Relation „istAbgebildetInDES“ in Bezug gesetzt.

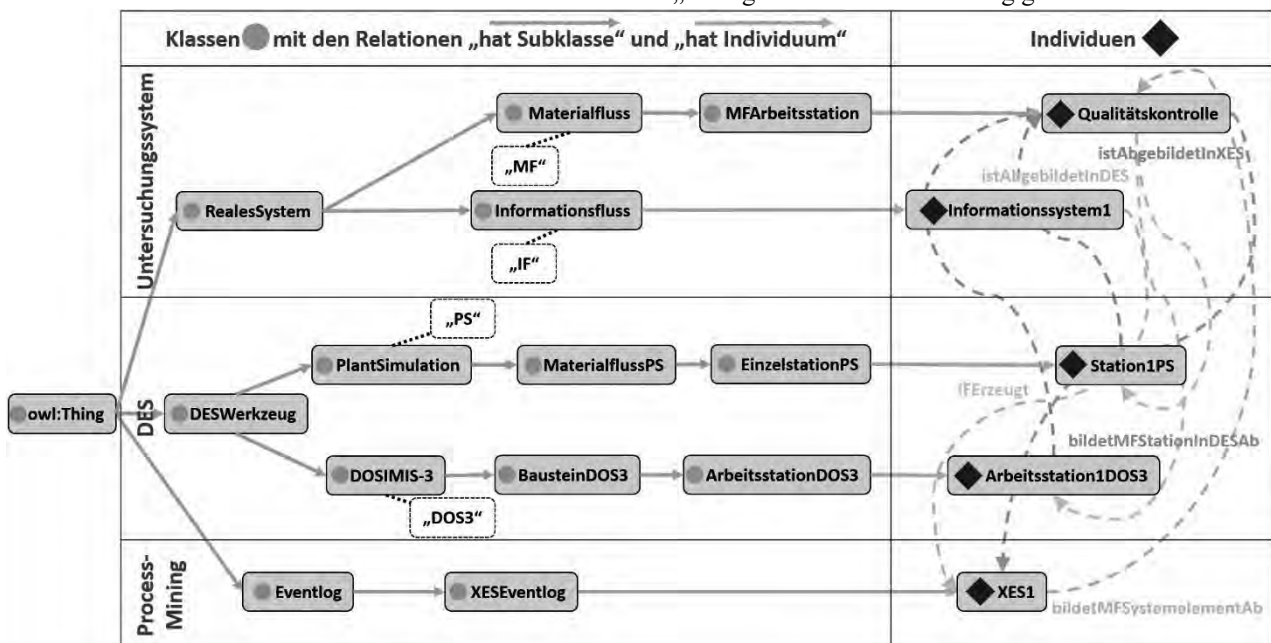


Abbildung 3: Semantisches Modell (Ausschnitt) für die Interoperabilität zwischen DES und Process-Mining (eigene Darstellung)

Mithilfe einer Inferenzmaschine (*Reasoner*) kann im dargestellten Fall (transitiver Relationen) automatisiert geschlussfolgert werden, dass die im XES-Eventlog abgebildete Qualitätskontrolle in den beiden Simulationswerkzeugen durch die Simulationsbausteine Einzelstation bzw. Arbeitsstation abgebildet wird. Weiterführendes zum Ontologie-Einsatz im Kontext DES stellen Stolipin und Wenzel (2019) vor [40].

Im Zusammenhang mit dem ontologiegestützten Ansatz für die hier beschriebenen Interoperabilitätsszenarien ist im Rahmen weiterführender Forschung insbesondere zu klären, wie mit der hohen Komplexität des Modells umgegangen werden kann.

3 Weitere Forschungsbedarfe

Die Verknüpfung von DES und Process-Mining schafft im Kontext der Digitalen Transformation in Produktion und Logistik einen signifikanten Mehrwert in Bezug auf die verbesserte Nutzung realer Daten in Simulationsmodellen, die Unterstützung eines automatisierten Modellierungsprozesses für die DES und die vergleichende Bewertung von realem und simuliertem Prozess. Zur Erreichung einer durchgängigen Interoperabilität müssen jedoch noch wesentliche simulationsseitige Herausforderungen überwunden und zusätzliche Szenarien näher erforscht werden. Weiterführende konkrete Forschungsbedarfe werden nachfolgend beschrieben.

Im Rahmen einer systematischen Simulationsstudie werden phasenübergreifende V&V-Aktivitäten durchgeführt, damit fehlerhafte Erkenntnisse in Bezug auf das zu untersuchende System vermieden werden [5, 41]. V&V-Aktivitäten können dabei durch den Einsatz verschiedener Methoden unterstützt werden und müssen – entsprechend den verschiedenen Phasenergebnissen – differenziert eingesetzt werden (für ausführliche Beschreibungen hierzu siehe [41]). Im Rahmen eines strukturierten Untersuchungs- und Evaluationsvorgehens ist daher zu klären, welche Phasenergebnisse einer Simulationsstudie durch den Einsatz von Process-Mining als V&V-Methode besonders profitieren können und wie ein geeignetes Vorgehen zur Anwendung des Process-Mining als Methode der V&V gestaltet werden kann.

Der verknüpfte Einsatz von DES und Process-Mining setzt voraus, dass die Interoperabilität in der Anwendung akzeptiert wird. Wie eingangs beschrieben, existieren relevante Softwarelösungen für beide Methoden in der Pra-

xis derzeit getrennt voneinander und bedienen (bis zu einem gewissen Grad) die Anforderungen der Anwendung. Anwendungssoftwarewerkzeuge, die im Rahmen des beschriebenen Forschungsvorhabens erarbeitet werden, müssen neben ihrer Konformität in Bezug auf Gestaltungsrichtlinien der Softwareentwicklung vor allem auf ihre Akzeptanz hin beurteilt werden. Hierzu muss – neben der glaubwürdigen Darlegung eines anwendungsbezogenen Mehrwerts – ein geeignetes Evaluationsvorgehen entwickelt und angewendet werden.

Neben umfassenden Forschungsanstrengungen im Kontext der DES (derzeit besonders relevante Handlungsfelder sind zusammengefasst in [42]), zeichnet sich das Forschungsgebiet des Process-Mining ebenfalls durch seine Schnelligkeit und eine schwerpunktbezogene Vielfältigkeit hinsichtlich seiner Handlungsfelder aus. Eine besondere methodische Entwicklung, die im Rahmen der Weitererforschung zur Interoperabilität zu berücksichtigen sein wird, ist das objektzentrierte Process-Mining (*Object-centric Process Mining*) [43-45]. Ein objektzentriertes Process-Mining berücksichtigt die Umstände, dass ein Ereignis zu mehreren Prozessinstanzen gehören (*convergence*) und dass eine Aktivität innerhalb einer Prozessinstanz (planmäßig) mehrfach auftreten kann (*divergence*) [43] – beides kann zu irreführenden Ergebnissen in der Anwendung von Process-Mining führen, die durch derzeitige Abbildungen in gängigen Eventlogformaten (i. e. XES) unvermeidbar sind. Im Zusammenhang mit der Interoperabilität zwischen DES und Process-Mining ist daher zu prüfen, welche Szenarien durch den Einsatz des objektzentrierten Process-Mining in Produktion und Logistik neu formalisiert bzw. anwendungsbezogen aufgewertet werden können.

Danksagung

Dieser Beitrag entstand im Rahmen des Forschungsprojektes „SimProve – Verknüpfung von DES und Process-Mining zur effizienteren Analyse und Gestaltung von Produktions- und Logistiksystemen“, das durch Mittel des Landes Hessen im Rahmen des Distr@I-Programms gefördert und zwischen September 2021 und August 2023 unter Konsortialführerschaft der SimPlan AG durchgeführt wird.

Literatur

- [1] VDI. *VDI 3633: Blatt 1. Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen*. Berlin: Beuth; 2014.

- [2] Bergmann S, Straßburger S. Automatische Modellgenerierung – Stand, Klassifizierung und ein Anwendungsbeispiel. In: Mayer G, Pöge C, Spieckermann S, Wenzel S. *Ablaufsimulation in der Automobilindustrie*. 1. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg; 2020. S. 333–347.
- [3] Sprock T, Hilmer F. Bereitstellungssimulation. In: Mayer G, Pöge C, Spieckermann S, Wenzel S. *Ablaufsimulation in der Automobilindustrie*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2020. S. 189–204.
- [4] Mayer G, Mieschner M. Industrie 4.0 – Chance oder Risiko für die Ablaufsimulation. In: Wenzel S, Peter T. *Simulation in Produktion und Logistik*. Kassel: Kassel University Press; 2017. S. 177–187.
- [5] Gutenschwager K, Rabe M, Spieckermann S, Wenzel S. *Simulation in Produktion und Logistik: Grundlagen und Anwendungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg; 2017.
- [6] Schmid A, Sobottka T, Lielacher M. Simulationsbasierte Optimierung von Bestelllosgrößen in der verbrauchsge- steuerten Materialdisposition der Investitionsgüterindustrie. In: Franke J, Schuderer P. *Tagungsband Simulation in Produktion und Logistik*. Göttingen: Cuvillier Verlag; 2021. S. 475-485.
- [7] Meyer T, Pöge C. Die Materialflusssimulation im Kontext eines Produktlebenszyklusmanagements. In: Franke J, Schuderer P. *Tagungsband Simulation in Produktion und Logistik*. Göttingen: Cuvillier Verlag; 2021. S. 247-257.
- [8] Matysczok C, Seewaldt M. VDI Fachausschuss Digitale Fabrik – Darstellung der aktuellen Aktivitäten und Richtlinien. In: Putz M, Schlegel A. *Tagungsband Simulation in Produktion und Logistik*. Auerbach: Verlag Wissenschaftliche Scripten; 2019. S. 39-49.
- [9] Massow BB, Hausberger T, Geiger DM, Klotz M, Schlegel A, Putz M. Remote-Lernfabrik – Simulationsmodell im Anlagentstehungsprozess und deren Integration in die Virtuelle Inbetriebnahme. In: Franke J, Schuderer P. *Tagungsband Simulation in Produktion und Logistik*. Göttingen: Cuvillier Verlag; 2021. S. 575-585.
- [10] Shao G, Jain S, Laroque C, Lee LH, Lendermann P, Rose O. Digital Twin for Smart Manufacturing: The Simulation Aspect. In: Mustafee N. *WSC '19: Proceedings of the 2019 Winter Simulation Conference*. Piscataway, NJ: IEEE Press; 2019. S. 2085–2098.
- [11] van der Aalst WMP. *Process Mining: Data Science in Action*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2016.
- [12] van der Aalst WMP. Fokus Prozesse: Von den Anfängen bis zur Verbesserung von Arbeitsabläufen in der Gesundheitsversorgung. *Wissensmanager: Das KMS Magazin für die Gesundheitswirtschaft*. 2019. S. 4-10.
- [13] van der Aalst WMP, Weijters T, Maruster L. Workflow mining: discovering process models from event logs. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2004; 16 (9): S. 1128–1142. doi: 10.1109/TKDE.2004.47.
- [14] de Medeiros AKA, Weijters AJMM, van der Aalst WMP. Genetic process mining: an experimental evaluation. *Data Min Knowl Disc*. 2007; 14 (2): S. 245–304. doi: 10.1007/s10618-006-0061-7.
- [15] van Dongen BF, de Medeiros AKA, Wen L. Process Mining: Overview and Outlook of Petri Net Discovery Algorithms. In: Jensen K, van der Aalst WMP. *Transactions on Petri Nets and Other Models of Concurrency II: Special issue on concurrency in process-aware information systems*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2009. S. 225–242.
- [16] Weijters AJMM, Ribeiro JTS. Flexible Heuristics Miner (FHM). In: IEEE. *2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM 2011)*; Apr 2011; Paris, Frankreich. Piscataway, NJ: IEEE, S. 310–317.
- [17] Leemans SJJ, Fahland D, van der Aalst WMP. Discovering Block-Structured Process Models from Event Logs - A Constructive Approach. In: Colom J-M, Desel J. *Proceedings. Application and Theory of Petri Nets and Concurrency - 34th International Conference*; Jun 2013; Mailand, Italien. Berlin, Heidelberg: Springer; 2013. S. 311–329. doi: 10.1007/978-3-642-38697-8_17.
- [18] Leemans SJJ, Fahland D, van der Aalst WMP. Discovering Block-Structured Process Models from Event Logs Containing Infrequent Behaviour. In: Lohmann N, Song M, Wohed P. *Revised Papers. Business Process Management Workshops. BPM 2013 International Workshops*; Aug 2013; Beijing, China. Basel, Schweiz: Springer International Publishing; 2014. S. 66–78.
- [19] Tax N, Sidorova N, van der Aalst WMP. Discovering more precise process models from event logs by filtering out chaotic activities. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2019; 52 (1): S. 107–139. doi: 10.1007/s10844-018-0507-6.
- [20] van Dongen BF, de Medeiros AKA, Verbeek HMW, Weijters AJMM, van der Aalst WMP. The ProM Framework: A New Era in Process Mining Tool Support. In: Ciardo G, Darondeau P. *Applications and theory of Petri Nets 2005. 26th international conference, ICATPN 2005*; Jun 2005; Miami, Florida. Berlin, Heidelberg: Springer; 2005. S. 444–454.
- [21] Berti A, van Zelst SJ, van der Aalst WMP. *Process Mining for Python (PM4Py): Bridging the Gap Between Process- and Data Science*. 2019. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/1905.06169v1>., zugegriffen am 20.04.2022
- [22] Stierle M, Viner D, Matzner M. *FAU 2021 Process Mining Survey*. Erlangen-Nürnberg: FAU University Press; 2021. Online verfügbar unter <https://www.processmining-software.com/resources/>, zugegriffen am 20.04.2022
- [23] Abohamad W, Ramy A, Arisha A. A hybrid process-mining approach for simulation modeling. In: Chan

- WKV, D'Ambrogio A, Zacharewicz G, Mustafee N, Wainer G, Page E. *WSC '17: Proceedings of the 2017 Winter Simulation Conference*; Dez 2017; Las Vegas, Nevada. Piscataway, NJ: IEEE Press; 2017. S. 1527–1538.
- [24] Aguirre S, Parra C, Alvarado J. Combination of Process Mining and Simulation Techniques for Business Process Redesign: A Methodological Approach. In: Cudré-Mauroux P, Ceravolo P, Gašević D. Data-driven process discovery and analysis. *International Symposium, SIMPDA 2012*; Jun 2012; Campione d'Italia, Italien. Berlin, Heidelberg: Springer. 2012. S. 24–43.
- [25] Camargo M, Dumas M, González-Rojas O. Automated discovery of business process simulation models from event logs. *Decision Support System*. 2020; 134: S. 113284. doi: 10.1016/j.dss.2020.113284.
- [26] Gawin B, Marcinkowski B. How Close to Reality is the „as-is“ Business Process Simulation Model? *Organizacij*. 2015; 48 (3): S. 155–175. doi: 10.1515/orga-2015-0013.
- [27] Jadrić M, Pašalić IN, Čukušić M. Process Mining Contributions to Discrete-event Simulation Modelling. *Business Systems Research Journal*. 2020; 11 (2): S. 51–72. doi: 10.2478/bsrj-2020-0015.
- [28] Khodyrev I, Popova S. Discrete Modelling and Simulation of Business Processes Using Event Logs. *Procedia Computer Science*. 2014; 29: S. 322–331. doi: 10.1016/j.procs.2014.05.029.
- [29] Langer A, Ortmeier C, Martin NL, Abraham T, Herrmann C. Combining Process Mining And Simulation In Production Planning. In: Nyhuis P, Herberger D, Hübner M. *Proceedings of the 2nd Conference on Production Systems and Logistics (CPSL 2021)*. Hannover: Institutionelles Repositorium der Leibniz Universität Hannover; 2021. S. 264-273.
- [30] Martin N, Depaire B, Caris A. The use of process mining in a business process simulation context: Overview and challenges. In IEEE. *2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM 2014)*; Dez 2014; Orlando, Florida. Piscataway, NJ: IEEE; 2014. S. 381–388.
- [31] Mărușter L, van Beest NRTP. Redesigning business processes: a methodology based on simulation and process mining techniques. *Knowledge and Information Systems*. 2009; 21 (3): S. 267–297. doi: 10.1007/s10115-009-0224-0.
- [32] Mesabbah M, McKeever S. Presenting a Hybrid Processing Mining Framework for Automated Simulation Model Generation. In: Rabe M, Juan AA, Mustafee N, Skoogh A, Jain S, Johansson B. *WSC '18: Proceedings of the 2018 Winter Simulation Conference*; Dez 2018; Gothenburg, Schweden. Piscataway, NJ: IEEE Press; 2018. S. 1370–1381.
- [33] Pourbafrani M, van Zelst SJ, van der Aalst WMP. Supporting Automatic System Dynamics Model Generation for Simulation in the Context of Process Mining. In: Klein G. *Business Information Systems. 23rd International Conference, BIS*; Jun 2020; Colorado Springs, Colorado. Basel, Schweiz: Springer International Publishing. 2020. S. 249–263. 2020
- [34] Rozinat A, Mans RS, Song M, van der Aalst WMP. Discovering simulation models. *Information Systems*. 2009; 34 (3): S. 305–327. doi: 10.1016/j.is.2008.09.002.
- [35] van der Aalst WMP. Process Mining and Simulation: A Match Made in Heaven! In: *SummerSim '18: Proceedings of the 50th Computer Simulation Conference*; Jul 2018; Bordeaux, Frankreich. San Diego, CA: Society for Computer Simulation International. 2018. S. 1–12.
- [36] IEEE XES Working Group. *IEEE Standard for eXtensible Event Stream (XES) for Achieving Interoperability in Event Logs and Event Streams*. New York: IEEE Standard; 2016 doi: 10.1109/IEEESTD.2016.7740858
- [37] Freund J, Rücker B. *Praxishandbuch BPMN. Mit Einführung in DMN. 6. aktualisierte Auflage*. München: Hanser; 2019.
- [38] van der Aalst WMP. A practitioner's guide to process mining: Limitations of the directly-follows graph. *Procedia Computer Science*. 2019; 164: S. 321–328. doi: 10.1016/j.procs.2019.12.189.
- [39] L'Ecuyer P. Random numbers for simulation. *Commun. ACM*. 1990; 33 (10): S. 85–97. doi: 0.1145/84537.84555.
- [40] Stolipin J, Wenzel S. Ontologiebasierte Methodik zur Unterstützung der Nachnutzung von Simulationswissen. In: Putz M, Schlegel A. *Tagungsband Simulation in Produktion und Logistik*. Auerbach: Verlag Wissenschaftliche Scripten; 2019. S. 193–202
- [41] Rabe M, Spieckermann S, Wenzel S. *Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik. Vorgehensmodelle und Techniken*. 1. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008.
- [42] Furmans K, Hanschke T, Möller DPF, Rabe M, Wenzel S, Zabel A, Zisgen H. *Simulation für Produktion und Logistik – VDI-Thesen und Handlungsfelder*. Düsseldorf: VDI; 2021.
- [43] van der Aalst WMP. Object-Centric Process Mining: Dealing with Divergence and Convergence in Event Data. In: Ölveczky PC, Salaün G. *Software Engineering and Formal Methods. 17th International Conference, SEFM 2019*; Sep 2019; Oslo, Norwegen. Basel, Schweiz: Springer International Publishing; 2019. S. 3–25.
- [44] Ghahfarokhi AF, Park G, Berti A, van der Aalst WMP. OCEL: A Standard for Object-Centric Event Logs. In: Bellatreche L, Dumas M, Karras P, Matulevičius R, Awad A, Weidlich M, Ivanovic M, Hartig O. *New Trends in Database and Information Systems, Bd. 1450*. Basel, Schweiz: Springer International Publishing; 2021. S. 169–175.

- [45] Adams JN, van der Aalst WMP. Precision and Fitness in Object-Centric Process Mining. In: Di Ciccio C, Di Francescomarino C, Soffer P. *2021 3rd International Conference on Process Mining (ICPM)*; Nov 2021; Eindhoven, Niederlande. Piscataway, NJ: IEEE; 2021. S. 128-135. doi: 10.1109/icpm53251.2021.9576886.