

Use Case-basierter Vergleich zwischen Case-Centric- und Object-Centric Process Mining im Supply Chain Resilience Management

David Messal

Frank Morelli

Frank Schätter

Florian Haas

Hochschule Pforzheim

Hochschule Pforzheim

Hochschule Pforzheim

Hochschule Pforzheim

Tiefenbronnerstr. 65
75175 Pforzheim

messalda@hs-pforzheim.de

Tiefenbronnerstr. 65
75175 Pforzheim

frank.morelli@hs-pforzheim.de

Tiefenbronnerstr. 65
75175 Pforzheim

frank.schaetter@hs-pforzheim.de

Tiefenbronnerstr. 65
75175 Pforzheim

florian.haas@hs-pforzheim.de

ABSTRACT

Die zunehmende Komplexität globaler Lieferketten und deren Anfälligkeit gegenüber Störungen erfordern innovative Ansätze im Supply Chain Resilience Management (SCRM). Dieser Artikel untersucht vergleichend die Anwendbarkeit von Case-Centric Process Mining (CCPM) und Object-Centric Process Mining (OCPM) zur Analyse und Stärkung der Resilienz in Supply Chains. Während sich CCPM auf die Analyse einzelner Prozessinstanzen fokussiert, erlaubt OCPM eine multidimensionale Betrachtung komplexer Objektbeziehungen und Prozessverläufe. Auf Basis synthetischer Datensätze für Order-to-Cash- und Purchase-to-Pay-Prozesse werden beide Ansätze anhand von Use Cases evaluiert, die sich am SCOR-Modell orientieren und die Resilienz-Attribute Zuverlässigkeit, Reaktionsfähigkeit und Agilität adressieren. Die Analyse mit dem Process-Mining-Tool Celonis zeigt, dass CCPM eine schnelle Identifikation zentraler Schwachstellen ermöglicht, jedoch durch Informationsverluste bei der Aggregation limitiert ist. OCPM hingegen deckt Kettenreaktionen zwischen Objekten auf, identifiziert objektspezifische Ursachen von Prozessinstabilitäten und ermöglicht eine granularere KPI-Betrachtung ohne erneute Datenaufbereitung.

SCHLÜSSELWÖRTER

Case-Centric Process Mining (CCPM), Object-Centric Process Mining (OCPM), Supply Chain Resilience Management, SCOR-Modell, Prozessanalyse

EINLEITUNG

In der heutigen datengetriebenen Weltwirtschaft hat sich Process Mining zu einer Schlüsseltechnologie entwickelt, um Geschäftsprozesse transparent abzubilden und Optimierungspotenziale zeitnah zu identifizieren. Der Erfolg des Marktführers Celonis sowie der prognostizierte globale Marktumsatz von 1,5 Milliarden US-Dollar bis Ende 2025 verdeutlichen die steigende Bedeutung dieser Technologie. Zugleich erhöht sich durch zunehmende Komplexität und globale Vernetzung die Anfälligkeit von Lieferketten gegenüber Störungen wie Naturkatastrophen, Cyberattacken und Handelskonflikten. Besonders die COVID-19-Pandemie hat deutlich gemacht, wie entscheidend die Stärkung der Resilienz globaler Lieferketten ist (vgl. Eggers et al. 2021; Kerremans et al. 2024).

In diesem Kontext etabliert sich das Object-Centric Process Mining (OCPM) zunehmend als Weiterentwicklung des traditionellen, fallbasierten Process Mining - Case-Centric Process Mining (CCPM). Im Gegensatz zum klassischen Ansatz betrachtet OCPM Prozesse im Kontext von mehreren Objekten und berücksichtigt Ereignisse, die ggf. mit mehreren Objekten in Relation stehen. Dadurch ermöglicht OCPM die Analyse komplexerer

Zusammenhänge und tiefere Einblicke in Prozessabläufe (vgl. Lund et al. 2020).

Mit dem digitalen Zeitalter entstanden Techniken wie Tabellenkalkulation und Business Intelligence (BI), welche jedoch meist auf einzelne Aufgaben wie z.B. das Reporting begrenzt waren. Process Mining hingegen ermöglicht eine umfassende Analyse komplexer Ende-zu-Ende-Prozesse. Process Mining verbindet dabei zwei Wissenschaftsdiziplinen miteinander: Data Science und Process Science. Die Verwendung von prozessbezogenen Ereignisdaten („Event Logs“) und deren automatische Umsetzung in Ist-Prozessmodelle erleichtern die Analyse von Prozessabweichungen und die Visualisierung von Engpässen (vgl. Reinkemeyer 2022; van der Aalst 2016).

Wil van der Aalst gilt als Erfinder dieser Technologie und sorgt als einer der führenden Wissenschaftler in diesem Bereich für deren Weiterentwicklung wie z.B. OCPM. Process Mining wurde ursprünglich vor allem akademisch erforscht und ist seit etwa 2010 zunehmend auch in der Praxis vorzufinden, um Geschäftsprozesse transparenter zu gestalten. Unternehmen wie Siemens oder BMW nutzen diese Methode erfolgreich, um Ineffizienzen wie Doppelzahlungen von Rechnungen zu vermeiden oder die Lieferketten zu optimieren. Trotz der mittlerweile umfangreichen Nutzung kommerzieller Process-Mining-Tools (z.B. Celonis und SAP Signavio) bleibt ein Großteil ihres Potenzials noch ungenutzt (vgl. van der Aalst 2022).

Die Nutzung und vor allem die Einführung von Process Mining erfordert tiefgreifende Veränderungen der Ge-

schäftsprozesse, Organisationsstrukturen und Unternehmenskulturen. Neben der technologischen Umsetzung sind klare Ziele, Führungskompetenz und wirksames Change-Management entscheidend, um Widerstände innerhalb der Organisation zu überwinden. Unterstützt durch Cloud-Technologien, „Industrial Internet of Things“ (IIoT) und zunehmend autonome, selbstlernende Systeme entwickelt sich Process Mining perspektivisch zu einer zentralen Plattform für Business Operational Intelligence. Wachstumstreiber sind dabei digitale Transformation, Künstliche Intelligenz, Hyperautomation und Nachhaltigkeit (vgl. Reinkemeyer 2022; Kerremans et al. 2024).

Durch die zunehmende Weiterentwicklung dieser Technologie wird es möglich, komplexe Prozesse evidenzbasiert zu analysieren, Prozessmodelle aus Ereignisdaten zu generieren, deren Konformität zu prüfen und Prozessverläufe vorherzusagen.

Klassisches fallbasiertes Process Mining (CCPM) betrachtet jeweils ein einzelnes Objekt isoliert, einen sogenannten „Fall“ bzw. „Case“ wie z.B. einen Kundenauftrag. CCPM stößt an Grenzen, wenn verschiedene Ereignisse mit mehreren Objekten verbunden sind. Da in realen Unternehmensprozessen meist komplexe und vielseitige Beziehungen zwischen verschiedenen Objekten und unterschiedlichen Aktivitäten vorzufinden sind, etabliert sich Object-Centric Process Mining (OCPM) zunehmend als möglicher Industriestandard. Ziel dabei ist es, eine präzisere Analyse komplexer Prozessabläufe ermöglicht (vgl. van der Aalst 2023b).

Das Ziel dieses Artikels ist es, Process Mining im Bereich SCRM zu diskutieren. Es wird eine vergleichende Analyse zwischen CCPM und OCPM durchgeführt. Der weitere Verlauf dieses Artikels gestaltet sich deshalb wie folgt: Zunächst erfolgt eine Einführung in das Konzept des Supply Chain Resilience Managements, gefolgt von einer Gegenüberstellung der wesentlichen Merkmale von traditionellem (CCPM) und objektzentriertem (OCPM) Process Mining. Anschließend werden das Forschungsdesign erläutert sowie die Ansätze anhand konkreter Use Cases, basierend auf dem SCOR-Modell, verglichen. Die Schlussbetrachtung diskutiert die Ergebnisse und fasst diese zusammen.

GRUNDLAGEN

Supply Chain Resilience Management

Resilienz in Lieferketten (Supply Chain Resilience) bezeichnet die Fähigkeit einer Organisation, Störungen in ihren Materialflüssen frühzeitig zu antizipieren, sich angemessen darauf vorzubereiten und wirksam auf deren Eintritt zu reagieren. Das Konzept hat in den vergangenen Jahren erheblich an wissenschaftlicher wie praktischer Relevanz gewonnen, nicht zuletzt aufgrund prominenter ökonomischer und gesellschaftlicher Krisenereignisse, die verdeutlicht haben, dass auf maximale Effizienz ausgerichtete Lieferkettenstrukturen in Krisensituationen rasch ihre Belastungsgrenzen erreichen. Aus theoretischer Perspektive wird Resilienz als die Fähigkeit ei-

nes Systems verstanden, sich nach einem disruptiven Ereignis zu regenerieren und im Idealfall langfristig eine gesteigerte Leistungsfähigkeit zu erzielen. Eine resiliente Lieferkette zeichnet sich folglich dadurch aus, dass sie nach Eintritt einer Störung die Funktionsfähigkeit wiederherstellt. Hierzu sind geeignete Managementsysteme erforderlich, welche sowohl die Intensität des Schadens als auch dessen Dauer zu begrenzen vermögen. Eine vertiefte Auseinandersetzung mit dieser Thematik – insbesondere im Lichte der Post-Corona-Krise – findet sich bei Yang et al. (2021).

Im Rahmen unserer eigenen Forschungsarbeiten befassen wir uns seit mehreren Jahren mit den Implikationen des Supply Chain Risk Management (SCRM) für Unternehmen und Logistikverantwortliche. In diesem Kontext wurden methodische Ansätze entwickelt, die eine Bewertung des strategischen Resilienzstatus einer Lieferkette auf Grundlage transaktionaler Daten ermöglichen. Hierbei erfolgt die Analyse im Wesentlichen durch die strukturierte Auswertung von Lieferscheindaten, welche die Materialflüsse zu den unmittelbaren Zulieferern (Tier-1) sowie zu den direkten Abnehmern (Tier-1) eines Unternehmens abbilden. Ein zentrales Ergebnis unserer bisherigen Forschungsarbeiten war die Definition geeigneter sogenannter Key Resilience Areas (KRAs) sowie deren empirische Anwendung im Rahmen einer Fallstudie (vgl. Schätter et al. 2022; 2023).

Aufbauend auf diesen Vorarbeiten verfolgen wir das Ziel, die Potenziale des Process Mining für das SCRM nutzbar zu machen. Insbesondere das OCPM-Konzept erweist sich in diesem Zusammenhang als vielversprechend, da es nicht lediglich die Analyse isolierter Datensätze, sondern auch die Untersuchung prozessübergreifender Zusammenhänge erlaubt. Die datengestützte Resilienzbewertung verstehen wir hierbei als einen Top-down-orientierten Ansatz: Bereits eine begrenzte Menge transaktionaler Daten (z. B. Lieferpositionen) kann genutzt werden, um strategische Verwundbarkeitspunkte innerhalb der Lieferkette auf relativ aggregierter Ebene zu identifizieren – etwa kritische Netzwerkpartner basierend auf spezifischen Teilemerkmalen oder geographischen Standorten. Auf dieser initialen Kritikalitätsbewertung aufbauend ermöglicht der Einsatz detaillierter Ereignisdaten in Verbindung mit Process-Mining-Methoden eine vertiefte Analyse potenzieller Schwachstellen sowie eine Untersuchung der damit verknüpften Prozessstrukturen.

CCPM: Konzepte und Funktionalitäten

Im Gegensatz zu Ansätzen wie das Business Process Management (BPM) oder BI ermöglicht Process Mining eine dynamische und datenbasierte Analyse realer Prozesse, wodurch präzisere und praxisnähere Ergebnisse erzielt werden (vgl. van der Aalst 2016). Die zentrale Datenquelle im Process Mining sind sogenannte Event Logs, die detaillierte Informationen über den Ablauf von Geschäftsprozessen enthalten. Sie bestehen typischerweise aus einer Fall-ID, der ausgeführten Aktivität und einem Zeitstempel, enthalten typischerweise aber auch weitere Attribute wie Ressourcen oder Kosten. Diese Da-

ten werden automatisch in Systemen wie Enterprise Resource Planning (ERP) oder Warehouse Management System (WMS) Anwendungen erfasst und ermöglichen die präzise Rekonstruktion und Analyse realer Prozessabläufe. Eine hohe Datenqualität ist dabei essenziell, um Aktivitäten korrekt zuzuordnen, zeitlich einzuordnen und verlässliche Analysen durchzuführen. Dafür ist häufig eine Vorverarbeitung und Bereinigung der Rohdaten erforderlich (vgl. van der Aalst 2016; Suriadi et al. 2017). Abbildung 1 zeigt ein Beispiel für einen typischen Event Log mit den Attributen Case ID, Aktivität, Zeitstempel, Kundennummer und Artikelnummer. Die dargestellten Prozessverläufe für die Fälle 1001 und 1002 verdeutlichen, wie Process Mining auf Basis der Case ID unterschiedliche Varianten analysieren, Abweichungen identifizieren und Optimierungspotenziale aufzeigen kann.

_CASE_KEY	ACTIVITY	EVENTTIME	Kundennummer	Artikelnummer
1001	Receive Order	2023-08-18 00:00:00	C127	A460
1001	Confirm Order	2023-08-19 00:00:00	C127	A460
1001	Generate Delivery Document	2023-08-22 00:00:00	C127	A460
1001	Ship Goods	2023-08-23 00:00:00	C127	A460
1001	Send Invoice	2023-08-26 00:00:00	C127	A460
1001	Clear Invoice	2023-08-27 00:00:00	C127	A460
1002	Receive Order	2023-04-04 00:00:00	C127	A456
1002	Confirm Order	2023-04-05 00:00:00	C127	A456
1002	Generate Delivery Document	2023-04-07 00:00:00	C127	A456
1002	Ship Goods	2023-04-10 00:00:00	C127	A456
1002	Send Invoice	2023-04-11 00:00:00	C127	A456
1002	Write Off Invoice	2023-04-12 00:00:00	C127	A456
1002	Send Invoice	2023-04-13 00:00:00	C127	A456
1002	Clear Invoice	2023-04-15 00:00:00	C127	A456

Abbildung 1: Event Log eines Order-to-Cash Prozesses

Das traditionelle Process Mining lässt sich in insgesamt drei Haupttypen unterteilen: Discovery, Conformance und Enhancement. *Process Discovery* ist die am häufigsten genutzte Technik im Process Mining und ermöglicht die automatische Ableitung von Prozessmodellen aus Event Logs, ohne dass der Anwender Vorkenntnisse des Prozesses benötigt. Sie schafft vollständige Transparenz über reale Abläufe und zeigt den tatsächlichen IST-Prozess, deckt Abweichungen, Engpässe und Ineffizienzen auf und unterstützt so gezielte Optimierungsmaßnahmen (vgl. van der Aalst et al. 2012; van der Aalst 2016; Peters und Nauroth 2019). *Konformitätsprüfungen* im Process Mining ermöglichen den Vergleich zwischen realen Prozessabläufen und bestehenden Modellvorgaben, um Abweichungen gezielt zu identifizieren. Diese Erkenntnisse erhöhen den Wert von Prozessmodellen, indem sie deren Anpassung erleichtern und Optimierungspotenziale aufzeigen, z.B. durch die Ableitung eines neuen Soll-Modells basierend auf dem sogenannten Happy Path (häufigste Prozessvariante) (vgl. Carmona et al. 2022; Peters und Nauroth 2019). Der *Enhancement-Ansatz* im Process Mining zielt darauf ab, bestehende Prozessmodelle mithilfe von Event-Log-Daten gezielt zu optimieren oder zu erweitern. Dabei wird entweder das Modell durch zusätzliche Perspektiven wie Ressourcen oder Kennzahl-Daten angereichert bzw. so angepasst, dass es die realen Abläufe präziser widerspiegelt. Ziel ist ein robusteres, leistungsfähigeres Modell, das näher an der tatsächlichen Prozessrealität liegt (vgl. Leoni 2022; van der Aalst et al. 2012; van der Aalst 2016). Van der Aalst erweitert 2022 das bestehende Process-Mining-Framework

um vier weitere Typen: Performance Analysis zur Bewertung von Effizienz und Zeit, Comparative Process Mining zum Benchmarking unterschiedlicher Prozesse, Predictive Process Mining zur Vorhersage und Optimierung künftiger Abläufe sowie Action-Oriented Process Mining zur Ableitung konkreter Maßnahmen und Automatisierung repetitiver Aufgaben (vgl. van der Aalst 2022).

CCPM: Grenzen des traditionellen Ansatzes

In den letzten Jahren hat sich Process Mining als datenbasierter Ansatz etabliert, um reale Prozessabläufe automatisiert aus Ereignisdaten abzuleiten. Diese klassische Vorgehensweise stößt dabei jedoch an Grenzen, da diese impliziert, dass jedes Ereignis nur einem einzelnen Fall zugeordnet ist. Eine Annahme, die in der Praxis häufig nicht zutrifft, da Ereignisse häufig mehrere Objekte betreffen. Dies führt zu Problemen wie Konvergenz und Divergenz, die Analyseergebnisse verzerren und die Aussagekraft der Modelle einschränken. In komplexen Prozessen, wie einem Purchase-to-Pay Prozess (P2P), sind Ereignisse oft mit mehreren Objekten verbunden (z.B. kann eine Bestellung mit mehreren Rechnungen und Zahlungen verknüpft sein), was zu fehlerhaften Zuordnungen, Duplikaten und dem Verlust wichtiger Abhängigkeiten führt. Dadurch wird eine umfassende Analyse realer Prozessstrukturen erheblich eingeschränkt (vgl. Adams und van der Aalst 2021; Berti et al. 2023a; van der Aalst 2019). Ein weiteres zentrales Problem traditioneller Process-Mining-Ansätze ist das sogenannte „Flat-tening“, bei dem man komplexe, objektzentrierte Ereignisdaten in lineare Abläufe überführt, um sie analysierbar zu machen. Dabei gehen jedoch wichtige Informationen verloren oder werden verfälscht, beispielsweise durch fehlende, doppelte oder falsch angeordnete Ereignisse, was die Aussagekraft und Genauigkeit der Analyse deutlich einschränkt (vgl. Adams et al. 2022). Zur Bewältigung komplexer, interaktiver Prozesse im Process Mining wurden Ansätze wie ProClets und XOC entwickelt, die jedoch an Komplexität und Datenvolumen scheiterten. Van der Aalst schlägt daher OCPM und erweiterte, objektzentrierte Event Logs vor, die mehrere Objekte und deren Beziehungen erfassen und so eine realistischere und flexiblere Prozessanalyse ermöglichen (vgl. van der Aalst 2019).

OCPM: Konzepte und Funktionalitäten

Object-Centric Process Mining (OCPM) stellt einen weiterentwickelten Ansatz dar, der die Einschränkungen klassischer, fallbasierter Process-Mining-Methoden überwindet. Anstatt Ereignisse einem einzelnen Fall zuzuordnen, arbeitet OCPM direkt mit den tatsächlichen Objekten und Ereignissen, wie sie in ERP Systemen, Customer Relationship Management (CRM) Systemen oder Manufacturing Execution Systemen (MES) auftreten. Diese Systeme enthalten häufig komplexe eins-zu-viele- oder viele-zu-viele-Beziehungen, die von traditionellen Methoden nur unzureichend abgebildet werden. Um diese Komplexität zu handhaben, ist bei klassischen Ansätzen oft eine aufwändige Datenumwandlung nötig,

Abbildung 2: OCEL 2.0 Metamodell (Berti et al. 2023b)

Anwendungen und Konzepte der Wirtschaftsinformatik

Auch im OCPM gibt es verschiedenen Typen von Process Mining. Der objektzentrierte Ansatz zur *Process Discovery* nutzt OCEls, um für jeden Objekttyp separate Prozessmodelle zu generieren, die anschließend zu einem übergreifenden Modell zusammengeführt werden können. Dabei ermöglichen Metriken wie die Anzahl beteiligter Objekte die Erstellung objektzentrierter Directly-Follows-Graphs (DFGs) oder Petri-Netze (OCPNs), in denen Aktivitäten durch gemeinsame Objekte verbunden sind. Dieser Ansatz erlaubt eine flexible Analyse komplexer Prozesse mit mehreren Objekttypen (vgl. van der Aalst 2023a). Alternativ existieren Methoden wie die Nutzung eines führenden Objekttyps oder ereignisobjektbasierte Graphen, um Konvergenz- und Divergenzprobleme zu vermeiden (vgl. van der Aalst 2023b). Bei der objektzentrierten *Konformitätsprüfung* verwendet man ein Modell (z.B. OC-DFGs oder OCPNs), um die Übereinstimmung mit dem Event Log zu prüfen. Dabei werden zunächst flache Modelle je Objekttyp analysiert und anschließend überprüft, ob Aktivitäten gemäß den im Modell definierten Kardinalitätsregeln korrekt ausgeführt wurden. Das Ergebnis, etwa in Form eines Recall-Werts, zeigt, wie gut das beobachtete Verhalten dem Modell entspricht (vgl. van der Aalst 2023a, 2023b). Die objektzentrierte *Performance Analyse* zielt darauf ab, Engpässe in Prozessen mit mehreren interagierenden Objekten zu identifizieren. Da traditionelle Ansätze lineare Fallsequenzen voraussetzen, werden in OCPM neue Metriken wie Synchronisations-, Pooling-, Verzögerungs- und Flusszeit eingesetzt, um komplexe, überlappende Abläufe realitätsnah zu bewerten. Methoden wie der Ansatz von Park et al. (2022) nutzen OCEls und OCPNs, um präzise Kennzahlen zu berechnen, ohne die Prozessstruktur zu verfälschen (vgl. Park et al. 2022).

OCPM: Herausforderungen

(ISSN: 2296-4592) <http://akwi.hswlu.ch> Nr. 22 (2026) Seite 42

erhebliche Herausforderungen bei der Datenextraktion und -verarbeitung mit sich bringt. Besonders die Gewinnung objektzentrierter Event Logs aus einem SAP-System erwies sich in diesem Kontext aufgrund komplexer und nicht standardisierter Datenstrukturen als aufwändig und erforderte tiefes Prozessverständnis sowie gezielte technische Methoden (vgl. Berti et al. 2023a). Zudem stößt OCPM bei der Vorhersage komplexer Prozesse an Grenzen, da viele Ansätze nur einzelne Prozesse isoliert betrachten. Dies beinhaltet beispielsweise mögliche Zusammenhänge zwischen Purchase-to-Pay und Order-to-Cash-Prozessen. Um präzisere Prognosen, beispielsweise für das Verhalten von Lieferketten, zu ermöglichen, müssen Interaktionen zwischen Objekten und deren Attributen stärker in Vorhersagemodelle einbezogen werden. Zudem bestehen Herausforderungen bei der Skalierbarkeit sowie der korrekten Datenaufbereitung und Synchronisation aus unterschiedlichen Prozessen (vgl. Galanti et al. 2023).

OCPM hat in den letzten Jahren deutlich an Aufmerksamkeit gewonnen, unter anderem durch Fortschritte wie das OCEL-Format und neue Open-Source-Tools. Dennoch bestehen weiterhin Herausforderungen, insbesondere bei der Skalierbarkeit, der Extraktion objektzentrierter Daten aus ERP- und CRM-Systemen sowie der Modellierung und Visualisierung komplexer Prozessmodelle (vgl. Berti et al. 2023c).

Vergleich zwischen CCPM und OCPM

Wie in Abbildung 3 dargestellt unterscheiden sich CCPM und OCPM erheblich, wobei OCPM viele Schwächen von CCPM eliminieren kann.

Aspekt	CCPM	OCPM
Datenextraktion und Ereignisprotokolle	Erfordert wiederholte und zeitaufwändige Datenextraktion für verschiedene Perspektiven. Nutzt klassische Event Logs (XES).	Einmalige Datenextraktion, die flexible Perspektiven und Analysen ermöglicht. Nutzt Object-Centric Event Logs (OCEL).
Prozessmodellierung	Modelliert Prozesse auf Basis einzelner Fälle (Cases), wobei jedes Ereignis genau einem Fall zugeordnet wird. Berücksichtigt nur Beziehungen zwischen Aktivitäten eines einzigen Prozesses.	Modelliert Prozesse basierend auf mehreren Objekttypen, wobei Ereignisse mehreren Objekten zugeordnet werden können. Berücksichtigt sowohl Event-zu-Objekt- als auch Objekt-zu-Objekt-Beziehungen.
Prozessanalyse	Konzentriert sich auf die Analyse von einzelnen Prozessinstanzen. Schwierigkeiten bei der Analyse komplexer Prozesse, bei denen Ereignisse mehrere Objekte betreffen.	Geeignet für die Analyse komplexer Prozesse mit mehreren Objekten und Beziehungen, ohne Informationsverlust durch „Flattening“. Betrachtet Prozesse umfassender, da mehrere Objekte und deren Interaktionen gleichzeitig analysiert werden können.

Abbildung 3: Vergleich CCPM und OCPM

FORSCHUNGSDESIGN UND DATENERHEBUNG

Der Praxisteil dieser Arbeit basiert auf mehreren Fallstudie, die den Einsatz CCPM und OCPM im Kontext des SCRM untersucht. Ziel ist es, anhand praxisnaher Szenarien die Eignung beider Ansätze zur Analyse und Optimierung von Supply-Chain-Prozessen zu bewerten. Die Fallstudie folgt dem sechsstufigen Vorgehen nach Yin 2009 und soll eine Brücke zwischen Theorie und realer

Anwendung schlagen. Der Aufbau der Fallstudien gliedert sich wie folgt:

1. **Planung:** Ziel ist der Vergleich von CCPM und OCPM im Kontext des SCRM, basierend auf konkreten Use Cases und definierten Forschungsfragen.
2. **Design:** Aufbau der Fallstudie anhand von O2C- und P2P-Prozessen, orientiert am SCOR-Modell und verschiedenen Personas, um praxisnahe Szenarien zu erzeugen.
3. **Vorbereitung:** Entwicklung realistischer Use Cases, Einarbeitung in Celonis und Erstellung analysierbarer Datensätze mit Fokus auf SCRM-relevante Ereignisse.
4. **Datensammlung:** Verwendung synthetischer (mit python generiert) und verfügbarer Datensätze (CCPM und OCPM) zur Abbildung realitätsnaher Prozessverläufe inklusive Störungen.
5. **Analyse:** Vergleich der beiden Ansätze im Process Mining Tool von Celonis anhand der definierten Use Cases, mit Fokus auf Aussagekraft, Detailtiefe und Resilienz-Kriterien (KPIs).
6. **Präsentation:** Strukturierte Darstellung der Ergebnisse mittels Tabellen und Visualisierungen, Bewertung der Ansätze im Hinblick auf ihre Eignung zur Stärkung der Supply Chain Resilienz.

Die Auswahl geeigneter Datensätze für die Case Study erweist sich als herausfordernd, da kaum öffentlich zugänglichen Daten verfügbar sind. Daher wurde im konkreten Fall für den Case-Centric Purchase-to-Pay-Prozess (P2P) ein Celonis-Demo-Datensatz¹ genutzt, der über eine kostenfreie akademische Lizenz zugänglich ist. Mithilfe des Celonis Data Generators erfolgte die Erstellung synthetischer Daten in Python, um den Datensatz zu erweitern. Zielsetzung war dabei, eine Vergleichbarkeit zwischen den beiden Ansätzen sicherzustellen. Hierzu wurden die Case-Centric und Object-Centric Datensätze so gestaltet, dass sie ähnliche Prozessverläufe und Ereignisse im O2C- und P2P-Kontext abbilden.

Case-Centric Datensätze

Purchase-to-Pay

Der Case-Centric P2P-Datensatz wurde aus der Celonis P2P-Demo entnommen und basiert auf Daten eines SAP ECC-Systems, was sich an den charakteristischen Tabellennamen erkennen lässt. Dass dazugehörige Datenmodell ist in Abbildung 4 zu finden. Der gesamte Beschaffungsprozess, von der Bestellung über Lieferung und Rechnungsstellung bis zur Zahlung, ist darin abgebildet. Die zentrale Case-Tabelle ist EKPO (Purchasing Document Item), in der jeder Eintrag eine eindeutige Kombination aus Bestellnummer (EBELN) und Positionsnummer (EBELP) darstellt. Diese Tabelle enthält alle relevanten Fallinformationen wie Mandant, Materialnummer oder Artikelpositionen und dient als Grundlage

¹ Verfügbar mit einer kostenlosen Registrierung für die Celonis Academic License: <https://signup.celonis.com/ui/signup/get-started>

Order-to-Cash

Beim Case-Centric O2C-Datensatz handelt es sich um eine abgeflachte Version des zuvor erstellten Object-Centric O2C-Datensatzes. Mithilfe eines sogenannten Flattening-Verfahrens wurde der objektzentrierte Datensatz auf die Ebene der *Sales Order Items* reduziert, um ihn für die Analyse mit Case-Centric Process Mining nutzbar zu machen. Dabei erfolgte die Entwicklung zweier Skripte mit Python: Ein Skript generierte ein Event Log basierend auf den Sales Order Items, das andere erstellte eine zugehörige Case-Tabelle mit ergänzenden Informationen wie Produkt, Kunde oder Versandart. Die grundlegende Struktur ähnelt der des Case-Centric P2P-Datensatzes.

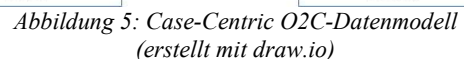


Abbildung 5 zeigt das Datenmodell des O2C-Prozesses. Es existieren zwei zentrale Tabellen: eine Aktivitätentabelle („A“) mit den klassischen Attributen *Case ID*, *Aktivität* und *Zeitstempel*, sowie die Case-Tabelle („C“), in der Informationen zu Produkten, Kunden und Versandbedingungen gespeichert sind. Kunden- und Produkttabellen ließen sich aus dem objektzentrierten Modell übernehmen und sind per 1:n-Beziehung mit der Case-Tabelle verbunden. Durch die Reduktion auf eine einzelne Objektebene (Sales Order Item) sind jedoch gewisse Informationsverluste entstanden. Beispielsweise stammt die Versandart ursprünglich aus den *Delivery Items*, von denen es mehrere je Sales Order Item geben kann. In der abgeflachten Version konnte daher nur ein Wert übernommen werden. Das bedeutet, dass Mehrdeutigkeiten oder Varianten wegfallen.

Purchase-to-Pay

Anwendungen und Konzepte der Wirtschaftsinformatik

Alle Objekte werden im Datenmodell als eigenständige Case-Tabellen („C“) geführt, mit Ausnahme der Relationstabelle, die lediglich die Verknüpfungen zwischen den Objekten enthält. Dies unterscheidet sich grundlegend vom Case-Centric Ansatz, bei dem die Daten auf eine einzige Fallstruktur abgeflacht sind. Durch die Objektzentrierung kann man die Daten im P2P-Prozess aus verschiedenen Perspektiven betrachten. Dies bildet die Voraussetzung für eine differenzierte und flexible Analyse komplexer Prozessbeziehungen. Zusätzlich werden die E2O-Relationen verwendet, um Ereignisse mit einem oder mehreren Objekten zu verknüpfen, was eine dynamische und realitätsnahe Prozessabbildung ermöglicht.

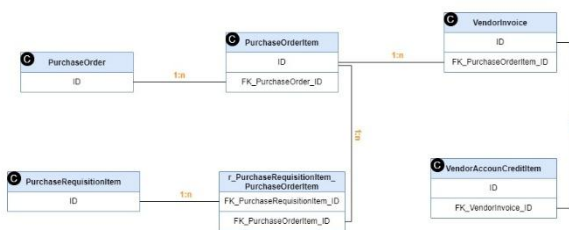


Abbildung 6: O2O-Beziehungen im Object-Centric P2P-Prozess (erstellt mit draw.io)

Eine grafische Darstellung aller E2O-Beziehungen im Datenmodell wäre wenig anschaulich. Stattdessen wird in Tabelle 1 beispielhaft auf einige E2O-Beziehungen eingegangen.

Tabelle 1: E2O-Beziehungen im Object-Centric P2P-Modell

Events	Relation	Objekte
BlockPurchaseOrder-Item	1:1	PurchaseOrder-Item
CancelPurchaseOrder	1:1	PurchaseOrder
	1:n	PurchaseOrder-Item
ChangeApprovalRequest	1:1	PurchaseRequisitionItem
ChangePrice	1:1	PurchaseOrder-Item
ChangeQuantity	1:1	PurchaseOrder-Item
ChangePurchaseOrderItem	1:1	PurchaseOrder-Item
ClearVendorInvoice	1:1	VendorInvoice
	1:1	PurchaseOrder-Item

Im Object-Centric Datenmodell lässt sich jedem Event eindeutig ein oder mehreren Objekten zuordnen. Die „Has Many“-Beziehung impliziert dabei nicht zwingend das Vorhandensein mehrerer Objekte, sondern eröffnet lediglich die Möglichkeit, dass ein Event mit mehreren Objekten verknüpft ist. Im Gegensatz zum Case-Centric Ansatz, der ausschließlich Events entlang einer gewählten Dimension bzw. Case-Tabelle abbildet, erlaubt der Object-Centric Ansatz die Modellierung von Beziehungen zwischen Events und unterschiedlichen Objekten. Dadurch können Interaktionen differenzierter analysiert und beispielsweise Prozessverzögerungen auf spezifische Objektentitäten zurückgeführt werden.

Order-to-Cash

Ein weiterer Datensatz wurde synthetisch mithilfe von Python erstellt und orientiert sich an den typischen Objekten und Events eines O2C-Prozesses. Dabei wird kein klassisches Event Log benötigt; vielmehr basieren die Daten auf Objekttabellen mit Zeitstempeln, die Änderungen erfassen und so eine OCPM-Analyse ermöglichen. Für die Modellierung wurden die Hauptobjekte *Sales Order*, *Sales Order Item*, *Delivery Item* und *Customer Invoice* berücksichtigt und um *Production Order* ergänzt, um einen Make-to-Order-Prozesses abzubilden. Zusätzlich erfolgte die Integration von *Customer* und *Product*, um weitere Informationen bereitzustellen. Das Datenmodell wird in zwei Schritten (O2O- und E2O-Beziehungen) beschrieben und durch eine Attributenebene konkretisiert. Die zugrunde gelegten Annahmen lauten: (1) Eine Sales Order kann mehrere Sales Order Items enthalten, (2) ein Sales Order Item geht ggf. in mehrere Delivery Items über, (3) jede Sales Order führt zu genau einer Customer Invoice, und (4) eine Production Order ist, falls erforderlich, mit einem Sales Order Item verknüpft.

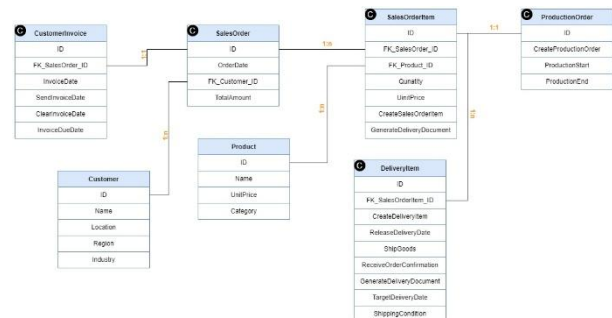


Abbildung 7: Object-Centric O2C-Datenmodell (erstellt mit draw.io)

Auch in diesem Datenmodell existieren mehrere Case-Tabellen, während *Customer* und *Product* nur Zusatzinformationen enthalten. Eine *Production Order* wird nur ausgelöst, wenn ein Produkt für ein *Sales Order Item* hergestellt werden muss. Zur Erhöhung der Realitätsnähe wurden realistische Zeitintervalle und Ereignisfolgen modelliert und durch Ausreißer ergänzt. Neben den Objekttabellen erfolgte die Einführung von Objektänderungstabellen, welche die Abweichungsevents wie „Change Price“ oder „Change Quantity“ enthalten. Diese folgen einer einheitlichen Struktur (*ChangeNumber*, *ObjectID*, *ChangeDate*, *ChangeType*, *OldValue*, *NewValue*) und stehen in einem 1:n-Verhältnis zu den Haupttabellen, sodass mehrere Änderungen je Objekt möglich sind. Änderungen wirken sich zudem auf abhängige Objekte aus, etwa wenn eine Preisänderung Anpassungen in *Sales OrderItems* und *SalesOrder* erfordert. Das Auftreten solcher Events ist probabilistisch modelliert, wobei Prozessverzögerungen nachfolgender Events berücksichtigt wurden. Durch die Einbeziehung der Objektänderungstabellen ergibt sich nun folgendes Datenmodell:

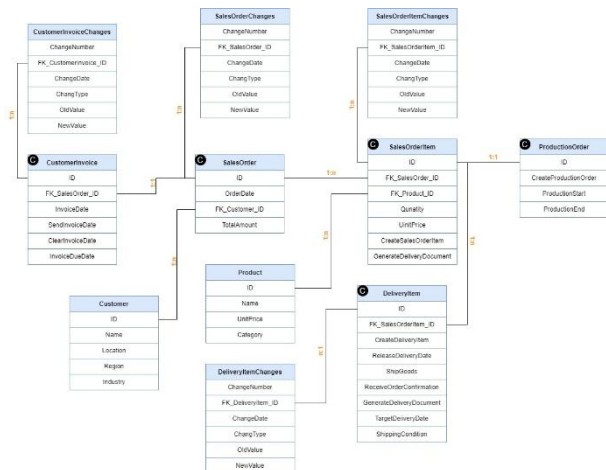


Abbildung 8: Erweitertes Object-Centric O2C-Datenmodell (erstellt mit draw.io)

Da eine vollständige Abbildung der E2O-Beziehungen wie beim P2P-Datenmodell zu undurchsichtig und komplex werden würde, geht die Tabelle 2 ebenfalls nur beispielhaft einige der E2E-Beziehungen ein.

Tabelle 2: E2O-Beziehungen im Object-Centric O2C-Prozess

Events	Relation	Objekte
ApproveCreditCheck	1:1	SalesOrder
CancelOrder	1:1	SalesOrder
ChangeConfirmedDelivery Date	1:1	SalesOrderItem
ChangeApprovalRequest	1:1	DeliveryItem
ChangePrice	1:1	SalesOrder
ChangeQuantity	1:1	SalesOrderItem
ChangeQuantity	1:1	SalesOrderItem
ClearInvoice	1:1	CustomerInvoice
CreateCustomer Invoice	1:1	SalesOrder
	1:n	SalesOrderItem
	1:n	DeliveryItem
	1:1	CustomerInvoice
CreateSalesOrder	1:1	SalesOrder

Analog zum vorherigen P2P-Fall basiert der Case-Centric O2C Datensatz auf dem Object-Centric O2C Datensatz. Mithilfe eines Flattening-Verfahrens wurde der Object-Centric O2C-Datensatz auf die Dimension *Sales Order Item* heruntergebrochen. Zur Vergleichbarkeit von CCPM und OCPM erfolgte daraus die Ableitung sowohl eines Case-Centric Event Logs als auch einer Case-Tabelle. Da die Generierung probabilistisch erfolgt, sind die resultierenden Datensätze nicht replizierbar und variieren bei jeder Ausführung.

FALLBASIERTER CCPM/OCPM VERGLEICH

Die Use Cases untersuchen, inwiefern Process-Mining-Techniken zur Stärkung der Resilienz von Supply Chains beitragen können. Resilienz wird dabei durch die Fähigkeit charakterisiert, flexibel auf Störungen zu reagieren

und sich schnell zu erholen. Angesichts globaler Unsicherheiten und zunehmender Komplexität gewinnt dieser Aspekt an Bedeutung. Die Use Cases orientieren sich daher an den Dimensionen des SCOR-Modells.

Das 1996 ursprünglich entwickelte SCOR-Modell dient der Verbesserung von Supply-Chain-Prozessen und kombiniert Methodik, Diagnose- sowie Benchmarking-Tools. Es integriert Geschäftsprozesse, Kennzahlen, Best Practices und Technologien, um Kommunikation und Effizienz innerhalb der Supply Chain zu fördern. Das aktuelle Modell (Version 14) konstituiert sich aus sieben Kernprozessen (Orchestrate, Plan, Order, Source, Transform, Fulfill, Return). Es wird kontinuierlich weiterentwickelt und erlaubt eine flexible Anpassung an branchenspezifische Anforderungen durch Analysen auf verschiedenen Ebenen. Das SCOR-Modell bildet neben dem Prozessreferenzmodell die Kernbereiche Performance, Prozesse, Praktiken und Menschen ab. Für die Use Cases steht der Bereich Performance im Fokus, insbesondere die Resilienz-Attribute Zuverlässigkeit, Reaktionsfähigkeit und Agilität. Diese beschreiben die konsistente Erfüllung von Lieferungen, die Geschwindigkeit der Reaktion auf Kundenanforderungen sowie die Flexibilität gegenüber externen Veränderungen. (vgl. Association for Supply Chain Management (ASCM) 2022).

Die im nachfolgenden dargestellten Use Cases untersuchen Schwachstellen in den Resilienz-Attributen und vergleichen Case- mit Object-Centric Process Mining. Ziel ist es, Handlungsempfehlungen zur Steigerung der Supply-Chain-Resilienz auf Basis von KPIs und Personas abzuleiten. Die im durchgeführte Analyse wird mit dem Process Mining Tool von Celonis durchgeführt. Dabei ist anzumerken, dass die Analysen nur einen beispielhaften Auszug von möglichen Analysen zeigt.

Use Case 1: Reaktionsfähigkeit und Anpassungsfähigkeit bei Störungsergebnissen

Ziel dieses Fallbeispiels ist es, die Perspektive eines *Supply Chain Managers* einzunehmen. Das heißt es wird die Fähigkeit der Supply Chain zur schnellen Reaktion auf Störungen (z. B. Lieferverzögerungen) und zur Anpassung an veränderte Nachfragebedingungen analysiert. Als Grundlage fungieren sowohl der Case-Centric als auch der Object-Centric O2C-Datensatz, um unterschiedliche Perspektiven auf Reaktionsfähigkeit und Anpassungsmechanismen zu erörtern. Die Bewertung erfolgt anhand folgender spezifischer KPIs: (1) *Perfect Customer Order Fulfillment (PCOF)* als Prozentsatz termingerechter, vollständiger und fehlerfreier Bestellungen, (2) *Order Cycle Time* als Gesamtzeit vom Auftrag bis zur vollständigen Lieferung an den Kunden, (3) *Order Disruption Cycle Time* als Durchlaufzeit bei Auftreten von Störungen oder Änderungen, (4) *Rework Rate* als Anteil der Bestellungen mit Veränderungen oder Störungen im Prozess sowie (5) *Lead Time to Adapt* als Zeitspanne, die benötigt wird, um Anpassungen in der Supply Chain umzusetzen, entweder im Durchschnitt oder bezogen auf spezifische Ereignisse wie *Change Quantity*.

CCPM Analyse

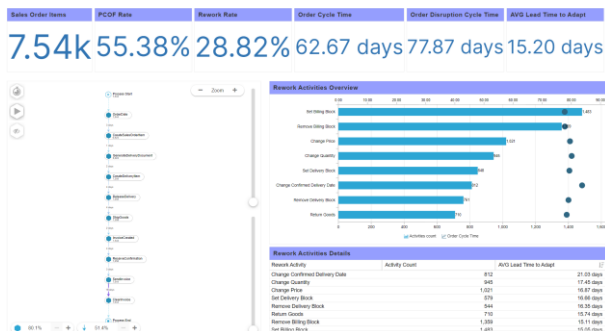


Abbildung 9: Case-Centric KPI Dashboard

Abbildung 9 dient als Übersicht und Einstiegspunkt für die Analyse mit CCPM. Von insgesamt 7,54 Tsd. Sales Order Items sind 2,17 Tsd. von Rework-Aktivitäten betroffen, was einer *Rework-Rate* von 28,82 % entspricht. Dieser hohe Anteil verdeutlicht die Häufigkeit von Unterbrechungen und damit eine eingeschränkte Prozessstabilität. Dies spiegelt sich auch in der PCOF-Rate wider. Mit 55,38 % werden nur knapp über die Hälfte aller Bestellungen fehlerfrei an den Kunden ausgeliefert. Die durchschnittliche *Order Cycle Time* beträgt 62,67 Tage, verlängert sich bei Störungen jedoch auf 77,87 Tage. Daraus ergibt sich eine durchschnittliche *Lead Time to Adapt* von 15,2 Tagen, die die vorhandene Flexibilität quantifiziert, zugleich aber erhebliches Verbesserungspotenzial aufzeigt. Als Hauptursache für die teilweise sehr schlechten KPI-Werten kann die Rework Rate von knapp 30% angesehen werden. Die Analyse der Rework-Aktivitäten zeigt, dass insbesondere das Setzen und Entfernen von Billing Blocks sowie Preisänderungen dominieren. Aktivitäten wie die Anpassung bestätigter Liefertermine weisen mit bis zu 21 Tagen Reaktionszeit und 83,7 Tagen Durchlaufzeit auf gravierende Engpässe hin, die das Risiko von Kettenreaktionen im Supply-Chain-Prozess erhöhen. Zur Steigerung der Anpassungsfähigkeit sind insbesondere eine effizientere Koordination zwischen den beteiligten Akteuren sowie ein frühzeitiges Monitoring potenzieller Engpässe erforderlich. Die Analyse legt nahe, dass durch Reduktion wiederkehrender Rework-Aktivitäten und gezieltes Echtzeit-Controlling Verzögerungen verringert und die Resilienz der Supply Chain gestärkt werden können.

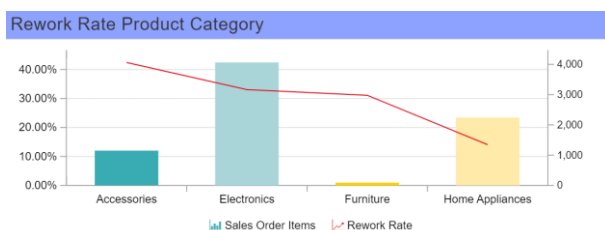


Abbildung 10: Rework-Rate auf Produktebene

Die Analyse auf Produktebene (Abbildung 10) zeigt deutliche Unterschiede in der Störungsanfälligkeit einzelner Kategorien. Besonders auffällig ist die Kategorie *Accessoires*, die mit einer Rework-Rate von 42,43 % den höchsten Wert aufweist. Trotz vergleichsweise geringer Bestellzahlen deutet dies auf eine überproportionale Häufigkeit von Anpassungen hin, die entweder aus höherer

Komplexität in der Abwicklung oder aus verstärkten Nachfrage- und Spezifikationsänderungen resultieren. Die Kategorie *Electronics* verzeichnet mit über 4.000 Bestellungen die größte Nachfrage, ist jedoch ebenfalls durch eine hohe Rework-Rate von 33,05 % gekennzeichnet. Damit bestätigt sich, dass sowohl volumenstarke als auch kleinere Produktgruppen erheblich zur Instabilität der Prozesse beitragen können.

Die Detailanalyse in Abbildung 11 für die Produktkategorie *Accessoires*, zeigt, dass die häufigsten Rework-Ereignisse auf die Aktivitäten *Change Price* und *Change Quantity* zurückzuführen sind. Diese Ergebnisse deuten auf Optimierungspotenziale hin, die etwa durch verbesserte Abstimmungsprozesse oder den Einsatz automatisierter Anpassungsmechanismen realisiert werden könnten.



Abbildung 11: Ursachenanalyse "Accessoires"

Neben der Kategorieebene wird auch auf Produktebene eine hohe Störungsanfälligkeit sichtbar. Einzelne Produkte, weisen Rework-Raten von über 50 % auf, wobei P121 mit 63,89 % den Spitzenwert erreicht. Diese auffälligen Werte lassen sich auf spezifische Produktanforderungen, unregelmäßige Nachfrage oder eine erhöhte Komplexität in der Abwicklung zurückführen. Auffällig ist insbesondere die enge Verbindung zur Häufigkeit von Preis- und Mengenänderungen, die bereits in der Ursachenanalyse als wesentliche Treiber identifiziert wurden.

Product	Sales Order Items	Rework Rate	Order Cycle Time	PCOF Rate
P121	36	63.89%	74.92	38.89%
P133	400	56.00%	75.22	39.00%
P115	33	54.55%	71.45	48.48%
P119	379	53.56%	74.81	36.94%
P113	163	52.76%	70.53	41.10%
P127	152	52.63%	70.36	40.79%
P109	141	52.48%	68.12	39.72%
P108	158	51.90%	69.93	41.14%

Abbildung 12: Rework Rate Produktebene

Damit wird deutlich, dass nicht nur ganze Kategorien, sondern auch einzelne Produkte maßgeblich zur Instabilität des Prozesses beitragen können. Dies unterstreicht die Notwendigkeit einer differenzierten Analyse- und Steuerungsebene, um gezielt Produktgruppen mit besonders hohem Rework-Risiko zu identifizieren und zu optimieren. Abbildung 12 verdeutlicht einen klaren Zusammenhang zwischen Rework-Rate, Order Cycle Time und PCOF Rate: Produkte mit hoher Änderungsanfälligkeit weisen tendenziell auch längere Durchlaufzeiten und schlechtere PCOF Raten auf. Die Produkte P121, P133, P115 und P119 verzeichnen Rework-Raten von über 50 %. Entsprechend liegen ihre Order Cycle Times mit rund 71 bis 75 Tagen deutlich über dem Durchschnitt, während die

PCOF-Werte mit etwa 36 bis 48 % vergleichsweise niedrig ausfallen. Im Vergleich dazu liegen bei P101, P110, P122 und P120 die Rework-Raten unter 20%, während ihre Order Cycle Times (ca. 55 bis 61 Tage) deutlich kürzer und die PCOF-Raten deutlich höher sind (ca. 63 bis 75%). Diese Produkte sind weniger von Anpassungen betroffen, was auf eine stabilere Nachfrage und eine einfachere Prozesshandhabung schließen lässt. Sie können somit als Best-Practice-Beispiele dienen, um Verbesserungspotenziale für störungsanfälligere Produkte abzuleiten. Demgegenüber zeigen komplexere Produkte mit hohen Rework-Raten, längeren Durchlaufzeiten und geringer PCOF-Rate, dass kundenspezifische Anpassungen oder besondere Anforderungen zu erhöhtem Änderungsbedarf führen. Für diese Produkte erscheint eine vertiefte Ursachenanalyse sinnvoll, etwa im Hinblick auf Lagerhaltung, Lieferzeiten oder Lieferantenqualität.

Rework Rate Products					
Product	Sales Order Items	Rework Rate	Order Cycle Time	PCOF Rate	
P121	36	63.89%	74.92	38.89%	
P133	400	96.00%	75.22	39.00%	
P115	33	54.55%	71.45	48.48%	
P119	379	53.56%	74.81	36.94%	
Rework Rate Products					
Product	Sales Order Items	Rework Rate	Order Cycle Time	PCOF Rate	
P101	35	5.71%	59.06	74.29%	
P110	45	11.11%	55.62	75.56%	
P122	748	13.10%	61.41	63.77%	
P120	129	13.18%	55.74	65.89%	

Abbildung 13: Produktvergleich

Insgesamt liefert die Analyse wertvolle Ansatzpunkte für Prozessoptimierungen im Order-to-Cash-Prozess. Eine gezielte Reduktion der Rework-Rate und eine effizientere Anpassung an Änderungen können wesentlich zur Steigerung von Effizienz und Stabilität in der Supply Chain beitragen.

OCPM Analyse

Die Ergebnisse auf Ebene der Sales Order Items unterscheiden sich von der Case-Centric Analyse und verdeutlichen damit einen ersten Vorteil des Object-Centric Process Mining (OCPM). Das Modell erlaubt nicht nur die Abbildung der CCPM-Ergebnisse auf Item-Ebene, sondern auch die Erweiterung der Analyse auf sämtliche Objekte im Prozess und deren Relationen. Abbildung 14 zeigt, dass insbesondere *Sales Orders*, *Delivery Items* und *Customer Invoices* mit Rework-Raten von über 30 % am häufigsten von Änderungen betroffen sind. Auffällig ist zudem, dass die *Perfect Customer Order Fulfillment Rate (PCOF)* auf Sales-Order-Ebene mit 33,37 % am niedrigsten liegt, was darauf hindeutet, dass Fehler, die zur Nichterfüllung dieser KPI führen, primär hier entstehen. Während auf Item-Ebene die Rework-Rate rund zehn Prozent niedriger liegt und die *Order Disruption Cycle Time* um 22 Tage reduziert wird, bleibt die PCOF im Vergleich zur CCPM-Analyse unverändert. Gleichzeitig verlängert sich jedoch die *Lead Time to Adapt* um sechs Tage, was auf zusätzliche Komplexität bei Anpassungen über mehrere Objekte hinweg hinweist. Besonders gravierend sind die Verzögerungen durch Änderungen auf Sales-Order-Ebene: Mit einer durchschnittlichen Disruption Cycle Time von 73,07 Tagen und einer Lead Time to Adapt von 33,03 Tagen lösen sie Kettenreaktionen aus, die den gesamten Prozess verlangsamen.

Rework Rate			
Sales Orders	Sales Order Items	Delivery Items	Customer Invoices
33.77%	19.80%	34.01%	38.43%
Perfect Customer Order Fulfillment Rate			
Sales Order	Sales Order Item	Delivery Items	Customer Invoice
33.37%	55.38%	62.42%	75.40%
Order Disruption Cycle Time			
Sales Orders	Sales Order Items	Delivery Items	Customer Invoices
73.07 days	55.92 days	55.89 days	67.16 days
Average Lead Time to Adapt			
Sales Orders	Sales Order Items	Delivery Items	Customer Invoices
33.03 days	21.98 days	22.54 days	22.49 days

Abbildung 14: KPIs auf Objektlevel

Abbildung 15 verdeutlicht, dass Änderungen auf Sales-Order-Ebene unmittelbare Auswirkungen auf nachgelagerte Objektebenen haben. So führt das Event *Change Price* in mehr als 50 % der Fälle zu einer Anpassung der Lieferbestätigung auf Delivery-Item-Ebene. Damit erhöhen Preisänderungen nicht nur die Rework-Raten innerhalb der Sales Orders, sondern verstärken gleichzeitig die Störungsanfälligkeit in weiteren Prozessschritten.

Rework Rates per Object			
Sales Orders	Sales Order Items	Delivery Items	Customer Invoices
100.00%	53.49%	55.59%	77.76%

Abbildung 15: Kettenreaktion durch Aktivität "Change Price"

Mit Hilfe des *Process Adherence Managers* von Celonis lässt sich zudem die Prozesskonformität untersuchen. Hier zeigt sich, dass insbesondere die Events *Change Price* und *Return Goods* die Order Cycle Time erheblich verlängern, um durchschnittlich 38 bzw. 54 Tage. Die Ursachenanalysen identifizieren vor allem die Produkte *P123* und *P117* als Auslöser von Preisänderungen, während *P117* zugleich am häufigsten mit Rücksendungen verbunden ist. Dieses Produkt erscheint somit als kritischer Treiber mehrerer Störungen und bietet einen zentralen Ansatzpunkt für vertiefte Analysen. Diese Erkenntnisse konnten beispielweise nicht aus der Case-Centric Analyse gezogen werden.

Diese Ergebnisse heben das Potenzial von OCPM hervor: Im Gegensatz zur Case-zentrierten Betrachtung können hier Kettenreaktionen über verschiedene Objekte hinweg transparent gemacht und kritische Produkte mit überdurchschnittlicher Störungsanfälligkeit identifiziert werden.

Analyze root causes									
Activity	Value	Activity	Value	Activity	Value	Activity	Value	Activity	Value
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123
Product	P123	Product	P117	Product	P123	Product	P117	Product	P123

Abbildung 16: Ursachenanalyse "Change Price" und "Return Goods"

Use Case 2: Lieferantenauswahl und Performance Monitoring

Dieser Use Case betrachtet die Perspektive eines *Procurement Managers*, dessen Ziel es ist, die Lieferantenauswahl zu optimieren und die Lieferantenperformance kontinuierlich zu überwachen, um eine stabile und zuverlässige Supply Chain sicherzustellen. Dabei stehen die Pünktlichkeit und Vollständigkeit von Lieferungen, die Minimierung von Störungen sowie der Aufbau langfristiger Beziehungen zu leistungsstarken Lieferanten im Mittelpunkt. Grundlage bilden die Case- und Object-Centric P2P-Datensätze, die sowohl die Prozesssicht auf einzelne Bestellungen als auch die Beziehungen zwischen Objekten wie Bestellungen und Rechnungen abbilden. Die Bewertung erfolgt anhand folgender KPIs: (1) *Perfect Supplier Fulfillment Rate* als Anteil termingerechter, vollständiger und fehlerfreier Lieferungen, (2) *Purchase Order Cycle Time* als Zeitspanne von der Bestellung bis zur Rechnungsbegleichung, (3) *Purchase Order Disruption Cycle Time* als Durchlaufzeit bei störungsbehafteten Lieferungen, (4) *Purchase Order Rework Rate* als Anteil der von Störungen oder Anpassungen betroffenen Bestellungen sowie (5) *Supplier Agility Time* als Maß für die Geschwindigkeit, mit der Lieferanten auf Änderungen reagieren und ihre Lieferungen anpassen können.

CCPM Analyse

Der zweite Use Case adressiert die Bewertung von Zuverlässigkeit und Flexibilität der Lieferanten durch den Procurement Manager, mit dem Ziel, fundierte Entscheidungen zur Lieferantenauswahl und langfristigen Zusammenarbeit zu ermöglichen. Vorab ist anzumerken, dass kein quantitativer Vergleich zu OCPM gezogen werden kann, da sich die Datengrundlage für CCPM und OCPM voneinander unterscheidet.

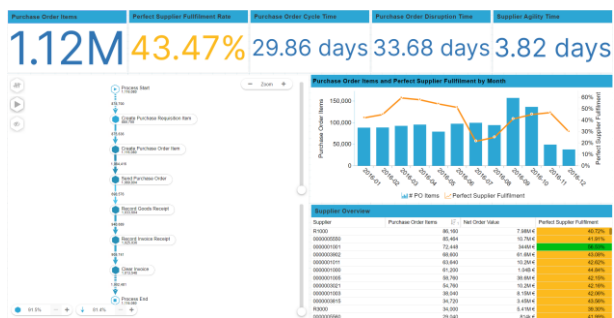


Abbildung 17: Case-Centric KPI Dashboard

Abbildung 17 zeigt, dass die *Perfect Supplier Fulfillment (PSF)-Rate* lediglich 43,47 % beträgt. Damit erfüllen fast 60 % der Lieferungen die Anforderungen nicht vollständig, was erhebliche Risiken für die Stabilität der Supply Chain mit sich bringt. Die *Purchase Order Disruption Time* liegt mit durchschnittlich 33,68 Tagen nur geringfügig über der regulären *Purchase Order Cycle Time*, während die *Supplier Agility Time* mit 3,82 Tagen eine schnelle Anpassungsfähigkeit signalisiert. Gleichwohl offenbart das Dashboard teils erhebliche Schwankungen in der Lieferantenperformance, die auf saisonale Ein-

flüsse oder externe Störungen (z.B. Naturereignisse) zurückzuführen sein könnten. Über die Supplier Overview-Tabelle werden zudem Lieferanten mit besonders niedriger PSF-Rate sichtbar. Auffällig ist, dass gerade die volumenstärksten Lieferanten mit den höchsten Bestellmengen und Umsätzen durchgängig Werte unterhalb von 50 % aufweisen. Dies deutet auf ein generelles Leistungsdefizit hin, das über gezielte Maßnahmen adressiert werden muss, etwa durch die Diversifizierung des Lieferantenportfolios oder die Ergänzung zusätzlicher Partner in kritischen Zeiträumen. Im nächsten Schritt werden daher die Rework-Raten im Beschaffungsprozess analysiert, um spezifische Schwachstellen und Handlungsfelder zu identifizieren.

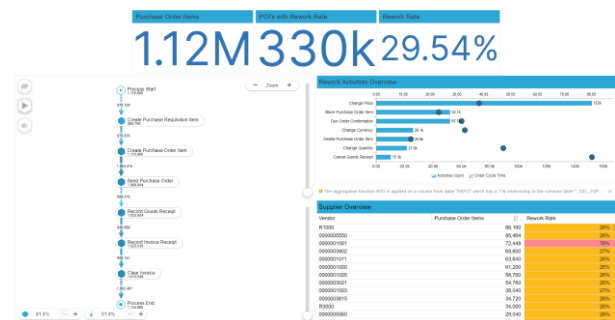


Abbildung 18: Analyse der Rework Aktivitäten

Die Analyse verdeutlicht eine Rework-Rate von 29,53%, was rund 330.000 *Purchase Order Items* entspricht (Abbildung 18). Mit 152.000 Vorkommen ist das Event *Change Price* für nahezu die Hälfte aller Rework-Aktivitäten verantwortlich. Während dieses Ereignis eine durchschnittliche Order Cycle Time von etwa 40 Tagen verursacht, führen *Change Quantity* und *Cancel Goods Receipt* zu erheblich längeren Durchlaufzeiten von rund 50 bzw. 80 Tagen. Damit werden erste Ansatzpunkte für vertiefte Analysen durch den Procurement Manager sichtbar.

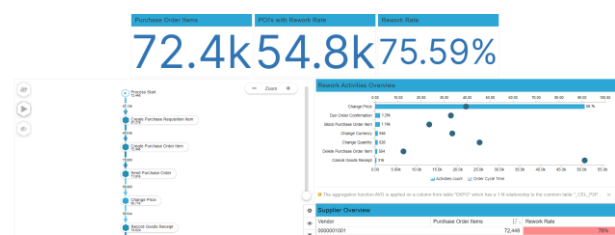


Abbildung 19: Ursachenanalyse "Change Price"

Besonders auffällig ist ein Lieferant mit einer Rework-Rate von 76%, der allein für etwa ein Drittel aller *Change Price*-Events verantwortlich ist (Abbildung 19). Gleichwohl liegt seine *PSF-Rate* bei über 50 %, sodass hier kein unmittelbarer Zusammenhang zwischen hoher Rework-Rate und niedriger *PSF-Rate* nachweisbar ist. Anders verhält es sich beim Event *Block Purchase Order Item*: In diesen Fällen sinkt die *PSF-Rate* auf etwa 23 %, was auf eine klare Kausalität zwischen Rework-Aktivitäten und Lieferantenperformance hinweist. Die Analyse der Lieferanten nach diesem Kriterium ermöglicht es, gezielt diejenigen mit den meisten *Purchase Order Items* und

damit dem größten Einfluss auf den Prozess zu identifizieren. Damit zeigt sich, dass CCPM ein wirksames Instrument ist, um schnell Transparenz über Prozessschwächen und deren Verursacher zu gewinnen. Dies versetzt den Procurement Manager in die Lage, gezielt auf kritische Lieferanten einzuwirken. Im nächsten Schritt erfolgt eine OCPM-Analyse des P2P-Prozesses, um zusätzliche Erkenntnisse zu erschließen (Abbildung 20).

Supplier Overview				
Supplier	Purchase Order Items	Net Order Value	Perfect Supplier Fulfillment	
0000005550	4,240	254k €	23.47%	
R1000	4,160	302k €	22.12%	
0000003902	3,376	652k €	23.96%	
0000001000	3,032	57.9M €	23.05%	
0000001011	2,980	547k €	23.26%	
0000001005	2,828	913k €	23.51%	
0000003021	2,584	336k €	22.52%	
0000001003	2,020	1.36M €	22.28%	
R3000	1,692	190k €	21.81%	
0000003815	1,604	184k €	23.88%	
0000005560	1,392	35.3k €	20.69%	
0000001015	1,256	318k €	25.80%	

Abbildung 20: Lieferantenanalyse "Block Purchase Order Item"

OCPM Analyse

Im Gegensatz zur Case-Centric Analyse liegt der Fokus im Object-Centric Ansatz auf den Wechselwirkungen zwischen den Prozessobjekten. Abbildung 21 zeigt, dass insbesondere *Purchase Order Items* (43,06 %) und *Vendor Invoices* (26,92 %) von hohen Rework Raten betroffen sind. Dies deutet auf Lieferantenprobleme oder interne Prozessschwierigkeiten hin, etwa Abweichungen zwischen gelieferten Waren und abgerechneten Beträgen. Entsprechend sollte der Procurement Manager prüfen, ob bestimmte Lieferanten regelmäßig Korrekturen verursachen. Die *Disruption Cycle Time* beträgt bei *Purchase Order Items* 39,10 Tage und bei *Vendor Invoices* 31,08 Tage, während die *Agility Time* bei Vendor Invoices mit 18,22 Tagen auffallend hoch ist. Dies unterstreicht, dass gerade Rechnungsprozesse durch Störungen erheblich verzögert werden und sowohl den Cash-flow als auch Lieferantenbeziehungen belasten können (Abbildung 21)

Rework Rate				
Purchase Requisition Items	Purchase Orders	Purchase Order Items	Vendor Invoices	Vendor Account Credit Items
9.84%	10.28%	43.06%	26.92%	22.45%
Purchase Order Disruption Cycle Time				
Purchase Requisition Items	Purchase Orders	Purchase Order Items	Vendor Invoices	Vendor Account Credit Items
13.31 days	11.88 days	39.10 days	31.08 days	16.93 days
Supplier Agility Time				
Purchase Requisition Items	Purchase Orders	Purchase Order Items	Vendor Invoices	Vendor Account Credit Items
9.67 days	4.92 days	4.60 days	18.22 days	2.59 days

Abbildung 21: KPIs auf Objektebene

Die hohe Rework-Rate der *Purchase Order Items* impliziert zudem, dass nachgelagerte Objekte wie *Vendor Invoices* systematisch von Verzögerungen betroffen sind. Zur Überprüfung wurde eine Filterung nach Mengenänderungen (*Change Quantity*) auf der Ebene der *Purchase Order Items* vorgenommen (Abbildung 22).

Rework Rate Vendor Invoices			
40.85%			
Supplier	Vendor Invoices	Rework Rate Vendor L.	PSF-Rate
V009	11	69.60%	27.27%
V006	47	65.70%	29.79%
V005	14	65.19%	21.43%
V012	36	61.90%	36.11%
V018	56	54.60%	33.93%
V016	20	54.55%	30.00%
V017	49	51.88%	40.82%
V001	29	48.16%	44.83%

Abbildung 22: Ursachenanalyse Lieferanten

Die Analyse zeigt, dass sich die Rework-Rate der *Vendor Invoices* dadurch auf 40,85 % erhöht. Auffällig ist, dass vor allem die Lieferanten *V009*, *V006* und *V005* betroffen sind, deren PSF-Raten jeweils unter 30 % liegen. Dies weist darauf hin, dass Mengenänderungen im weiteren Verlauf häufig zu Rechnungskorrekturen führen.

Die Analyse nachgelagerter Prozesse (Abbildung 23) verdeutlicht darüber hinaus eine Kettenreaktion: Auf Ebene der *Vendor Account Credit Items* steigt die Rework-Rate auf 44,05%, während sich gleichzeitig die *Disruption Cycle Time* verdoppelt und die *Supplier Agility Time* um das Siebenfache verlängert. Damit wird klar, dass Störungen auf der *Purchase-Order-Item*-Ebene Instabilitäten in mehreren nachfolgenden Prozessschritten auslösen können. Die Erkenntnisse legen nahe, dass eine Reduktion von Mengenänderungen bereits auf Objektebene wesentlich zur Stabilisierung der gesamten Prozesskette beitragen und die Effizienz der Supply Chain nachhaltig verbessern kann.

Rework Rate		
Purchase Order Items	Vendor Invoices	Vendor Account Credit Items
100.00%	40.85%	44.05%
Purchase Order Disruption Cycle Time		
Purchase Order Items	Vendor Invoices	Vendor Account Credit Items
47.91 days	33.37 days	29.84 days
Supplier Agility Time		
Purchase Order Items	Vendor Invoices	Vendor Account Credit Items
13.41 days	20.51 days	15.50 days

Abbildung 23: Kettenreaktion durch "Change Quantity"

DISKUSSION UND FAZIT

Die vergleichende Analyse von CCPM und OCPM im Kontext des SCRM zeigt deutliche Unterschiede in ihrer analytischen Tiefe und Aussagekraft. Während CCPM eine aggregierte, fallzentrierte Sicht bietet, ermöglicht OCPM eine differenzierte Betrachtung der Prozesskomplexität über mehrere Objekte hinweg. Auf Basis der analysierten Use Cases konnten die jeweiligen Stärken und Limitationen der Ansätze klar herausgearbeitet werden. CCPM erwies sich insbesondere als wertvoll für eine schnelle und übergeordnete Einschätzung der Prozessleistung. Die Analysen lieferten eine konsolidierte Sicht auf zentrale Kennzahlen wie Order Cycle Time, Rework Rate oder Lead Time to Adapt, wodurch Schwachstellen effizient identifiziert und priorisiert werden konnten. Im ersten Use Case wurde deutlich, dass CCPM auf einen

Blick zentrale Anpassungsprobleme im Order-to-Cash-Prozess offenlegt, etwa durch eine erhöhte Rework-Rate von 28,82 Prozent und eine deutlich verlängerte Order Disruption Cycle Time. Auch im zweiten Use Case, der die Bewertung der Lieferantenperformance fokussiert, bot CCPM eine prägnante Einschätzung der Supplier Reliability anhand der Perfect Supplier Fulfillment Rate. Solche Ergebnisse sind besonders für ein erstes Screening und für strategische Entscheidungen nützlich. In allen Use Cases wurde jedoch deutlich, dass CCPM durch die fallzentrierte Aggregation Informationsverluste erzeugt. Aktivitäten verschiedener Objekte werden auf eine einzige Fallebene verdichtet, wodurch Ursachen und Wechselwirkungen zwischen Objekten verdeckt bleiben. Dies zeigt sich beispielsweise im ersten Use Case in der Abweichung der Rework-Raten. Während die CCPM-Analyse eine Rework-Rate von knapp 30 Prozent auswies, lag diese auf der Ebene einzelner Objekte im OCPM zum Teil deutlich niedriger, etwa bei 19,8 Prozent für Sales Order Items. Diese Differenzen entstehen durch die Flattening-Logik von CCPM, die sämtliche Objektaktivitäten in einem Log bündelt und dadurch die Aussagekraft der Kennzahlen verändert. OCPM ermöglicht dagegen eine mehrdimensionale und beziehungsorientierte Sichtweise auf Prozesse. Die Betrachtung mehrerer Objekte und ihrer Interaktionen offenbart, wie lokale Änderungen Kettenreaktionen im Gesamtprozess auslösen können. Im ersten Use Case zeigte sich, dass Preisänderungen auf Sales-Order-Ebene in mehr als 50 Prozent der Fälle Änderungen auf Delivery-Item-Ebene nach sich ziehen. Ebenso wurde deutlich, dass hohe Rework-Raten bei Purchase Order Items systematisch zu Verzögerungen bei Vendor Invoices und Vendor Account Credit Items führen, wie im zweiten Use Case zu sehen war. Diese Ketteneffekte bleiben in einer rein fallzentrierten Betrachtung verborgen. Ein weiterer Mehrwert von OCPM liegt in der gezielten Identifikation kritischer Objekte, Produkte und Lieferanten. Durch die differenzierte KPI-Betrachtung lassen sich spezifische Engpässe lokalisieren, etwa Produkte mit außergewöhnlich hohen Rework-Raten und verlängerten Durchlaufzeiten oder Lieferanten mit überdurchschnittlicher Änderungsanfälligkeit. Dadurch entstehen konkrete Ansatzpunkte für operative Maßnahmen wie die Verbesserung von Abstimmungsprozessen, die Anpassung von Lieferantenstrategien oder die gezielte Automatisierung besonders kritischer Prozessschritte. Die Ergebnisse zeigen außerdem, dass OCPM nicht nur als Ergänzung, sondern in vielen Bereichen auch als Ersatz für CCPM dienen kann. Da OCPM die gleichen Kennzahlen wie CCPM generieren kann, jedoch auf granularerer Ebene und ohne Aggregationsverluste, ermöglicht es eine umfassendere Analyse mit höherer Aussagekraft. Der initiale Implementierungsaufwand für OCPM ist zwar höher, da die Einrichtung eines objektzentrierten Datenmodells eine tiefere Systemintegration und spezielles Fachwissen erfordert. Dieser Aufwand ist jedoch einmalig. Neue Perspektiven können anschließend ohne erneute Logextraktion erzeugt werden, was langfristig einen deutlichen Effizienzgewinn bietet.

Zusammenfassend verdeutlichen die Use Cases, dass CCPM seine Stärke in der schnellen und holistischen Problemlokalisierung hat, während OCPM tiefere Einblicke in Ursachen, Wechselwirkungen und Optimierungspotenziale ermöglicht. Gerade für die Stärkung der Supply Chain Resilience im Hinblick auf Zuverlässigkeit, Reaktionsfähigkeit und Agilität liefert OCPM entscheidende Mehrwerte, da es eine präzisere Steuerung und Anpassung auf mehreren Objektebenen erlaubt. Die Analyse hat gezeigt, dass CCPM und OCPM im Kontext des Supply Chain Resilience Managements unterschiedliche, sich ergänzende Stärken aufweisen. CCPM bietet einen schnellen und übersichtlichen Zugang zur Prozesslandschaft und ermöglicht die effiziente Identifikation zentraler Schwachstellen. OCPM erweitert diese Perspektive durch eine differenzierte Betrachtung mehrerer Objekte und ihrer Wechselwirkungen und liefert dadurch tiefere Einblicke in komplexe Prozesszusammenhänge. Die in den Use Cases gewonnenen Ergebnisse verdeutlichen, dass OCPM in der Lage ist, Kettenreaktionen und objektspezifische Ursachen von Prozessinstabilitäten sichtbar zu machen, die in CCPM-Analysen verborgen bleiben. Dies schafft eine fundierte Grundlage, um gezielte Maßnahmen zur Steigerung von Zuverlässigkeit, Reaktionsfähigkeit und Agilität innerhalb der Supply Chain abzuleiten. Durch die flexible Perspektivenauswahl lassen sich verschiedene Objekte und Prozessebenen ohne erneute Datenaufbereitung analysieren, was langfristig die Effizienz und Aussagekraft von Process-Mining-Analysen erhöht. Gleichzeitig weist die Studie methodische Grenzen auf. Die Analysen basieren ausschließlich auf simulierten Daten, wodurch die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf reale Unternehmensprozesse eingeschränkt ist. Zudem wurde der Einsatz der Methoden in einem kontrollierten Analyseumfeld durchgeführt, was mögliche Herausforderungen bei der Integration in bestehende IT-Systeme, Datenqualität und Change-Management-Prozesse nur eingeschränkt berücksichtigt. Zukünftige Forschung sollte daher die Anwendung von CCPM und OCPM mit realen Unternehmensdaten untersuchen, um die praktischen Potenziale und Grenzen der Ansätze unter realen Bedingungen zu validieren. Darüber hinaus bietet die Integration von KI-Methoden und prädiktiven Modellen vielversprechende Möglichkeiten, Resilienzindikatoren proaktiv zu steuern und Prozesse adaptiver zu gestalten.

LITERATUR

- Adams, Jan Niklas; Park, Gyunam; Levich, Sergej; Schuster, Daniel; van der Aalst, Wil M. P. (2022): A Framework for Extracting and Encoding Features from Object-Centric Event Data. In: Javier Troya, Brahim Medjahed, Mario Piattini, Lina Yao, Pablo Fernández und Antonio Ruiz-Cortés (Hg.): *Service-Oriented Computing*, Bd. 13740. Cham: Springer Nature Switzerland (Lecture Notes in Computer Science), S. 36–53.
- Adams, Jan Niklas; van der Aalst, Wil M.P. (2021): Precision and Fitness in Object-Centric Process Mining. In: 2021 3rd International Conference on Process

- Mining (ICPM). 2021 3rd International Conference on Process Mining (ICPM). Eindhoven, Netherlands, 31.10.2021 - 04.11.2021: IEEE, S. 128–135.
- Association for Supply Chain Management (ASCM) (2022): Supply Chain Operations Reference Model. SCOR Digital Standard, SCOR Version 14.0. Online verfügbar unter <https://scor.ascm.org/api/files/24?v=1730907429253>.
- Berti, Alessandro; Jessen, Urszula; Park, Gyunam; Rafiei, Majid; van der Aalst, Wil M. P. (2023a): Analyzing interconnected processes: using Object-Centric process mining to analyze procurement processes. In: *Int J Data Sci Anal*. DOI: 10.1007/s41060-023-00427-3.
- Berti, Alessandro; Koren, Istvan; Adams, Jan Niklas; Park, Gyunam; Knopp, Benedikt; Graves, Nina et al. (2023b): OCEL (Object-Centric Event Log) 2.0 Specification. Online verfügbar unter www.ocel-standard.org/2.0/ocel20_specification.pdf.
- Berti, Alessandro; Montali, Marco; van der Aalst, Wil M. P. (2023c): Advancements and Challenges in Object-Centric Process Mining: A Systematic Literature Review.
- Carmona, Josep; van Dongen, Boudewijn; Weidlich, Matthias (2022): Conformance Checking: Foundations, Milestones and Challenges. In: Wil M. P. van der Aalst und Josep Carmona (Hg.): *Process Mining Handbook*, Bd. 448. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Business Information Processing), S. 155–190.
- Eggers, Julia; Hein, Andreas; Böhm, Markus; Krcmar, Helmut (2021): No Longer Out of Sight, No Longer Out of Mind? How Organizations Engage with Process Mining-Induced Transparency to Achieve Increased Process Awareness. In: *Bus Inf Syst Eng* 63 (5), S. 491–510. DOI: 10.1007/s12599-021-00715-x.
- Galanti, Riccardo; Leoni, Massimiliano de; Navarin, Nicolò; Marazzi, Alan (2023): Object-Centric process predictive analytics. In: *Expert Systems with Applications* 213, S. 119173. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.119173.
- Ghahfarokhi, Anahita Farhang; Park, Gyunam; Berti, Alessandro; van der Aalst, Wil M. P. (2021): OCEL: A Standard for Object-Centric Event Logs. In: Ladjel Bellatreche, Marlon Dumas, Panagiotis Karras, Raimundas Matulevičius, Ahmed Awad, Matthias Weidlich et al. (Hg.): *New Trends in Database and Information Systems*, Bd. 1450. Cham: Springer International Publishing (Communications in Computer and Information Science), S. 169–175.
- Kerremans, Marc; Sugden, David; Duffy, Nick (2024): Magic Quadrant for Process Mining Platforms. Hg. v. Gartner. Gartner Research. Online verfügbar unter <https://www.gartner.com/en/documents/5391263>.
- Leoni, Massimiliano de (2022): Foundations of Process Enhancement. In: Wil M. P. van der Aalst und Josep Carmona (Hg.): *Process Mining Handbook*, Bd. 448. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Business Information Processing), S. 243–273.
- Lund, Susan; Manyika, James; Woetzel, Jonathan; Barri-ball, Ed; Krishnan, Mekala; Alicke, Knut et al. (2020): Risk, resilience, and rebalancing in global value chains (Full Report). McKinsey Global Institute. Online verfügbar unter <https://www.mckinsey.com/business-functions/operations/our-insights/risk-resilience-and-rebalancing-in-global-value-chains>.
- Park, Gyunam; Adams, Jan Niklas; van der Aalst, Wil M. P. (2022): OPERA: Object-Centric Performance Analysis. In: Jolita Ralyté, Sharma Chakravarthy, Mukesh Mohania, Manfred A. Jeusfeld und Kama-lakar Karlapalem (Hg.): *Conceptual Modeling*, Bd. 13607. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Computer Science), S. 281–292.
- Peters, Ralf; Nauroth, Markus (2019): *Process-Mining*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Reinkemeyer, Lars (2022): Status and Future of Process Mining: From Process Discovery to Process Execution. In: Wil M. P. van der Aalst und Josep Carmona (Hg.): *Process Mining Handbook*, Bd. 448. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Business Information Processing), S. 405–415.
- Suriadi, S.; Andrews, R.; Hofstede, A.H.M. ter; Wynn, M. T. (2017): Event log imperfection patterns for process mining: Towards a systematic approach to cleaning event logs. In: *Information Systems* 64, S. 132–150. DOI: 10.1016/j.is.2016.07.011.
- van der Aalst, Wil (2016): Data Science in Action. In: Wil van der Aalst (Hg.): *Process Mining*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 3–23.
- van der Aalst, Wil (2019): Object-Centric Process Mining: Dealing with Divergence and Convergence in Event Data. In: Peter Csaba Ölveczky und Gwen Salaün (Hg.): *Software Engineering and Formal Methods*, Bd. 11724. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Computer Science), S. 3–25. Online verfügbar unter https://doi.org/10.1007/978-3-030-30446-1_1.
- van der Aalst, Wil; Adriansyah, Arya; Medeiros, Ana Karla Alves de; Arcieri, Franco; Baier, Thomas; Blickle, Tobias et al. (2012): *Process Mining Manifesto*. In: Florian Daniel, Kamel Barkaoui und Schahram Dustdar (Hg.): *Business Process Management Workshops*, Bd. 99. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Business Information Processing), S. 169–194.
- van der Aalst, Wil M. P. (2022): Process Mining: A 360 Degree Overview. In: Wil M. P. van der Aalst und Josep van der Carmona (Hg.): *Process Mining Handbook*, Bd. 448. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Business Information Processing), S. 3–34.
- van der Aalst, Wil M. P. (2023a): Object-Centric Process Mining: An Introduction. In: Antonio Cerone (Hg.): *Formal Methods for an Informal World*, Bd. 13490. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Computer Science), S. 73–105.
- van der Aalst, Wil M. P. (2023b): Object-Centric Process Mining: Unraveling the Fabric of Real Processes. In:

Mathematics 11 (12), S. 2691. DOI: 10.3390/math11122691.

van der Aalst, Wil M. P. (2024): Academic Perspective: How Object-Centric Process Mining Helps to Unleash Predictive and Generative AI. In: Lars Reinkemeyer (Hg.): Process Intelligence in Action. Cham: Springer Nature Switzerland, S. 219–232.

Yin, Robert K. (2009): Case study research. Design and methods. 4. ed. Los Angeles, Calif.: Sage (Applied social research methods series, 5).

KONTAKT



David Messal hat seinen Bachelor in Wirtschaftsinformatik und Master in Information Systems an der Hochschule Pforzheim erworben und arbeitet als IT-Consultant im Bereich Technology & Process Risk.



Frank Morelli ist Professor für Wirtschaftsinformatik an der Hochschule Pforzheim. Er forscht im Bereich Business Intelligence und hat die Hochschule Pforzheim als Celonis Academic Center of Excellence etabliert..



Frank Schätter ist Professor für Supply Chain Process Management an der Hochschule Pforzheim. Er promovierte im Bereich Supply Chain Risk Management und forscht zu Supply Chain-Modellierung und -Optimierung.



Florian Haas ist Professor für Beschaffungs- und Lieferkettenmanagement an der Hochschule Pforzheim. Er verfügt über mehr als 15 Jahre praktische Erfahrung in verschiedenen Führungspositionen im Bereich Logistik bei der Robert Bosch GmbH.