

Evaluierung der Einsatzmöglichkeiten von Process Mining als Analyseinstrument für die Logistik eines Automobilherstellers

Arno Müller

Hochschule Pforzheim
Tiefenbronner Straße 65
75175 Pforzheim
arno.mueller95@gmail.com

Frank Morelli

Hochschule Pforzheim
Tiefenbronner Straße 65
75175 Pforzheim
frank.morelli@hs-pforzheim.de

ABSTRACT

Diese Arbeit evaluierter Process Mining als ergänzendes Informationsinstrument für die Produktionslogistik eines Automobilherstellers, spezifisch für den innerbetrieblichen Transport von Presswerk und Rohbau. Angesichts der Nachteile traditioneller KPI-Systeme wird das Potenzial von Process Mining zur Schaffung objektiver Prozesstransparenz untersucht. Die Untersuchung nutzt ein sequenzielles Mixed-Methods-Design. Zunächst wurden in einer qualitativen Phase Experteninterviews geführt, um die Bewertungskriterien für ein Informationssystem zu definieren. Darauf aufbauend folgte eine Fallstudie in Form eines Process Mining Prototyps. Parallel dazu wurde ein quantitatives Bewertungsmodell mittels Nutzwertanalyse konzipiert, um im letzten Schritt einen systematischen Vergleich beider Systeme durchzuführen. Die evaluative Haupterkenntnis aus der Nutzwertanalyse war, dass das etablierte KPI-System den Process Mining Prototyp aufgrund dessen geringen Reifegrads, beispielsweise der manuellen Datenextraktion, noch übertrifft. Aus diesen Ergebnissen konnte jedoch das überlegene strategische Potenzial von Process Mining abgeleitet werden. Eine Szenarioanalyse belegte, dass eine voll integrierte Process Mining Lösung dem bestehenden System klar überlegen wäre. Der strategische Mehrwert hängt somit entscheidend von einer robusten technischen Integration und der organisatorischen Verankerung ab.

SCHLÜSSELWÖRTER

Process Mining, Automobilindustrie, Logistik, Kennzahlen, Mixed-Methods

EINLEITUNG UND PROBLEMSTELLUNG

Die Automobilindustrie agiert in einem Umfeld, das von exzessiver Produktvielfalt, globalisierten Liefernetzwerken und volatilen Märkten geprägt ist. Diese Komplexität stellt insbesondere die Produktionslogistik vor fundamentale Steuerungsprobleme. Der Trend zur *Mass-Customization*, der Fähigkeit, individuelle Produkte zu Kosten der Massenfertigung herzustellen, führt zu einer nahezu unbegrenzte Variantenvielfalt, die den Materialfluss hochgradig komplex gestaltet. Zur Steuerung dieser Prozesse werden traditionell aggregierte Kennzahlensysteme (KPIs) eingesetzt. Diese stoßen jedoch an inhärente Limitationen:

- **Retrospektive Sicht:** KPIs quantifizieren meist nur das Ergebnis eines Prozesses (deskriptive Dimension), nicht aber den Prozess selbst.
- **Fehlende Diagnosefähigkeit:** Die zugrundeliegenden prozessualen Abläufe und kausalen Treiber (diagnostische Dimension) bleiben verborgen.
- **Subjektivität:** Die Interpretation der KPIs erfordert hohe Prozessexpertise, was die Entscheidungsfindung subjektivitätsanfällig macht.

Hier manifestiert sich eine methodische Lücke:

Es fehlt an Instrumenten, die eine durchgängige, datengestützte und objektive Transparenz über die tatsächlichen End-to-End-Materialflüsse schaffen. Process Mining (PM) positioniert sich als Technologie, um diese Lücke zu schließen, indem es reale Prozessabläufe aus digitalen Spuren in IT-Systemen (z.B. SAP) rekonstruiert.

ZIELSETZUNG

Das zentrale Ziel dieser Arbeit war die systematische Untersuchung, welchen konkreten Mehrwert Process Mining als ergänzendes Informationsinstrument für die Produktionslogistik eines Automobilherstellers generieren kann. Dies wurde im spezifischen Fall des innerbetrieblichen Transports für Presswerk und Rohbau in einem Werk untersucht. Es sollte empirisch validiert werden, ob die Methode geeignet ist, die bestehende Intransparenz in den Materialflüssen zu schließen. Die primäre Forschungsfrage lautete daher:

„Eignet sich Process Mining als ergänzendes Informationsinstrument für die Produktionslogistik in diesem Anwendungsfall?“

METHODISCHES VORGEHEN

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wurde ein sequenziell-exploratives Mixed-Methods-Design nach Creswell & Creswell (2023) angewendet. Dieses Vorgehen war notwendig, da kein etabliertes Bewertungsinstrument für Process Mining im spezifischen Kontext vorlag und die Kriterien empirisch entwickelt werden mussten. Die Untersuchung gliederte sich in drei Phasen,

deren Ablauf und Zusammenhänge in Abbildung 1 visualisiert sind. Die folgenden Abschnitte beschreiben diese Phasen im Detail.

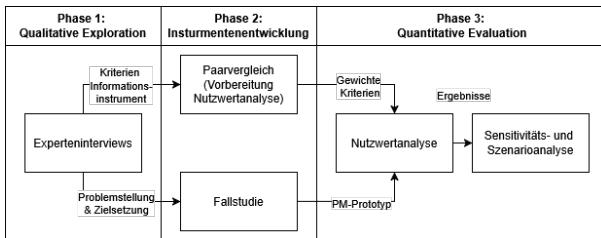


Abbildung 1: Methodisches Vorgehen

Phase 1: Qualitative Exploration

Zunächst wurden acht **leitfadengestützte Experteninterviews** mit Fach- und Führungskräften der Logistik des Automobilherstellers sowie kooperierender Dienstleister geführt. Ziel war es, die Ausgangssituation, bestehende Problemstellungen und die Anforderungen an ein Informationssystem zu explorieren. Die Auswertung der Transkripte erfolgte mittels einer **zusammenfassenden qualitativen Inhaltsanalyse** nach Mayring (2015). Ein zentrales Ergebnis dieser Phase war die empirische Ableitung der **sechzehn Bewertungskriterien**, die als Grundlage für die spätere Evaluation dienten.

Phase 2: Fallstudie & Instrumentenentwicklung

Die zweite Phase der Untersuchung war zweigeteilt und umfasste sowohl die Konzeption des Bewertungsinstruments als auch die praktische Durchführung der Fallstudie.

Instrumentenentwicklung

Für die Instrumentenentwicklung wurde eine **Nutzwertanalyse** konzipiert. Die dafür notwendigen sechzehn Bewertungskriterien, die in der ersten Phase aus den Experteninterviews abgeleitet wurden, mussten objektiv gewichtet werden. Dies erfolgte durch einen systematischen **Paarvergleich** nach der AHP-Methode, wie er exemplarisch in Abbildung 2 dargestellt ist. Der Expertenkreis musste hierbei für jedes Kriterienpaar entscheiden, welches als wichtiger erachtet wird.

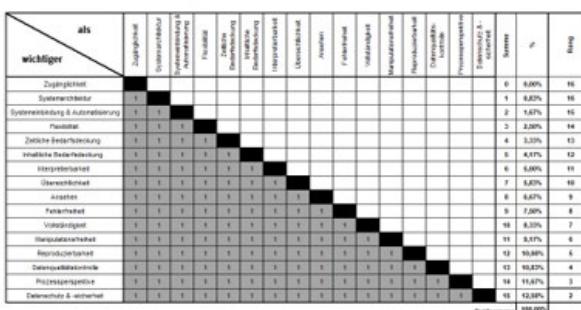


Abbildung 2: Paarvergleich

Aus der Aggregation dieser paarweisen Vergleiche resultierte die finale Gewichtung der sechzehn Kriterien,

die in Abbildung 3 aufgeführt ist. Dieser Prozess stellte eine objektive Priorisierung sicher und zeigte, dass Kriterien wie Datenschutz und -sicherheit sowie Fehlerfreiheit die höchste Relevanz für die Anwender besaßen.

Kriterien	Gewichtung	Rang
Datenschutz und -sicherheit	12,29%	1
Fehlerfreiheit	11,78%	2
Manipulationsfreiheit	10,64%	3
Inhaltliche Bedarfsdeckung	9,92%	4
Vollständigkeit	8,26%	5
Datenqualitätskontrolle	8,26%	5
Interpretierbarkeit	7,44%	7
Zeitliche Bedarfsdeckung	6,61%	8
Übersichtlichkeit	6,61%	8
Flexibilität	4,96%	10
Prozessperspektive	4,13%	11
Zugänglichkeit	3,31%	12
Systemeinbindung und Automatisierung	2,48%	13
Systemarchitektur	1,65%	14
Ansehen	0,83%	15
Reproduzierbarkeit	0,83%	15

Abbildung 3: Gewichtete Kriterien

Fallstudie

Parallel dazu wurde die **prototypische Process Mining Lösung** als Fallstudie implementiert. Das Vorgehen orientierte sich konsequent an der PM-Quadrat-Methodik von van Eck und Kollegen (2015), welche alle sechs Phasen eines Process Mining Projekts abdeckt.

Die **erste Phase** der Planung definierte den Untersuchungsfokus auf die Materialflüsse von Presswerk und Rohbau. In der **zweiten Phase**, der Extraktion, erfolgte der manuelle Export der relevanten SAP-Transaktionsdaten.

Die **dritte Phase**, die Datenaufbereitung, stellte die größte methodische Herausforderung dar. Die SAP-Rohdaten lagen in einer transaktionalen „Von-Nach“-Struktur vor und waren für ein traditionelles, fallzentriertes Process Mining ungeeignet. Das Kernproblem war, dass die Handling Units als Mehrwegladungsträger theoretisch unendliche Lebenszyklen aufweisen, was eine valide Prozessanalyse verunmöglichte. Diese Hürde wurde durch einen mehrstufigen ETL-Transformationsprozess gelöst. Zuerst erfolgte eine Atomisierung, bei der jede „Von-Nach“-Buchung in zwei separate Ereignisse, eine „Auslagerung“ und eine „Einlagerung“, aufgespalten wurde. Darauf folgte die Segmentierung, bei der der kontinuierliche Lebenszyklus jeder Handling Unit anhand von Geschäftsregeln in logisch abgeschlossene Prozessinstanzen, sogenannte Zyklen, unterteilt wurde. Erst diese neu geschaffene „HU-Zyklus-ID“ diente als valider „Case“.

In der **vierten Phase**, dem Mining und der Analyse, wurde dieser aufbereitete Datensatz genutzt, um mittels Process Discovery die realen Ist-Prozesse zu rekonstruieren, mittels Conformance Checking exemplarisch Abweichungen zu prüfen und mittels Enhancement die Auswirkungen von Ineffizienzen auf die Durchlaufzeit zu quantifizieren.

Die **fünfte Phase** der Evaluierung validierte die Analyseergebnisse intern. Die Methodik schloss mit der **sechsten Phase**, der Implementierung, ab, welche die Erkenntnisse in konkrete Handlungsempfehlungen übersetzte.

Phase 3: Quantitative Evaluation

In der finalen, dritten Forschungsphase erfolgte die quantitative Evaluation durch die Anwendung des in Phase zwei entwickelten Instruments. Die **Nutzwertanalyse** nach Zangemeister (2014) bildete den methodischen Kern, um die beiden Alternativen, das etablierte KPI-System und den PM-Prototyp, systematisch zu vergleichen. Die Bewertung der sechzehn Kriterien erfolgte nach einem zweigeteilten Ansatz. Kriterien, die die subjektive Nutzerwahrnehmung betreffen, wie beispielsweise die Zugänglichkeit oder Übersichtlichkeit, wurden durch den Expertenkreis beurteilt. Objektiv-technische Kriterien, wie die Systemarchitektur oder der Automatisierungsgrad, wurden vom Verfasser auf Basis der technischen Implementierung und Analyse bewertet.

Der Gesamtnutzwert einer Alternative N_{alt} berechnet sich dabei als Summe der gewichteten Einzelerfüllungsgrade der jeweiligen Kriterien i nach der Formel:

$$N_{alt} = \sum_{i=1}^n G_i \cdot B_i$$

wobei G_i die Gewichtung und B_i die Bewertung des Kriteriums i ist. Die finalen Ergebnisse dieser Bewertung sind in Abbildung 4 zusammengefasst und werden im folgenden Kapitel detailliert diskutiert.

Nutzwertanalyse	Gewichtung	PM-Lösung		KPI (SFM)		Differenz (PM-SFM)
		Bewertung	Wert	Bewertung	Wert	
Zugänglichkeit	3,31%	2	0,07	3	0,10	-1
Systemarchitektur	1,65%	3	0,05	1	0,02	2
Systemeinbind. & Automatisierung	2,48%	1	0,02	3	0,07	-2
Flexibilität	4,96%	2	0,10	1	0,05	1
Zeitliche Bedarfsdeckung	6,61%	1	0,07	2	0,13	-1
Inhaltliche Bedarfsdeckung	9,92%	2	0,20	1	0,10	1
Interpretierbarkeit	7,44%	3	0,22	2	0,15	1
Übersichtlichkeit	6,61%	2	0,13	3	0,20	-1
Ansehen	0,83%	1	0,01	2	0,02	-1
Fehlerfreiheit	11,57%	1	0,12	3	0,35	-2
Vollständigkeit	8,26%	1	0,08	3	0,25	-2
Manipulationsfreiheit	10,74%	3	0,32	3	0,32	0
Reproduzierbarkeit	0,83%	3	0,02	3	0,02	0
Datenqualitätskontrolle	8,26%	2	0,17	1	0,08	1
Prozessperspektive	4,13%	2	0,08	1	0,04	1
Datenschutz und Sicherheit	12,40%	3	0,37	3	0,37	0
Summe			2,03		2,27	-0,24

Abbildung 4: Nutzwertanalyse

Um die Stabilität dieser Ergebnisse zu prüfen, wurde zudem eine Robustheitsanalyse durchgeführt. Eine **Sensitivitätsanalyse**, deren Ergebnisse in Abbildung 5 dargestellt sind, prüft, wie stark die einzelnen Kriterien das Endergebnis beeinflussen. Sie visualisiert die gewichtete Bewertungsdifferenz für jedes Kriterium und identifiziert so die Haupttreiber für den Gesamtnutzwertunterschied.

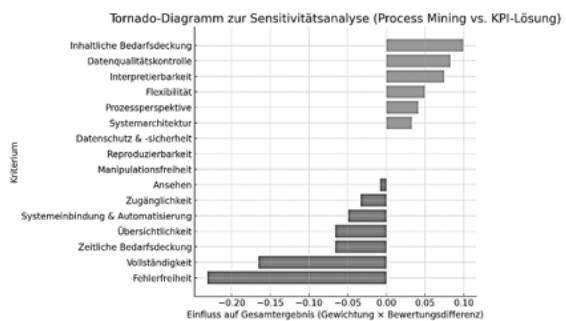


Abbildung 5: Tornado-Diagramm zur Sensitivitätsanalyse

Zusätzlich validierte eine **Szenarioanalyse** das Zukunftspotenzial des Process Mining Prototyps. Hierfür wurden die Bewertungen des PM-Prototyps in den kritischen, reifegradbedingten Kriterien, wie Systemeinbindung und Fehlerfreiheit, hypothetisch auf einen vollintegrierten Zustand angehoben. Diese ganzheitliche Veränderung der Parameter simuliert die Auswirkungen einer vollständigen technischen Implementierung auf das Gesamtergebnis.

WESENTLICHE ERGEBNISSE

Die analytischen Kernmerkmale aus der Fallstudie waren die Identifikation signifikanter Prozessineffizienzen. Der Prototyp deckte beispielsweise unnötige Umlagerungen und aufwändige Nacharbeitsschleifen auf. Die Enhancement-Analyse zeigte, dass diese Abweichungen die durchschnittliche Durchlaufzeit der betroffenen Handling Units teilweise mehr als verdoppelten.

Die evaluative Hauptmerkmale aus der Nutzwertanalyse, deren detaillierte Ergebnisse in Abbildung 4 zusammengefasst sind, war, dass das etablierte KPI-System den Process Mining Prototyp aktuell noch übertrifft.

Das etablierte System erreichte einen **Gesamtnutzwert** von **2,27**, während der PM-Prototyp einen Wert von **2,03** erzielte. Diese Diskrepanz ist nicht auf eine technologische Unterlegenheit von Process Mining zurückzuführen, sondern auf den geringen Reifegrad des Prototyps. Das KPI-System profitierte von seiner vollständigen technischen Integration, Automatisierung und der Nutzung der Datengrundgesamtheit, welche in der Bewertung hoch gewichtete Kriterien waren. Der PM-Prototyp erhielt Abzüge durch die manuelle Datenextraktion und die Nutzung einer limitierten Stichprobe.

Die Sensitivitätsanalyse, visualisiert in Abbildung 5, stützt diese Erkenntnis und verdeutlicht die Stabilität der Entscheidung.

Sie zeigt, dass die größten negativen Einflüsse auf die PM-Lösung von den hoch gewichteten Kriterien Fehlerfreiheit und Vollständigkeit ausgingen, deren Bewertungsdifferenz zugunsten des KPI-Systems signifikant war. Die positiven Aspekte des PM-Prototyps, wie die Prozessperspektive, fielen im direkten Vergleich weniger stark ins Gewicht.

Aus diesen Ergebnissen konnte jedoch das überlegene strategische Potenzial von Process Mining abgeleitet werden. Die Szenarioanalyse, welche die ganzheitliche Anhebung des Reifegrads auf ein vollintegriertes System simulierte, belegte, dass eine voll integrierte Process Mining Lösung einen Nutzwert von **2,57** erreichen und damit dem bestehenden System klar überlegen wäre.

FAZIT

Die Studie validiert die grundsätzliche Eignung von Process Mining als ergänzendes Informationsinstrument für die komplexe Intralogistik in der Automobilindustrie. Die Technologie schließt die methodische Lücke traditioneller Kennzahlensysteme, indem sie eine datengestützte, diagnostische Transparenz über reale End-to-End-Prozesse schafft.

Die Diskrepanz zwischen dem unterlegenen Nutzwert des Prototyps und dem überlegenen Potenzial einer vollintegrierten Lösung ist die zentrale Erkenntnis der Arbeit. Sie belegt, dass der strategische Mehrwert von Process Mining weniger von der Technologie selbst als von einer robusten technischen Integration, insbesondere einer automatisierten Datenanbindung, abhängt. Die Handlungsempfehlung lautet daher, das etablierte KPI-System kurzfristig beizubehalten, aber parallel die strategische, vollintegrierte Implementierung von Process Mining voranzutreiben, um mittelfristig die operative Steuerung auf eine überlegene datenbasierte Grundlage zu stellen.

LITERATUR

- J. W. Creswell und J. D. Creswell, *Research design: qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*, 6. Aufl. Los Angeles London New Delhi Singapore Washington DC Melbourne: Sage, 2023.
- F. Klug, *Logistikmanagement in der Automobilindustrie: Grundlagen der Logistik Im Automobilbau*, 2. Aufl. in VDI-Buch Ser. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin / Heidelberg, 2018.
- W. M. P. van der Aalst, *Process Mining: Data Science in Action*, 2. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016.
- P. Mayring, *Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken*, 12. Aufl. in Beltz Pädagogik. Weinheim: Beltz, 2015.
- M. L. van Eck, X. Lu, S. J. J. Leemans, und W. M. P. van der Aalst, „PM²: A Process Mining Project Methodology“, in *Advanced Information Systems Engineering*, J. Zdravkovic, M. Kirikova, und P. Johannesson, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 297–313.
- R. Y. Wang und D. M. Strong, „Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers“, *J. Manag. Inf. Syst.*, Bd. 12, Nr. 4, S. 5–33, März 1996.
- H. Werner, *Supply Chain Controlling: Grundlagen, Performance-Messung und Handlungsempfehlungen*, 2. Aufl. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, 2022.
- C. Zangemeister, *Nutzwertanalyse in der Systemtechnik: eine Methodik zur multidimensionalen Bewertung und Auswahl von Projektalternativen*, 5. Aufl. Winnemark: Zangemeister & Partner, 2014.