

KI-gestütztes Wissensmanagement mit Process Mining und
Retrieval-augmented Generation RAG: Erkenntnisse aus
systematischer Literaturrecherche und Fallstudie

Masterarbeit

an der Digital Business University of Applied Sciences DBU Berlin

zur Erlangung des Grades Master of Science

Autor:	Simon Sahli
Studiengang:	Data Science und Management (M.Sc.)
Immatrikulation:	190252
Adresse:	CH-3065 Bern
E-Mail:	simon.sahli@student.dbuas.de
Gutachter:in:	Prof. Dr. Martin Manhembué / Prof. Dr. Katharina Michel
Datum der Einreichung:	11.08.2025

Zusammenfassung

In einer zunehmend wissensintensiven Arbeitswelt sind Organisationen gefordert, internes Wissen effizient zu erfassen und gezielt bereitzustellen. Diese Arbeit untersucht, wie zwei aktuelle KI-Technologien – Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG – genutzt werden können, um die Strukturierung und Nutzbarkeit von Wissen in Organisationen zu verbessern. Ausgangspunkt bildet eine systematische Literaturrecherche (2020–2025), in der die Beiträge beider Technologien entlang der SECI-Wissensspirale (Externalisierung, Kombination, Internalisierung) analysiert werden. Die Ergebnisse zeigen: Process Mining eignet sich besonders zur Visualisierung impliziter Wissensflüsse und Entscheidungslogiken, während RAG-Systeme einen kontextsensitiven Zugriff auf dokumentiertes Wissen ermöglichen. Auf Basis dieser Analyse wird ein erweitertes SECI-Modell mit Technologieschicht skizziert. Eine Fallstudie mit HR- und Digitalisierungsexpert:innen beleuchtet die praktische Umsetzbarkeit sowie Barrieren und Potenziale in einer konkreten Anwendung: dem Wissensmanagement im Rahmen der fachlichen Integration neuer Mitarbeitender. Die Arbeit liefert konkrete Handlungsempfehlungen zur technologiebasierten Unterstützung des organisationalen Wissensmanagements.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	6
2	Forschungsfragen & Zielsetzung	7
3	Theoretischer Hintergrund	9
3.1	Wissensmanagement in Organisationen	9
3.1.1	Definition	9
3.1.2	Der Wissensbegriff	9
3.1.3	Forschungsansätze im Wissensmanagement	10
3.1.4	Innovative Ansätze im Wissensmanagement	10
3.1.5	Das SECI-Modell als theoretischer Bezugsrahmen	11
3.2	Process Mining	13
3.2.1	Definition	13
3.2.2	Herausforderungen	14
3.2.3	Forschungsansätze	14
3.3	Retrieval-augmented Generation RAG	15
3.3.1	Definition	15
3.3.2	Herausforderungen	16
4	Methodik	17
4.1	Systematische Literaturrecherche	18
4.2	Fallstudie	20
5	Ergebnisse Literaturrecherche	21
5.1	Erkenntnisse aus Literatur: Wissensmanagement und Process Mining (F1)	21
5.1.1	Überblick	21
5.1.2	Externalisierung: Implizite Wissensflüsse sichtbar machen	21
5.1.2.1	Rekonstruktion	21
5.1.2.2	Abweichungen und Prozessvarianten	22
5.1.2.3	Visualisierung	23
5.1.2.4	Operationalisiertes Erfahrungswissen	23
5.1.2.5	Zwischenfazit: Externalisierung von Wissen durch Process Mining	24
5.1.3	Kombination: Integration und Verknüpfung von Wissensflüssen	24
5.1.3.1	Integration heterogener Wissensquellen	25
5.1.3.2	Standardisierung und Harmonisierung	26
5.1.3.3	Kontexterweiterung mit Wissensgraphen & Ontologien	26

5.1.3.4	Entscheidungsunterstützung	27
5.1.3.5	Zwischenfazit: Kombination von Wissen durch Process Mining	28
5.1.4	Internalisierung: Verinnerlichung expliziten Prozesswissens	28
5.1.4.1	Feedback-Schleifen	28
5.1.4.2	Lern- und Simulationsumgebungen	29
5.1.4.3	Organisationales Lernen	30
5.1.4.4	Zwischenfazit: Internalisierung von Wissen durch Process Mining	30
5.1.5	Fazit F1	31
5.2	Erkenntnisse aus Literatur: Wissensmanagement und RAG (F2)	32
5.2.1	Überblick	32
5.2.2	Externalisierung: Implizites Wissen festhalten	32
5.2.2.1	Dokumentenerschliessung	32
5.2.2.2	Digitale Wissensaufnahme	33
5.2.2.3	Strukturierung & Taxonomien	34
5.2.2.4	Zwischenfazit: Externalisierung von Wissen durch RAG	35
5.2.3	Kombination: Integration und Verknüpfung von Wissensquellen	35
5.2.3.1	Knowledge Graphs & Governance	35
5.2.3.2	Multi-Agent Workflows	36
5.2.3.3	Domänenanpassung & Personalisierung	36
5.2.3.4	Zwischenfazit: Kombination von Wissen durch RAG	37
5.2.4	Internalisierung: Adaptive Bereitstellung & Lernen	37
5.2.4.1	Informationsexploration	38
5.2.4.2	Lernassistenten & Reflexion	38
5.2.4.3	Vertrauen, Validierung & Compliance	39
5.2.4.4	Zwischenfazit: Internalisierung von Wissen durch RAG	39
5.2.5	Fazit F2	40
6	Synthese & erweitertes SECI-Modell	41
7	Fallstudie	44
7.1	Kontextualisierung Fallbeispiel & Forschungsfrage 3 (F3)	44
7.1.1	Relevanz von F3	44
7.1.2	Ergänzende Literaturrecherchen	45
7.2	Erkenntnistransfer: Handlungsempfehlungen aus F1 & F2	46
7.2.1	Handlungsempfehlung 1 (H1): Wissensflüsse sichtbar machen	46
7.2.2	Handlungsempfehlung 2 (H2): Modularisierung & Orientierung	47
7.2.3	Handlungsempfehlung 3 (H3): Kontextueller Informationszugang	48

7.2.4	Handlungsempfehlung 4 (H4): Feedbackgesteuertes Lernen	48
7.3	Standortbestimmung & Einschätzung aus Praxis	49
7.3.1	Grundsätzliche Haltung, Potential und Nutzen aus Sicht der Praxis	50
7.3.2	Wahrgenommene Umsetzbarkeit und Herausforderungen aus Sicht der Praxis	52
7.3.3	Priorisierung der Empfehlungen aus Sicht der Praxis	54
7.4	Fazit F3	55
8	Fazit und Ausblick	56
8.1	Zusammenfassung zentraler Erkenntnisse	56
8.2	Bewertung des methodischen Vorgehens und Limitationen	57
8.3	Implikation und Ausblick	58
9	Quellenverzeichnis	60
A	Systematische Übersicht relevanter Fachliteratur zur Analyse interner Wissensflüsse mit Process Mining (F1)	69
B	Systematische Übersicht relevanter Fachliteratur zur Analyse interner Wissensflüsse mit Retrieval-augmented Generation RAG (F2)	82
C	Umfrage zur Bewertung der Handlungsempfehlungen (Fallstudie)	94

Abbildungsverzeichnis

1	SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995), eigene Darstellung	12
2	RAG-Architektur (vereinfacht) nach Honroth, Siebert und Kelbert (2024), eigene Darstellung	16
3	Durch Datenbankrecherche ermittelte Literatur, eigene Darstellung	19
4	Erweitertes SECI-Modell mit Technologieschicht (PM, RAG), eigene Darstellung	42

Tabellenverzeichnis

1	Zuordnung der SECI-Modi zu den Technologien Process Mining und RAG	43
2	Handlungsempfehlungen mit zugehörigen Technologien und SECI-Zuordnung	49
3	Legende zur systematischen Literaturübersicht (Forschungsfragen F1, F2)	69

1 Einleitung

In einer zunehmend wissensintensiven und dynamischen Arbeitswelt stellt der effektive Zugang zu organisationsinternem Wissen eine zentrale Voraussetzung für Wettbewerbsfähigkeit dar. Nach Sokoh und Okolie (2021)[70] ist insbesondere die Fähigkeit, Wissen zu generieren und weiterzuentwickeln, entscheidend, um als Organisation langfristig relevant zu bleiben. Gleichzeitig ist Wissen eine schwer greifbare Ressource: es verteilt sich auf heterogene Quellen wie Richtlinien, Datenbanken, IT-Systeme, Organisationsprozesse oder Kunden und verbleibt häufig als implizites Erfahrungswissen in den Köpfen der Mitarbeitenden. Besonders in Phasen des personellen Wechsels treten Schwächen bestehender Wissensmanagementsysteme zutage. So verweisen Müller und Müller (2019)[53] auf die Risiken, die mit dem Verlust von Expertise durch Personalfuktuation verbunden sind.

Parallel dazu schreitet die digitale Transformation in Organisationen voran. Di Vaio et al. (2021)[25] und Schenk (2023)[67] betonen die Notwendigkeit, digitale Innovation gezielt auch im Wissensmanagement zu verankern. Insbesondere Technologien der Künstlichen Intelligenz (KI) versprechen neue methodische Zugänge zur Strukturierung und Bereitstellung von Wissen. Fteimi und Hopf (2021)[30] sehen darin eine potenziell tiefgreifende Veränderung der organisationalen Wissensprozesse, etwa durch die Visualisierung impliziter Muster oder die kontextabhängige Bereitstellung von Informationen.

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, wie klassische Wissensmanagementkonzepte mit modernen KI-Technologien sinnvoll verknüpft werden können. Schenk (2023)[67] verweist in diesem Zusammenhang auf offenen Forschungsbedarf, insbesondere hinsichtlich der praktischen Integration solcher Ansätze in bestehende Referenzmodelle wie die SECI-Spirale von Nonaka und Takeuchi (1995)[55]. Zwei technologische Entwicklungen rücken im Rahmen dieser Arbeit in den Fokus: Process Mining (als Werkzeug zur datenbasierten Analyse realer Wissensprozesse) sowie Retrieval-augmented Generation RAG (dynamische Nutzung interner Datenquellen durch Sprachmodelle).

Die vorliegende Arbeit untersucht, wie diese beiden Technologien zur Verbesserung der Nutzbarkeit internen Wissens beitragen können. Im Zentrum steht eine analytische Bewertung bestehender Ansätze. Als exemplarisches Anwendungsszenario dient der Einarbeitungsprozess von neuen Mitarbeitenden. In dieser Phase ist vorhandenes Wissen oft schwer zugänglich, obwohl es gleichzeitig von hoher Relevanz ist.

Die Arbeit ist wie folgt aufgebaut: Kapitel 2 formuliert die Forschungsfragen und Zielsetzung. Kapitel 3 legt den theoretischen Rahmen und führt zentrale Konzepte ein. In Kapitel 4 wird das methodische Vorgehen erläutert, während Kapitel 5 die Ergebnisse der systematischen Literaturrecherche darstellt. Kapitel 6 verbindet die Erkenntnisse beider Technologien konzeptionell. Die Fallstudie in Kapitel 7 überprüft deren praktische Anwendbarkeit im Kontext des Onboardings. Kapitel 8 schliesst mit einer Zusammenfassung, kritischen Reflexion und einem Ausblick.

2 Forschungsfragen & Zielsetzung

Nach Ottersböck (2019)[60] stehen Unternehmen heute vor der Herausforderung, ihre internen Wissensressourcen effizient zu nutzen. Häufig ist externalisiertes betriebliches Wissen in unterschiedlichen Formaten und Quellen gespeichert. Implizites Wissen existiert oft ausschliesslich im Erfahrungswissen der Mitarbeitenden. Dies kann beispielsweise bei der Einarbeitung neuer Mitarbeitenden zu allgemeiner Ineffizienz und Redundanz führen: Lösungen werden mehrfach erarbeitet, weil bestehendes Wissen nicht auffindbar oder nur schwer zugänglich ist. Darüber hinaus stellt der Verlust von Expertenwissen beim Ausscheiden von Mitarbeitenden eine erhebliche Herausforderung dar, insbesondere im Kontext des Generationenwechsels und der fehlenden strukturierten Wissensweitergabe innerhalb von Teams, so Müller & Müller (2019)[53].

Ottersböck (2019)[60] weist darauf hin, dass digitale Technologien einerseits neue Herausforderungen für das Wissensmanagement mit sich bringen, andererseits jedoch auch zur Lösung bestehender Probleme beitragen können. Auch Fteimi und Hopf (2021)[30] sehen in der Künstlichen Intelligenz (KI) vielversprechende Ansätze, um diese Herausforderungen zu adressieren. Der gezielte Einsatz von KI-Technologien bietet das Potenzial, Wissensmanagementsysteme nachhaltig zu verbessern.

Die genannten Arbeiten verdeutlichen zusammenfassend, dass aktuell zwei zentrale Herausforderungen aufeinandertreffen, die jeweils für sich bereits grosse Auswirkungen auf das Wissensmanagement haben: Einerseits nähert sich mit den geburtenstarken Jahrgängen der 1960er Jahre, den sogenannten Babyboomern, eine Generation dem Rentenalter, die über wertvolles Erfahrungswissen verfügt. Dieses Wissen müsste zunächst externalisiert und anschliessend von nachfolgenden Generationen erneut internalisiert werden. Andererseits entwickelt sich der Bereich der KI mit hoher Geschwindigkeit weiter. Die Verbindung beider Entwicklungen birgt das Potenzial, bestehende Wissensmanagementsysteme durch den gezielten Einsatz von KI-Technologien nachhaltig zu stärken. Diese Wechselwirkungen sind bislang nur schwer greifbar.

Ziel dieser Arbeit ist es daher, im Rahmen ausgewählter Wissensumwandlungsprozesse zwei konkrete KI-Technologien; Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG, hinsichtlich ihres potenziellen Beitrags zum besseren Zugang und zur effizienteren Nutzung von Wissen in Unternehmen oder öffentlichen Verwaltungen zu analysieren:

Forschungsfrage 1 (F1): Wie kann Process Mining zur Analyse von Wissensflüssen in Organisationen eingesetzt werden?

Forschungsfrage 2 (F2): Inwiefern kann Retrieval-augmented Generation RAG die Bereitstellung von Organisationswissen unterstützen?

Diese beiden Forschungsfragen leiten sich aus der grundlegenden Annahme ab, dass Wissensprozesse, ähnlich wie Geschäftsprozesse, strukturiert und analysiert werden können (F1). Dabei wird davon ausgegangen, dass Wissensprozesse einen zentralen Bestandteil von Wissensmanagementsystemen darstellen. Gleichzeitig liegt der zweiten Fragestellung (F2) die Annahme zugrunde, dass Wissen nicht nur vorhanden sein muss, sondern, im Rahmen einer Wissensdokumentation, auch kontextbezogen und effizient auffindbar sein sollte, um im betrieblichen Alltag nutzbar zu bleiben.

Ein weiteres Ziel dieser Arbeit besteht darin, aufbauend auf der systematischen Analyse im Rahmen von F1 und F2, die beiden Technologien, Process Mining und RAG anhand eines konkreten Fallbeispiels zu veranschaulichen. Die dabei gewonnenen Erkenntnisse sollen in Form praxisnaher Handlungsempfehlungen zusammengeführt und untersucht werden. Als exemplarisches Anwendungsszenario dient die fachliche Integration von neuen Mitarbeitenden. Dies ist ein Prozess im Bereich des Human Resource Managements HR, welcher sowohl von einer strukturierten Analyse interner Wissensflüsse als auch von einer effizienten Wissensbereitstellung profitieren kann.

Daraus ergibt sich die dritte und letzte Forschungsfrage:

Forschungsfrage 3 (F3): Wie können Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG eingesetzt werden, um den Zugang zu organisationsinternem Wissen während der Einarbeitung von Mitarbeitenden gezielt zu unterstützen?

3 Theoretischer Hintergrund

Um Wissensmanagement in Organisationen sowie die Technologien Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG im Kontext der Wissensmanagementsysteme einordnen zu können, ist eine Skizzierung des theoretischen Hintergrunds in diesen drei Bereichen erforderlich. Dies soll die Grundlage für das Verständnis der zentralen Konzepte dieser Arbeit schaffen. Zudem wird das SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] als analytischer Bezugsrahmen vorgestellt, welches den sehr breiten Begriff des Wissensmanagements für diese Arbeit einschränkt.

3.1 Wissensmanagement in Organisationen

3.1.1 Definition

Offergelt, Hofreiter und Steiner (2024)[57] definieren Wissensmanagement als die systematische Erfassung, Organisation, Nutzung und Weitergabe von Wissen innerhalb einer Organisation. Wissen wird dabei als Kombination aus Daten und Informationen verstanden, die durch Erfahrung ergänzt werden und so ein Verstehen ermöglichen. Wissen umfasst somit auch implizite Aspekte, die nicht einfach aus Daten aggregiert werden können.

Obwohl eng verwandt, unterscheidet sich nach Weber (2021)[80] Wissensmanagement deutlich vom Informationsmanagement, das sich auf die Strukturierung und Bereitstellung von Informationen konzentriert. So soll Wissensmanagement hingegen darauf abzielen, das Wissen in den Köpfen der Mitarbeitenden nutzbar zu machen und den Wissensaustausch zu fördern. Beide Ansätze sind komplementär, wobei ein geordnetes Informationsmanagement häufig die Grundlage für Wissensmanagement bildet.

3.1.2 Der Wissensbegriff

Sokoh und Okolie (2021)[70] präzisieren, dass die Fähigkeit, Wissen zu generieren und weiterzuentwickeln, für Unternehmen essenziell ist, um wettbewerbsfähig zu bleiben. Wissen kann sich in verschiedenen Formen manifestieren, darunter in Organisationsprozessen, Know-how, Richtlinien, Kundenwissen, bewährten Verfahren sowie in der Unternehmenskultur.

Armstrong (2006)[7] beschreibt, basierend auf Blackler (1995)[15], Kategorien von Wissen. So kann das Wissen von Organisationen in Technologien, Regeln und organisatorischen Abläufen verankert werden. Zudem wird gleichzeitig der Mensch in den Fokus gestellt: mit handlungsbasiertem sowie konzeptionellem Wissen innerhalb einer Organisation. Dies verdeutlicht bereits an dieser Stelle, dass eine alleinige Betrachtung des Menschen oder der Technologie nicht ausreicht. Um die gesamte Komplexität von Wissen und folglich Wissensmanagement einfangen zu können, bedarf es der Betrachtung der Kombination von Mensch und Technik.

Sokoh und Okolie (2021)[70] unterstreichen zudem die Bedeutung von Wissen als Unternehmensressource. Wissen sei mehr als nur Informationen – es umfasst Ideen, Urteile, Talente und Beziehungen

und kann sowohl individuell (im Kopf) als auch organisatorisch (in Prozessen, Dokumenten, Produkten und Systemen) gespeichert sein. Es stellt eine strategische Ressource dar, die Organisationen nutzen müssen, um sich weiterzuentwickeln und langfristig erfolgreich zu sein.

3.1.3 Forschungsansätze im Wissensmanagement

Sokoh und Okolie (2021)[70] fassen drei Forschungsrichtungen bzw. Perspektiven zusammen, die im Rahmen des Wissensmanagements verfolgt werden können: Ein technikzentrierter Ansatz setzt auf Technologie, um den Zugang zu Informationen innerhalb eines Unternehmens oder Teams zu verbessern und Wissen effizienter zu nutzen. Allgemein gilt die Annahme, dass die Bereitstellung und Vernetzung von Informationen zu einem besseren Wissensmanagement führt.

Ein kultur- bzw. verhaltensorientierter Ansatz betrachtet Wissensmanagement als eine Managementaufgabe, die durch die Unternehmenskultur geprägt ist. Die zugrunde liegende Annahme ist, dass organisatorisches Verhalten und Kultur weiterentwickelt werden müssen, sobald traditionelle Technologien und Methoden im Wissensmanagement an ihre Grenzen stossen.

Ein dritter möglicher Ansatz ist der systematische Ansatz. Dieser basiert auf einer rationalen Analyse von Wissensproblemen und betrachtet Wissen als modellierbare Ressource. In diesem Rahmen wird Wissensmanagement als eine unternehmensweite, interdisziplinäre Aufgabe verstanden.

Ergänzend dazu beschreiben Fteimi und Hopf (2021)[30] zwei zentrale Wissensmanagement-Strategien und Perspektiven aktueller Forschungsarbeiten: ein menschenorientiertes Wissensmanagement, das den Menschen als Wissensträger in den Fokus stellt und eine Personalisierungsstrategie verfolgt, sowie ein technologieorientiertes Wissensmanagement, das eine Kodifizierungsstrategie verfolgt, die darauf abzielt, explizites Wissen zu sichern, das in externen Datenbanken vorhanden ist. Die Autoren erklären weiter, dass es eine klare Notwendigkeit gibt, die beiden Forschungsansätze, die oft separat betrachtet werden, mit integrativen Ansätzen zu kombinieren – insbesondere im Zusammenhang mit neu entstehenden Kapazitäten der Daten- und Verarbeitungstechnologien. Diese Technologien können, so die Autoren, in Kombination mit den intellektuellen Fähigkeiten des Menschen echte Synergien für das Wissensmanagement schaffen. Dies wird im folgenden Unterkapitel weiter ausgelegt.

3.1.4 Innovative Ansätze im Wissensmanagement

Gemäss einer systematischen Literaturrecherche von Schenk (2023)[67] wird deutlich, dass Wissensmanagement und Innovation eng miteinander verknüpft sind. Trotz der strategischen Bedeutung des Themas existiert bislang vergleichsweise wenig empirische Forschung zu konkreten Innovationskonzepten im Wissensmanagement. Der Autor hat acht solcher Konzepte identifiziert und ihr Potenzial für spezifische Wissensmanagement-Teildisziplinen bewertet. Die identifizierten Innovationen lassen sich in soziale, technologische und organisatorische Innovationskategorien nach Nowacki und Bachnik (2016)[56]

zuordnen. Damit wurde erneut eine Betrachtung aus drei Perspektiven vorgenommen – Mensch, IT und Organisation –, ein immer wiederkehrendes Muster in dieser theoretischen Betrachtung.

Eines der acht Konzepte im Wissensmanagement umfasst die Künstliche Intelligenz KI, die sich laut Schenk (2023)[67] unterschiedlich auf das Wissensmanagement auswirkt: von technologischer Unterstützung über soziale Anreize bis hin zu organisatorischen Veränderungen. In der betrachteten Literatur zum erwähnten Konzept der KI im Wissensmanagement wurden Maschinelles Lernen, Natural Language Processing und Text Mining als mögliche Technologien genannt, die Wissensprozesse transformieren können. Gleichzeitig wird betont, dass KI ein Dachkonzept und kein fester Satz von Technologien ist. Damit wird das Potenzial aufgezeigt, dass noch viel Raum für Forschung besteht, um spezifische KI-Initiativen im Kontext des Wissensmanagements als Disziplin greifbarer zu machen.

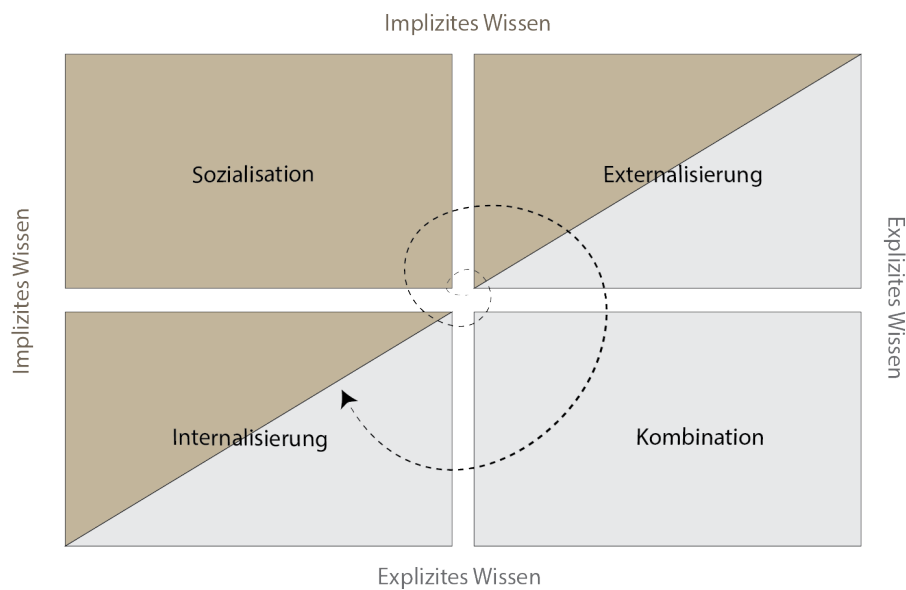
Fteimi und Hopf (2021)[30] argumentieren, dass herkömmliche Wissensmanagementstrategien durch KI grundlegend verändert werden. So sei KI nicht mehr nur ein Werkzeug zur Informationsverarbeitung, sondern ein eigenständiger Wissensakteur, der durch Mustererkennung selbst Wissen generiert, welches von einer KI gehalten und verwaltet wird. Gemäss den Autoren müssen entsprechend bestehende Wissensprozesse aufgrund der effektiven Wissensentdeckung durch Lernalgorithmen überdacht werden. Umgekehrt wird es relevant, wie Menschen KI-Entscheidungen interpretieren und die Ergebnisse der KI in verständlicher Form an Menschen weitergeben können.

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, wie konkrete Wissensprozesse innerhalb von Organisationen eingeordnet werden können. Ein verbreitetes Modell zur Beschreibung solcher Prozesse ist das SECI-Modell von Nonaka und Takeuchi (1995)[55], das im Folgenden als analytischer Bezugsrahmen herangezogen wird.

3.1.5 Das SECI-Modell als theoretischer Bezugsrahmen

Ein zentrales Modell zur Erklärung von Wissenumwandlungsprozessen innerhalb von Organisationen ist das sogenannte SECI-Modell von Nonaka und Takeuchi (1995)[55]. Es beschreibt, wie Wissen in Organisationen dynamisch durch eine Interaktion und Umwandlung von implizitem und/nach explizitem Wissen und wieder zurück entstehen kann. Dabei erklären die Autoren, dass Wissensbildung ein kontinuierlicher Prozess ist. Dieser sei nicht kreisförmig, sondern spiralförmig und wird durch vier Modi der Wissenumwandlung verstärkt. Folglich ein Prozess, der auf der individuellen Ebene beginnt und sich über Interaktionen ausdehnt – bis hin über Organisationsgrenzen hinausgehend.

Abbildung 1: SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995), eigene Darstellung



Die vier Modi der Wissensumwandlung nach SECI sind die Sozialisierung, die Externalisierung, die Kombination und Internalisierung. In dieser Arbeit dient das SECI-Modell als theoretischer Bezugsrahmen, um einerseits Wissensmanagement als Ganzes eingrenzen-, andererseits um die Einflüsse durch KI-Technologien einordnen zu können. Da insbesondere Externalisierung, Kombination und Internalisierung durch technologische Systeme unterstützt oder beeinflusst werden können, fokussiert der weitere Verlauf der Arbeit diese drei Bausteine des SECI-Modells vertieft:

1- Externalisierung: Implizites Wissen wird z.B. durch eine Verschriftlichung / Dokumentation externalisiert. Inwiefern können KI-Technologien helfen, implizites Wissen zu dokumentieren?

2- Kombination: Prozess der Umwandlung von explizitem Wissen in neue und systematischere Varianten expliziten Wissens. Wie lassen sich dabei Informationen semantisch sinnvoll verknüpfen und bereitstellen?

3- Internalisierung: Prozess der Umwandlung von explizitem Wissen in implizites Wissen. Wie können dabei KI-Technologien unterstützend wirken, damit Mitarbeitende neues Wissen aufnehmen und anwenden?

3.2 Process Mining

3.2.1 Definition

Prozess Mining ist, wie Imran et al. (2022)[39] schreiben, ein Oberbegriff für die Kombination zweier Ansätze: Data Mining und Geschäftsprozessmanagement. Dabei werden Ereignisprotokoll Daten (Event logs) mithilfe von Algorithmen – d.h. maschinellem Lernen und statistischen Methoden – analysiert, um Geschäftsprozesse umfassender analysieren und besser verstehen zu können. Ziel ist es, tiefer in die operativen Daten einzutauchen und fundierte, datenbasierte Entscheidungen zu ermöglichen. Ein Aspekt davon ist die grafische Darstellung der Geschäftsprozesse, nachdem diese anhand von Event logs identifiziert wurden (sogenanntes “Process Discovery”).

Gemäss Aalst und Carmona (2022)[77] begann die systematische Erforschung der Verbindung von Data Mining und Geschäftsprozessmanagement im Rahmen des Process Minings bereits in den 1990er-Jahren. Neben dem “Process Discovery” identifizieren die Autoren fünf weitere Typen des Process Minings: die Konformitätsprüfung zur Überprüfung der Übereinstimmung beobachteter Prozesse mit Modellvorgaben, die Leistungsanalyse zur Beurteilung von Effizienz und Qualität, das vergleichende Process Mining zur Analyse mehrerer Ereignisprotokolle, das prädikative Process Mining zur Vorhersage zukünftiger Prozessereignisse sowie das handlungsorientierte Process Mining zur Umsetzung analytischer Erkenntnisse in konkrete Verbesserungsmassnahmen.

Die aktuelle Bedeutung von Process Mining wird durch Entwicklungen im Bereich Machine Learning und künstlicher Intelligenz allgemein verstärkt. Diese Entwicklungen haben zur Etablierung einer Process Mining Task Force beigetragen[35]. Das Process Mining Manifesto von Aalst et al. (2012)[75] stellt die Prinzipien und Ziele der IEEE-Task Force on Process Mining vor und ist gleichzeitig ein Produkt der Task Force selbst.

Das Manifesto verdeutlicht die grundlegende Idee von Process Mining: Die tatsächlichen Prozessabläufe aus den aufgezeichneten Daten zu entdecken und deren Übereinstimmung mit den Soll-Prozessen zu prüfen, damit Verbesserungspotential abgeleitet werden können. Gleichzeitig erläutert das Manifesto Leitprinzipien für einen erfolgreichen Einsatz von Process Mining. Dazu gehören die zentralen Aspekte einer hohen Qualität der Ereignisdaten mit Hilfe einer zielgerichteten Datenauswahl basierend auf konkreten Fragestellungen. Zudem wird betont, dass Process Mining ein kontinuierlicher, dynamischer Analyseprozess sein soll. Process Mining sei somit kein einmaliges und festes Modell.

3.2.2 Herausforderungen

Laut Imran et al. (2022)[39] besteht eine zentrale Herausforderung des Process Minings in der Identifikation von Geschäftsprozessen aus komplexen und unstrukturierten Ereignisdaten. Um Prozesse effektiv verstehen und verbessern zu können, müssen die daraus abgeleiteten Modelle einfach und verständlich sein, was bei unstrukturierten Prozessen besonders schwierig ist.

Das Process Mining Manifesto von Aalst et al. (2012)[75] verdeutlicht dies mit einer sehr umfassenden Liste an Herausforderungen im Forschungsbiet des Process Minings, was gleichzeitig auch die Aktualität der Disziplin widerspiegelt. So gehen die Autoren vertieft auf Vollständigkeit und Struktur der benötigten Ereignisdaten ein, welche oft unzureichend ist, was eine aufwendige Vorbereitung erfordert. Zudem fehlen standardisierte Benchmarks und Werkzeuge zur Bewertung sowie zur einfachen Anwendung durch Nicht-Experten. Die Analyse wird erschwert durch Konzeptänderungen in Prozessen sowie Datenschutzfragen bei organisationsübergreifender Nutzung. Um das volle Potenzial auszuschöpfen, muss Process Mining besser mit anderen Analysemethoden und benutzerfreundlichen Tools integriert werden, so Aalst et al. (2012)[75].

3.2.3 Forschungsansätze

Vor dem Hintergrund der in Abschnitt 3.2.2 genannten Herausforderung bleibt die Untersuchung von Ursachen und Treibern der Komplexität sowie deren Reduktion in Geschäftsprozessen und Process Mining Modellen ein relevanter Forschungsansatz. Imran et al. (2022)[39] streben in ihrer systematischen Literaturarbeit einen einheitlichen Überblick über bestehende Ansätze zur Bewältigung dieser Komplexität an. Die daraus abgeleiteten Lösungsansätze lassen jedoch weiterhin viel Raum für vertiefende Forschung.

In der Arbeit von Leemans, Fahland, und van der Aalst (2018)[42] werden zwei Forschungsansätze aufgegriffen: wie grosse und komplexe Ereignisprotokolle besser analysiert und mit bestehenden Modellen effektiver verglichen werden können. Zu diesem Zweck stellten die Autoren zwei skalierbare Frameworks vor. Die Forschungsansätze zielen in diesem Fall auf neue Algorithmen ab, die eine effizientere Analyse ermöglichen – auch bei unvollständigen oder rauschenden Daten. Solche Algorithmen filtern automatisch Rauschen und seltene Verhaltensweisen heraus, um verständlichere Prozesse darzustellen, ohne dabei die wichtigsten Pfade zu verlieren.

Ein weiterer Ansatz wird in der Arbeit von Van Der Aalst (2023)[76] vorgestellt: Object-Centric Process Mining (OCPM). Traditionelle Methoden analysieren meist nur ein Objekt je Ereignis, was komplexe Zusammenhänge vereinfacht. OCPM berücksichtigt hingegen mehrere, miteinander verknüpfte Objekte je Ereignis und nutzt objektzentrierte Ereignisdaten (OCED). So entsteht ein ganzheitlicheres,

“dreidimensionales” Bild von Prozessen, das Zusammenhänge und Schwachstellen besser sichtbar macht. OCPM überwindet die Grenzen klassischer Modelle, indem es Wechselwirkungen zwischen Objekten gemeinsam analysiert, anstatt sie getrennt auszuwerten.

3.3 Retrieval-augmented Generation RAG

3.3.1 Definition

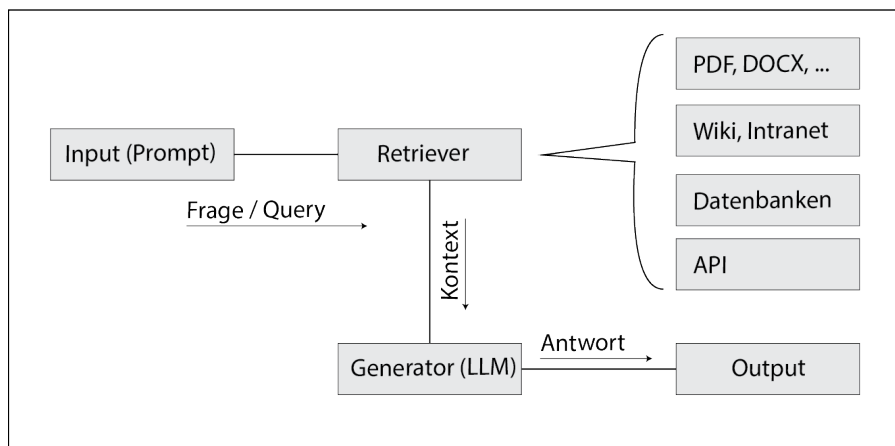
Retrieval-augmented Generation RAG bezeichnet die Textgenerierung mittels grosser Sprachmodelle (LLM), erweitert durch den Abruf externer Wissensquellen. Der Fokus liegt dabei insbesondere auf der Einbindung interner Dokumente bzw. Datenbanken eines Unternehmens oder Verwaltung. Unternehmenseigene Daten können somit als Kontextwissen ins LLM einfließen und die generierten Rückmeldungen mit Wissen unterstützen, so schreiben beispielsweise Honroth, Siebert und Kelbert (2024)[36] in einem Blogartikel. Konkret wird die Eingabe (Prompt) des Modells um relevante Informationen aus einer externen Datenbank oder Dokumentensammlung erweitert, die über eine Retrieval-Komponente (Suchalgorithmus) abgerufen werden – so die Technik einer RAG-Architektur. Entscheidend ist dabei, dass durch die Verwendung vorab trainierter Zugriffsmechanismen die Möglichkeit besteht, ohne zusätzliches Training Wissen einbinden und darauf zugreifen zu können. Gemäss McKinsey (2024)[50] setzen Unternehmen RAG gezielt ein, um Sprachmodelle mit unternehmensspezifischen Daten zu erweitern. Dadurch werden fundiertere Antworten generiert, ohne dass eine aufwendige Feinabstimmung oder das Trainieren eines eigenen LLMs notwendig wird.

Möglicherweise das erste Mal wurde das Konzept eines RAG-Modells von Lewis et al. (2021)[45] vorgestellt. Die Autoren versuchten Sprachgenerierungsaufgaben im Rahmen von Natural Language Processing (NLP) mit Hilfe von RAG-Architekturen zu verbessern, d.h. vorab trainierte neuronale Sprachmodelle mit nicht-trainierten, externen Daten (z.B. Vektorindex von Wikipedia) zu kombinieren. Bei der Aufgabe zur Sprachgenerierung stellten die Autoren fest, dass RAG-Modelle spezifischere und sachlichere Sprache erzeugten, als eine rein parametrisches, vortrainiertes Sprachmodell, obschon dieses bereits eine grosse Menge an Wissen aus Daten implizit mitnehmen kann. Eines der Hauptprobleme von vorab trainierten neuronalen Sprachmodelle: Sie können ihr Gedächtnis nicht erweitern oder überarbeiten und können Halluzinationen erzeugen so bald Anfragen bearbeitet werden, die über die Trainingsdaten hinausgehen oder aktuelle Informationen erfordern. Die Autoren erklären, dass RAG-Modelle diese Probleme teilweise vermindern können, da extern einflussende Datenbanken regelmässig überprüft und überarbeitet werden können. D.h. es wird eine kontinuierliche Wissensaktualisierungen und die Integration domänenspezifischer Informationen ermöglicht. Lewis et al. (2021)[45] schätzen die gesellschaftliche Bedeutung von RAG als sehr hoch ein. So führen die Autoren aus, dass RAG in einer Vielzahl von Szenarien mit direktem Nutzen für die Gesellschaft

eingesetzt werden kann: z.B. in der Medizin, sofern das Indexwissen der Medizin ins Sprachmodell einfließen kann.

In Abbildung 2, angelehnt an Honroth, Siebert und Kelbert (2024)[36], wird veranschaulicht, welche Arten von Quellen sich in eine RAG-Architektur einbinden lassen. Häufig werden dabei Textpassagen als Vektoren aufbereitet (sogenannte Embedding-Modelle). Grundsätzlich können jedoch auch andere Typen von Datenbanken angebunden werden. Die Autoren nennen hier unter anderem Wissensgraphen sowie relationale Datenbanken im Allgemeinen als Beispiele.

Abbildung 2: RAG-Architektur (vereinfacht) nach Honroth, Siebert und Kelbert (2024), eigene Darstellung



3.3.2 Herausforderungen

McKinsey (2024)[50] rückt die allgemein bekannte Problematik der Informationsverzerrung in den Fokus der aktuellen Herausforderungen im Rahmen der RAG: Es ist bekannt, dass Sprachmodelle häufig Antworten mit sachlichen Ungenauigkeiten generieren, da sie sich ausschliesslich auf das in ihnen enthaltene parametrische Wissen stützen. Ein zentrales Ziel von RAG ist daher die Reduktion solcher Halluzinationen. Dieses Ziel ist jedoch nicht direkt gegeben. Zwar kann ein Modell mithilfe externer Quellen fundierter antworten, doch wenn die abgerufenen Inhalte fehlerhaft oder irreführend sind, besteht das Risiko, dass das Sprachmodell diese Fehler unkritisch übernimmt. Aktuelle Forschungsarbeiten zielen daher auf die Weiterentwicklung bestehender RAG-Architekturen ab, um die Qualität und Faktentreue von Sprachmodellen durch Abruf und Selbstreflexion zu verbessern. So stellen Asai et al. (2023)[11] eine Weiterentwicklung in Richtung “SELF-RAG” vor. Die Autoren erläutern, dass bestimmte aufgerufene und generierte Passagen mithilfe sogenannter “Reflexionstokens” reflektiert werden. Dadurch kann das Verhalten der Modelle nach einer Selbstreflexion situationsgerecht angepasst werden.

In der breiten Öffentlichkeit bekanntere Herausforderungen im Zusammenhang mit RAG-Architekturen betreffen Lizenzierungsfragen und allgemeine Datenschutzaspekte. Der Artikel von Legal Foundations (2024)[43] sowie McKinsey (2024)[50] beleuchten die rechtlichen Herausforderungen für Unternehmen bei der Implementierung von Retrieval-augmented Generation. Zentrale Themen sind Datenschutz (Einhaltung betrieblicher und öffentlicher Datenschutzrichtlinien), geistiges Eigentum (Urheberrechte, Patente, Geschäftsgeheimnisse) und vertragliche Absicherungen (Service Level Agreements, Datenverarbeitungsvereinbarungen). Die Autoren betonen, dass Unternehmen rechtliche Risiken minimieren, klare Lizenz- und Eigentumsregelungen festlegen und Datenschutzvorgaben einhalten müssen. Dies ist insbesondere bei RAG-Architekturen relevant, da beim Einspeisen zusätzlicher Datenbanken besondere Vorsicht geboten ist: In Branchen wie dem Gesundheits-, Finanz- oder Rechtswesen enthalten Datensätze häufig sensible oder geschützte Informationen, die aufgrund von Datenschutzbestimmungen nicht frei weitergegeben werden dürfen. Neben den genannten Herausforderungen kann eine Implementierung auch konkrete Change-Management-Themen aufwerfen, etwa im Hinblick auf Mitarbeitermisstrauen. Aktuelle Forschungsarbeiten wie Zhao (2024)[83], die ein Federated Retrieval-augmented Generation (FRAG) Modell vorstellen, zielen darauf ab, den Schutz sensibler Daten innerhalb von RAG-Architekturen durch verschlüsselte Abfragevektoren und verschlüsselte Datenübertragungen zwischen Parteien zu verbessern.

Aufbauend auf dem theoretischen Bezugsrahmen beschreibt das folgende Kapitel das methodische Vorgehen zur Beantwortung der Forschungsfragen.

4 Methodik

Zur Beantwortung der in Kapitel 2 formulierten Forschungsfragen verfolgt die Arbeit ein mehrstufiges methodisches Vorgehen. Die Forschungsfragen F1 und F2 werden durch eine systematische Literaturrecherche bearbeitet, um Erkenntnisse aus der Theorie zum Einsatz von Process Mining und Retrieval-augmented Generation im Wissensmanagement zu gewinnen. Diese Ergebnisse dienen als Grundlage für die Analyse der dritten Forschungsfrage F3, die im Rahmen einer praxisorientierten Fallstudie vertieft wird.

4.1 Systematische Literaturrecherche

Durch die strukturierte Auswertung aktueller wissenschaftlicher Publikationen im Rahmen einer systematischen Literaturrecherche sollen Antworten auf die Forschungsfragen F1 und F2 gewonnen werden. Die Recherche verfolgt dabei zwei zentrale Ziele: Erstens sollen theoriegestützte Aussagen zur Rolle und Bedeutung von Process Mining und RAG im organisationalen Wissensmanagement ermöglicht werden. Zweitens dient sie der Ableitung praxisnaher Handlungsempfehlungen und konzeptioneller Ansätze für Fallstudien, in denen die Technologien in spezifischen Anwendungskontexten untersucht werden.

Die systematische Suche beschränkt sich auf englischsprachige Open-Access-Artikel aus dem Zeitraum 2020 bis 2025 und wird auf zwei Plattformen durchgeführt: “IEEE Xplore”, mit einem Fokus auf technisch-methodische Veröffentlichungen im Schnittbereich von Informatik und Wissensmanagement, sowie “ScienceDirect”, das einen interdisziplinären Zugang aus Betriebswirtschaft, Informatik und Organisationsmanagement bietet, entsprechend der thematischen Ausrichtung der Forschungsfragen. Die Recherche erfolgt im Rahmen von F1 auf beiden Plattformen anhand der Suchsyntax (“knowledge management”) AND (“process mining”), angewendet auf alle relevanten Metadaten. Diese Kombination ist bewusst gewählt, um den Fokus gezielt auf Literatur zu legen, die explizit beide Themenbereiche adressiert.

Zuvor wurde auch eine breitere, weniger spezifische Suchstrategie getestet – etwa durch zusätzliche Begriffe wie “knowledge graph” anstelle von “process mining” und unter Verwendung des “OR”-Operators. Diese Variante führte jedoch zu einer sehr grossen Anzahl von Treffern, deren thematische Streuung zu breit gefasst war und eine präzise Abgrenzung in der gegebenen Zeit erschwerte.

Die gewählte Syntax, die zwar vergleichsweise einfach ist, ermöglicht es, die Literatúrauswahl auf ein überschaubares und dennoch qualitativ hochwertiges Mass zu begrenzen.

Entsprechend wird eine ähnliche Suchsyntax für Forschungsfrage F2 auf den gleichen Plattformen gewählt: (“knowledge management”) AND (“retrieval-augmented generation” OR “RAG”).

Abbildung 3: Durch Datenbankrecherche ermittelte Literatur, eigene Darstellung

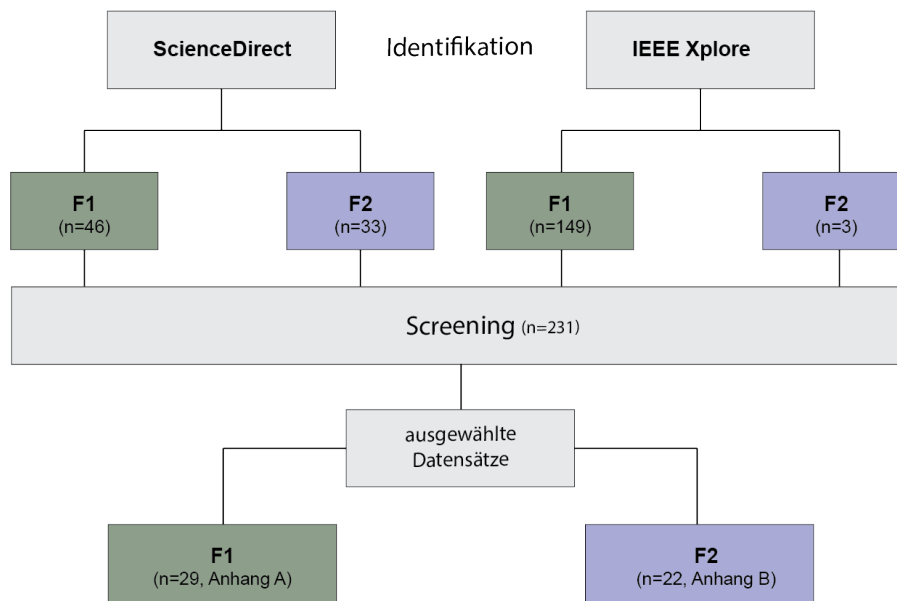


Abbildung 3 fasst visuell die durch die Suchsyntax identifizierte Literatur zu beiden Forschungsfragen zusammen. Dabei ist erkennbar, dass von insgesamt $149 + 46 = 195$ Artikeln im Rahmen von F1 sowie $33 + 3 = 36$ Artikeln im Rahmen von F2 jeweils 29 bzw. 22 Artikel als relevant klassifiziert werden. Die Klassifizierung erfolgt durch das Lesen der Abstracts und, sofern notwendig, der jeweiligen Einleitungen. Die als relevant eingestuft Artikel werden in einem zweiten Schritt vollständig gelesen, wobei der Fokus auf Einleitung, Ergebnissen, Diskussion und Fazit liegt. Die Relevanz wird ausschliesslich anhand des Inhalts der Artikel bestimmt, nicht aufgrund der Anzahl der Zitierungen oder anderer Impact-Scores.

Die vergleichsweise geringe Trefferzahl bei der Recherche zu F2 (36 Publikationen) lässt sich unter anderem durch die Neuheit des Begriffs Retrieval-augmented Generation erklären, der erst seit etwa 2023 in der Literatur verstärkt aufgegriffen wird.

Bei der detaillierten Analyse der relevanten Arbeiten lassen sich unmittelbar Erkenntnisse den jeweiligen Forschungsfragen F1 bis F2 zuordnen. Zudem werden die relevanten Inhalte der Artikel den in dieser Arbeit betrachteten SECI-Komponenten der Wissenskonversion (Externalisierung, Kombination, Internalisierung) zugeordnet.

Die Anhänge A und B stellen die Ergebnisse der systematischen Literaturrecherche zu F1 und F2 tabellarisch mit Detailinformationen dar. Alle im Rahmen dieser Arbeit berücksichtigten wissenschaftlichen Arbeiten sind dort und im Quellenverzeichnis entsprechend aufgeschlüsselt.

4.2 Fallstudie

Ausgehend von der systematischen Literaturrecherche zu den Forschungsfragen F1 und F2 analysiert und bewertet die Fallstudie (Kapitel 7) den Einsatz von Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG im Kontext eines konkreten HR-Prozesses: der fachlichen Integration von neuen Mitarbeitenden.

Die Fallstudie untersucht somit die Forschungsfrage F3 und verfolgt dabei einen explorativen Ansatz. Ziel ist es, praxisnahe Handlungsempfehlungen abzuleiten und gleichzeitig deren Relevanz, Akzeptanz und Umsetzbarkeit in der organisationalen Realität zu erfassen. Der Abgleich mit der Praxis unterstützt zudem die Ableitung zukünftiger Forschungsfragen.

Die Fallstudie umfasst eine standardisierte Online-Umfrage mit insgesamt 25 Fragen in geschlossenen und offenen Formaten zur Bewertung der Handlungsempfehlungen. Ergänzend berücksichtigt sie gezielt eingeholte schriftliche Einzelmeinungen von Fachexpertinnen und Fachexperten. Die Fragen der Umfrage erfassen skalenbasierte Einschätzungen zur Relevanz, zum Nutzen, zur Umsetzbarkeit sowie zu potenziellen Risiken der Empfehlungen. Offene Fragen dienen der Ergänzung individueller Einschätzungen und der Nennung geplanter Umsetzungsvorhaben. Eine abschliessende Priorisierung der Empfehlungen ist ebenfalls Ziel der Datenerhebung.

Für die Online-Umfrage kommt Microsoft Forms zum Einsatz, der Erhebungszeitraum liegt zwischen Juni und Juli 2025. Sie richtet sich an 71 Fachpersonen aus den Bereichen HR, HR-Analytics und digitale Transformation, die vorwiegend in der Deutschschweiz tätig sind. Die angesprochenen Fachpersonen sind überwiegend Projekt- oder Abteilungsleitende im Schnittfeld von HR und Analytics, tätig in Versicherungen, Logistikunternehmen, Banken, Schulen, Energiekonzernen sowie in der öffentlichen Verwaltung auf Bundes- und Kantonsebene. Die Auswahl der Fachpersonen sowie die Verteilung der Umfrage erfolgen über LinkedIn und gezielte Direktansprache per LinkedIn oder E-Mail. Insgesamt gehen 14 vollständig ausgefüllte Fragebögen und 9 ergänzende Einzelmeinungen ein. Dies entspricht einer Rücklaufquote von insgesamt 32 %. Alle Rückmeldungen sind in Anhang C aufgeführt.

Die Fallstudie dient als validierende Vertiefung der zuvor theoriegeleiteten Analyse. Während F1 und F2 durch systematische Literaturarbeit beantwortet werden, verortet F3 diese Erkenntnisse kontextgebunden. Damit ergänzt die Fallstudie das konzeptionelle Modell um eine praxisorientierte Perspektive und zeigt auf, welche Barrieren und Potenziale beim Einsatz von Process Mining und RAG im Wissensmanagement bestehen.

5 Ergebnisse Literaturrecherche

5.1 Erkenntnisse aus Literatur: Wissensmanagement und Process Mining (F1)

5.1.1 Überblick

Zur Beantwortung der Forschungsfrage F1 werden im Rahmen der systematischen Literaturrecherche 29 wissenschaftliche Publikationen aus den Jahren 2020 bis 2025 als relevant eingestuft und aus insgesamt 195 Artikeln ausgewählt sowie vertiefend analysiert. Ziel ist es, herauszuarbeiten, wie Process-Mining-Techniken zur Externalisierung (implizites Prozesswissen sichtbar machen), Kombination (Verknüpfung und Integration von Wissensflüssen) und Internalisierung (Verinnerlichung expliziten Prozesswissens) von Wissen beitragen können.

5.1.2 Externalisierung: Implizite Wissensflüsse sichtbar machen

Die Externalisierung im Sinne des SECI-Modells nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] beschreibt den Prozess, implizites Wissen in explizites Wissen zu verwandeln. Im Kontext von Process Mining bedeutet dies informelle oder nicht dokumentierte Wissensprozesse sichtbar zu machen. Analysen zeigen, dass Process Mining einen wertvollen Beitrag zur Externalisierung von Wissensflüssen leisten kann. Gemäss Literatur geschieht dies unter anderem durch die Rekonstruktion von Ereignissen mittels Event logs, die Identifizierung von Abweichungen und Prozessvarianten sowie durch die Visualisierung von Netzwerken und die Aufbereitung von Erfahrungswissen.

5.1.2.1 Rekonstruktion

Ein Teil der analysierten Literatur befasst sich mit der Rekonstruktion informeller Abläufe und Entscheidungslogiken innerhalb von Organisationen.

Ahn und Kim (2021)[2] zeigen, wie sich mithilfe von Workflow-Modellen organisatorisches Wissen über die Beziehungen zwischen Mitarbeitenden und deren Aktivitäten ableiten lässt. Zu diesem Zweck entwickelten sie ein Workflow-Netzwerk, in dem Ausführende und Aktivitäten miteinander verknüpft sind. Dafür werden Aktivitäten und ihre organisatorische Nähe zueinander erhoben. Dies ist eine Methode, die sich an Ansätzen des Process Mining orientiert. Die Studie verdeutlicht eindrucksvoll, dass sich Workflow-Modelle eignen, um implizite Wissensflüsse in Unternehmen sichtbar zu machen. Implizite Kommunikations- und Kooperationsstrukturen lassen sich in Form eines sozialen Netzwerkmodells nachvollziehbar abbilden.

Du, Huang und Zhou (2020)[26] untersuchen in ihrer Arbeit Abweichungen in klinischen Behandlungspfaden, um verborgene Routinen und Entscheidungslogiken externalisieren zu können. Mithilfe von Process Mining wurden effektive Abläufe in der Praxis mit Soll-Abläufen verglichen. Die Arbeit zeigt, dass durch eine datenbasierte, kontinuierliche Analyse versteckte Wissensflüsse sichtbar gemacht werden können. Dies ist ein Ansatz, der sich allgemein auf wissensintensive Prozesse von Organisationen

übertragen lässt.

Yeon et al. (2022)[82] analysieren menschenzentrierte Netzwerke. Dabei werden Ereignisprotokolle verwendet, um daraus ein Netzwerk menschlicher Interaktionen im Unternehmenskontext zu rekonstruieren. Dieser Ansatz bildet eine Grundlage für die Weiterentwicklung intelligenter HR-Systeme. Diese Netzwerke bilden reale, oft implizite Wissens- und Arbeitsbeziehungen zwischen Mitarbeitenden ab. So lassen sich Schlüsselpositionen und Kompetenzverteilungen sichtbar machen. Ein identifiziertes Ziel ist somit eine Darstellung von Interaktionsmuster.

Process Mining unterstützt die Externalisierung von Wissen, indem es implizite Abläufe, Entscheidungslogiken und damit auch Beziehungsnetzwerke innerhalb von Organisationen datenbasiert rekonstruiert und dadurch unsichtbare Wissensflüsse sichtbar und analysierbar macht.

5.1.2.2 Abweichungen und Prozessvarianten

Ein weiterer Teil der Literatur fokussiert auf die Sichtbarmachung Abweichungen und Prozessvarianten. Agostinelli et al. (2020)[1] stellen im Rahmen des Krankenhausmanagements ein Process-Mining-Projekt vor, das mit Hilfe von klinischen Daten sogenannte Patientenfunde analysiert, um steuerungsrelevante Erkenntnisse zu gewinnen. Die Arbeit verdeutlicht, dass Process Mining eine ausgezeichnete Methode zur Analyse interner Wissensflüsse im Gesundheitswesen ist. Eine organisationsbezogene Perspektive innerhalb des Process Minings ermöglicht es, aufzuzeigen, welche Mitarbeitenden und Abteilungen im Rahmen der Patientenanalyse zusammenarbeiten. Dies entspricht einer Analyse von Wissensnetzwerken. Die extrahierten Prozessmodelle machen implizite Abläufe sichtbar.

Eshuis (2023)[29] extrahiert wiederverwendbare Prozessfragmente aus Varianten wissensintensiver Abläufe, was die Externalisierung von Entscheidungsmustern erlaubt. Ziel der Arbeit ist es, den Aufwand zu reduzieren, der bei der Erstellung und Anpassung von Prozessvarianten entsteht. Zwar adressiert Eshuis (2023) Process Mining nicht im klassischen Sinne, liefert jedoch relevante Grundlagen, um interne Wissensflüsse systematisch analysier- und rekonstruierbar zu machen – insbesondere für Organisationen mit stark variantengetriebenen Prozessen, wie etwa in der öffentlichen Verwaltung.

Durch die Identifikation und Analyse von Abweichungen und Prozessvarianten ermöglicht Process Mining die Externalisierung bislang verborgener Entscheidungsmuster und Handlungsspielräume, die in der alltäglichen Praxis implizit bleiben.

5.1.2.3 Visualisierung

Weitere Studien im Schnittbereich von Wissensmanagement und Process Mining im Hinblick auf die Externalisierung von Wissen fokussieren sich auf die Visualisierung realer Wissensflüsse in dynamischen Prozessen.

Hübscher et al. (2022)[38] entwickeln dafür ein Modell, das Aufgaben und Nutzeraktivitäten in einem grafischen Netzwerk zusammenführt. Dadurch lassen sich wiederkehrende Muster in wissensbasierten Tätigkeiten erkennen und nachvollziehen. Das zugrunde liegende Daten-Framework unterstützt die SECI-Prozesse gezielt und bietet konkrete Ansätze für die Anwendung in Organisationen mit hohem Anteil individueller Wissensarbeit.

Ortmeier et al. (2021)[59] zeigen, wie Process Mining reale Produktionsprozesse transparent macht und betriebliches Erfahrungswissen in explizite Nachhaltigkeitsmodelle überführt. In der erwähnten Arbeit werden Wissensflüsse mit Produktions- und Ressourcendaten gleichgesetzt. Das Vorgehen erlaubt sowohl eine rückblickende als auch eine laufende Analyse betrieblicher Abläufe. Das interne Wissen über Prozesse und Ressourcennutzung wird dadurch externalisiert und nutzbar gemacht. Process Mining liefert eine strukturelle Grundlage, auf der Wissen systematisch verknüpft und weitergegeben werden kann. Durch die Kombination mit Energie- und Ressourcendaten entsteht ein holistisches Wissensbild über die Zusammenhänge in der Fertigung.

Process Mining trägt zur Externalisierung bei, indem es implizite Wissensflüsse durch visuelle Prozessmodelle sichtbar macht und dadurch komplexe Abläufe verständlich und übertragbar dokumentiert.

5.1.2.4 Operationalisiertes Erfahrungswissen

Der letzte Bereich der analysierten Literatur in diesem Unterkapitel befasst sich mit der Prozessanalyse als Grundlage für dokumentiertes Erfahrungswissen.

Ein wichtiger Aspekt des Wissensmanagement bleibt darin, individuelles Erfahrungswissen in systematisch dokumentiertes Prozesswissen zu überführen. Gerade in wissensintensiven Bereichen wird entscheidungsrelevantes Wissen oft nur informell angewendet und bleibt somit implizit. Die im Rahmen dieses Unterkapitels analysierte Literatur zeigt exemplarisch, wie durch datengestützte Prozessanalyse Erfahrungswissen operationalisiert werden kann.

Auch wenn die Arbeit von Reinhardt et al. (2021)[64] aus einem industriellen Kontext stammt, veranschaulicht sie eindrucksvoll, wie sensorgenerierte Daten zur Sichtbarmachung impliziter Abläufe beitragen können. Die Autoren analysieren RFID-basierte Traceability-Daten zur Untersuchung von Materialflüssen und leiten daraus prozessbezogene Modelle ab, die bislang nur in Köpfen der Mitarbeitenden existierten. Die Auswertung erfolgt über wegpunkt-basierte Events. Dies ist strukturell vergleichbar mit Ereignisprotokollen im Process Mining. So werden interne Abläufe transparent und

bewertbar. Die vorgestellte Lösung bietet praktischen Nutzen für Produktionsumgebungen und zeigt Potenzial für die Übertragung auf wissensbasierte Prozesse in anderen organisatorischen Kontexten. Augusto et al. (2022)[12] verdeutlichen, dass Prozesskomplexität häufig auf implizites Verhalten zurückzuführen ist. Durch Visualisierung und Entropiemessung wird dieses Verhalten externalisiert und strukturiert. Sofern Wissensflüsse als Prozessflüsse interpretiert werden, helfen die vorgestellten Komplexitätsmasse und die Graphentropie dabei, komplexe Wissensflüsse strukturell so aufzubereiten, dass sie besser visualisiert und interpretiert werden können. Process Mining wird hier genutzt, um unstrukturierte, komplexe Abläufe in messbare und erklärbare Formen zu bringen. Dies ist eine wichtige Grundlage, um dieses Wissen weiterzugeben oder für Verbesserungen zu nutzen.

Process Mining unterstützt die Externalisierung, indem es individuelles Erfahrungswissen durch datengestützte Prozessanalyse in strukturierte und somit auswertbare Wissensformen überführt.

5.1.2.5 Zwischenfazit: Externalisierung von Wissen durch Process Mining

Die analysierte Literatur zeigt, dass Process Mining ein wirkungsvolles Instrument zur Externalisierung impliziter Wissensflüsse darstellt. Innerhalb von Teams oder auf Organisationsebene lassen sich mit Hilfe von Event Logs individuelle Entscheidungen innerhalb eines Prozesses nachvollziehen. Auch Abweichungen oder versteckte Prozesspfade können so sichtbar gemacht und systematisch analysiert werden.

Zugleich bietet Process Mining die Möglichkeit, hochkomplexe System- und Materialdaten, etwa im Produktionskontext, zu strukturieren und in explizites Wissen zu überführen. Ohne solche datengetriebenen Verfahren würde dieses Wissen oft nicht in das formalisierte Wissensmanagement einer Organisation einfließen.

Ein weiterer zentraler Beitrag liegt in der modellgestützten Abbildung entscheidungsrelevanter Aufgabenverläufe. Solche Modelle erleichtern einerseits die Dokumentation und Aktualisierung von Prozessen, andererseits fördern sie deren Weitergabe im Rahmen der Einarbeitung von neuen Mitarbeitenden.

Somit zeigt sich, dass Process Mining im Schnittfeld mit dem Wissensmanagement die systematische Rekonstruktion und Visualisierung ganzer informeller Netzwerke und Prozesspfade ermöglicht.

5.1.3 Kombination: Integration und Verknüpfung von Wissensflüssen

Im SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] beschreibt Kombination den Prozess der Verbindung und Umstrukturierung expliziten Wissens. Dies kann durch das Zusammenführen unterschiedlicher Wissensquellen geschehen, durch ein systematisches Kategorisieren, oder durch ein Schaffen neuer Verknüpfungen zwischen vorhandenem Wissen. Im Kontext von Process Mining (F1) bezieht sich die Kombination auf die Fähigkeit, vorhandene Prozessinformationen und organisatorisches Wissen

miteinander zu integrieren, um neue Erkenntnisse zu generieren.

Die analysierte Literatur zeigt, dass Process Mining zur Kombination von Wissen beiträgt. Dies geschieht durch die Aggregation verteilter Datenquellen, durch eine Harmonisierung und Standardisierung von Wissensprozesse, die Vernetzung semantischer Modellierung sowie die Betrachtung einer Kombination verschiedenartiger Wissensflüsse zur Entscheidungsfindung.

5.1.3.1 Integration heterogener Wissensquellen

Ein wiederkehrendes Thema in der Literatur ist die Fähigkeit von Process Mining, auf verteilte und heterogene Datenquellen eingehen zu können.

Die Arbeit von Ruppert und Abonyi (2020)[66] beschreibt ein sogenanntes Simulation-4.0-Framework mit einem digitalen Zwilling. Dabei werden Echtzeitdaten mit Data-Mining-Verfahren und Prozesssimulation kombiniert, um menschliche Arbeitsabläufe transparent zu machen. Sensoren und Analyseverfahren helfen dabei, versteckte Informationen über diese Abläufe sichtbar und verständlich zu machen. Ähnlich wie beim Process Mining entsteht so ein umfassendes Bild der tatsächlichen Prozesse. Ein solches Framework kann das Wissensmanagement unterstützen, indem es eine genauere Analyse und Dokumentation von Arbeitsprozessen ermöglicht.

Roberto Pinheiro, Luís Proença Duarte Guerreiro, und Mamede (2024)[65] untersuchen das Konzept des Enterprise-Architecture Mining (EA-Mining). Obwohl EA-Mining nicht direkt dem klassischen Process Mining zuzurechnen ist, basiert es auf denselben Grundprinzipien: der Auswertung von Protokolldaten zur Modellierung von Geschäftsprozessen. Die Autoren zeigen, dass daten- und text-mining-gestützte Verfahren ein leistungsfähiges Instrument darstellen, um interne Wissensflüsse datenbasiert und grafisch analysierbar zu machen. So entstehen neue Einblicke in die Verknüpfungen und Kombinationen zwischen Prozessen sowie Datenströmen.

Die bereits an anderer Stelle aufgegriffene Arbeit von Ortmeier et al. (2021)[59] untersucht die Verknüpfung von Maschinen- und Prozessinformationen. Darüber hinaus werden auch Umweltinformationen in die Analyse einbezogen. Die Autoren liefern ein mehrdimensionales Wissensbild. Dieses soll datenbasierte Entscheidungen ermöglichen. Damit demonstriert die Studie exemplarisch, wie die Kombination heterogener Datenquellen durch Process Mining qualitativ neues Organisationswissen erzeugt.

Process Mining unterstützt die Kombination, indem es verschiedene Datenquellen miteinander verknüpft und dadurch neues, vernetztes Wissen über Abläufe und Zusammenhänge in der Organisation sichtbar macht.

5.1.3.2 Standardisierung und Harmonisierung

Die untersuchte Literatur beleuchtet im Rahmen des Wissensprozesses der Kombination und im Bereich des Process Mining die Möglichkeiten zur Standardisierung und Harmonisierung organisationalen Wissens. Die Zusammenführung expliziten Wissens ermöglicht neue Einsichten und gleichzeitig auch eine gewisse Standardisierung.

Imran et al. (2022)[39] zeigen, dass sich durch Clustering verschiedene Prozessbeobachtungen strukturiert kombinieren und zu neuen, sinnvollen Wissensdarstellungen zusammenführen lassen. Die Arbeit macht deutlich, dass die Qualität und Verständlichkeit der Process-Mining-Ergebnisse ausschlaggebend ist, um interne Wissensflüsse überhaupt erst analysieren zu können.

Augusto et al. (2022)[12] behandeln ebenfalls die Kombinationsebene: Der Einsatz von Komplexitätsmassen im Process Mining hilft, relevante Zusammenhänge in grossen Datenmengen zu clustern, was als Kombination von Wissen interpretiert werden kann. Das Paper stützt die Idee, dass nicht jeder Input gleichwertig ist. Dies ist ein zentraler Aspekt bei der Auswahl und Kombination von Informationen, etwa bei der Erstellung eines FAQ-Dokuments mithilfe einer Mustererkennung durch Process Mining.

Die von Eshuis (2023)[29] bereits erwähnte Extraktion wiederverwendbarer Prozessbausteine aus Varianten lässt sich unter dem Aspekt des Wissensprozesses der Kombination weiter aufschlüsseln: Die Zusammenführung der Prozessvarianten nach Eshuis reduziert den Modellierungsaufwand und schafft eine standardisierte "Bauteilbibliothek" für wissensintensive Abläufe.

Process Mining erleichtert die Kombination, indem es ähnliche Prozessmuster erkennt, vereinheitlicht und so zu einer strukturierten und wiederverwendbaren Darstellung von Wissen beiträgt.

5.1.3.3 Kontexterweiterung mit Wissensgraphen & Ontologien

Im Gegensatz zu rein strukturellen Daten, steht in mehreren Studien im Rahmen von Process Mining die semantische Verknüpfung von Aufgaben und Aktivitäten in Bezug zur jeweiligen Rolle im Fokus. Gerade diese Verknüpfung sei ein besonders wichtiger Beitrag der Kombination und Generierung von Wissen:

Shang et al. (2021)[69] stellten mit Ihrer Arbeit eine Methode vor, um Wissen aus Benutzerverhalten von Softwarenutzung zu extrahieren. Um dieses Wissen sinnvoll darstellen zu können, wird ein Wissensgraph konstruiert. Die Autoren kombinieren aus Event logs gewonnene Nutzungsinformationen in einem semantischen Graphen und schaffen so eine durchsuchbare Wissensbasis zur Weiterentwicklung der Software. Gerade die Einbettung einzelner Aktionen in ein semantisch angereichertes Kontextmodell zeigt, wie Rollenverständnis und Nutzungsmuster verknüpft und für zukünftige Anwendungen nutzbar

gemacht werden können.

He, Dong, und Jiang (2021)[34] zeigen in ihrem Ansatz, wie aus technischen Dokumenten strukturierte Wissensflüsse generiert werden können. Dies geschieht durch die Extraktion und Verknüpfung von Informationen in Form von Wissensgraphen, die anschliessend zu einem umfassenderen Wissensnetzwerk zusammengeführt werden.

Wang, Xu, und Dang (2022)[79] zeigen, wie explizites, datenbasiertes Wissen über Qualitätsprozesse sichtbar und für Analysen nutzbar gemacht. Dies ist eine Vorgehensweise, die dem Process Mining für Geschäftsprozesse sehr ähnlich kommt. Problem und Lösung von Qualitätsprozessen werden aus Einzelwissensteile kombiniert und logisch verknüpft. Die dabei neuen Strukturen entstehen aus der Verknüpfung vieler Wissenseinheiten.

Process Mining unterstützt die Kombination, indem es semantisch verknüpftes Wissen aus Nutzerverhalten oder Dokumenten in Form von Wissensgraphen strukturiert, wodurch komplexe Zusammenhänge sichtbar und analysierbar werden.

5.1.3.4 Entscheidungsunterstützung

Abschliessend machen mehrere Studien deutlich, dass Process Mining als Technologie im Rahmen der Kombination im Wissensmanagement nicht nur bestehendes Wissen zusammenführt und neu strukturiert, sondern dieses auch in neue Wissenssysteme überführen ermöglicht. Gemäss der analysierten Literatur kann dies zur Unterstützung wissensbasierter Entscheidungen führen:

Márquez-Chamorro et al. (2020)[48] zeigen in Ihrer Arbeit, wie Process Mining durch Kontextinformationen verbessert wird. So hilft kontextbasiertes Process Mining interne Wissensflüsse besser zu verstehen und zu verbessern. Die Autoren überführen Expertenwissen als Kontextattribute in Predictive-Monitoring-Modelle ein und zeigen, dass der gezielte Wissenstransfer bzw. die Kombination der Prozessdaten die Vorhersage verbessert.

Die Arbeit von García-García et al. (2021)[32] zeigt zudem, dass auch alte IT-Systeme wertvolles Prozesswissen enthalten. So wird von den Autoren ein Framework zur Extraktion von Geschäftsprozessmodellen aus Legacy-Datenbanken vorgestellt. Wissensflüsse und Geschäftsprozesse werden in diesem Ansatz gleichbehandelt. Dies betrifft die Kombination und damit die Unterstützung wissensbasierter Entscheidungen insofern, als sich die extrahierten Prozessmodelle gemäss den Autoren semantisch verknüpfen lassen, beispielsweise durch das Zusammenführen verschiedener Datenbanken. Durch eine strukturierte Verknüpfung alter Daten entsteht ein Gesamtbild, das in neue Wissenssysteme überführt werden kann und als Entscheidungsgrundlage für Lernen und Handeln dient.

Process Mining fördert die Kombination, indem es verteilt vorliegendes Prozesswissen strukturiert verknüpft, in neue Wissenssysteme überführt und so fundierte, kontextbasierte Entscheidungen ermöglicht.

5.1.3.5 Zwischenfazit: Kombination von Wissen durch Process Mining

Process Mining im Wissensprozess der Kombination hilft unterschiedliche externalisierte Datenquellen einerseits zu vereinen, andererseits zu mehrdimensionalen Prozessbildern zu kombinieren. So können stark heterogene Modelle standardisiert werden. Semantische Graph- und allgemeine Kontextanreicherung können klassische Analysen durch reichhaltige Beziehungs- und Kontextinformationen ergänzen. Die so erzeugten, kombinierten Wissensflüsse bilden eine Basis für Entscheidungsunterstützung und organisationales Lernen. Damit bestätigt die Literatur, dass die SECI-Phase der Kombination im Zusammenspiel mit Process Mining Daten zusammenführen und gleichzeitig neues Prozesswissen schafft oder ermöglicht, was eine zentrale Grundlage ist für den nächsten und letzten Wissensprozess, welcher im Rahmen dieser Arbeit und im Rahmen der systematischen Literaturrecherche analysiert wird: die Internalisierung.

5.1.4 Internalisierung: Verinnerlichung expliziten Prozesswissens

Die Internalisierung im SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] beinhaltet den Übergang von explizitem Wissen zurück in ein implizites Handlungs- und Erfahrungswissen von Mitarbeitenden und ganzen Organisationen. In den 29 Publikationen wurden Hinweise gefunden, wie Process-Mining Erkenntnisse zurückspielen. Insgesamt lassen sich übergreifende Wirkmechanismen unterscheiden, wie Feedback-Schleifen, interaktive Lern- und Simulationsumgebungen sowie kontextadaptive Entscheidungshilfen.

5.1.4.1 Feedback-Schleifen

Durch Process Mining gewonnenes Prozesswissen wird, bei Bedarf in Echtzeit, an die handelnden Personen zurückgespielt. Diese kontinuierliche Rückmeldung schafft eine transparente Lernumgebung: Teams erkennen unmittelbar, wie ihr Verhalten Abläufe beeinflusst. Routinen lassen sich iterativ anpassen. Dabei wird neues Kontextwissen dauerhaft im Arbeitsalltag verankert.

Márquez-Chamorro et al. (2020)[48] demonstrieren, wie implizites Expertenwissen zunächst systematisch erhoben und anschliessend in prädiktive Überwachungsmodelle überführt wird. Die daraus je nach Kontext abgeleiteten Dashboards erklären Mitarbeitenden nicht nur dass sich eine KPI ändert, sondern auch warum. Dies sei ein entscheidender Impuls für den Lern- und Anpassungsprozess.

Hübscher et al. (2022)[38] zeigen, dass ein interaktives Graphmodell Nutzende dazu anregt, ihre bisherigen Vorgehensweisen zu reflektieren und schrittweise durch datenbasierte Best Practices zu

ersetzen. Auf diese Weise wird externes Prozesswissen nach und nach internalisiert.

Palma et al. (2024)[61] knüpfen daran an: Durch die Kombination von Abweichungsklassifikationen und einem Kostenmodell identifizieren sie Schwachstellen in Wissensflüssen und priorisieren diese nach wirtschaftlicher Relevanz. Die gezielte Visualisierung unterstützt Mitarbeitende dabei, kritische Prozessschritte zu erkennen und ihr Verhalten nachhaltig anzupassen.

Process Mining unterstützt die Internalisierung, indem es durch Feedback und Visualisierungen hilft, externes Prozesswissen in den Arbeitsalltag zu überführen und individuelles Lernen zu fördern.

5.1.4.2 Lern- und Simulationsumgebungen

Mitarbeitende können im Rahmen von digitalen Zwillingen oder Prozess-Simulationen alternative Prozesspfade erproben, die Wirkung auf z.B. Durchlaufzeiten oder Kosten beobachten, und dieses explizit visualisierte Wissen im Anschluss in reale Routinen überführen und somit internalisieren. Ruppert und Abonyi (2020)[66] verbinden mit Indoor-Ortungsdaten (RTLS) in Echtzeit ein simulatives Prozessmodell. Durch dieses werden Weg- oder Reihenfolgenänderungen und deren Einfluss auf die Effizienz in der Logistik ersichtlich. Die wiederholte virtuelle Erprobung und das anschließende Anpassen der realen Bewegungsmuster verankern neues Prozesswissen im Alltag.

Die Arbeit von Teriete et al. (2022)[72] zielt darauf ab, dynamische Veränderungen und Variantenabhängigkeiten im Produktionsprozess sichtbar zu machen. Das Paper beschreibt den Einsatz von Prozessdaten in Event-Form zur dynamischen Analyse von Fertigungsprozessen. Es werden konkrete Ansätze wie “Data-assisted Value Stream Mapping” vorgestellt und Herausforderungen bei der Integration mit klassischen Methoden aufgezeigt. Durch die Möglichkeit, konkrete Ereignisse simulativ auszulösen und deren Folgen zu beobachten, bietet es eine praxisnahe Lernerfahrung.

Altomari, Altomari und Iazzolino (2023)[5] untersuchten, wie Gamification, insbesondere in Form eines “Serious Games”, zur Bewertung und Entwicklung von Soft Skills eingesetzt werden kann. Ihr Spiel “Among the Office Criticality AOC” kombiniert spielerisches Design mit datenbasierter Analyse. Spielerische Szenarien generieren Event logs, die durch Process Mining analysiert werden, um versteckte Entscheidungswege aufzudecken und personalisiertes Feedback zu liefern. Implizit verankert wiederholtes Spielen best-practice-Abläufe.

Process Mining fördert die Internalisierung, indem es in Simulationen oder in spielerischen Szenarien erfahrbares Wissen schafft, das durch wiederholte Anwendung in reale Routinen übergeht.

5.1.4.3 Organisationales Lernen

Process Mining erzeugt gemäss der analysierten Literatur nicht nur Simulationen oder Gamification-Ansätze bestehender Abläufe, sondern speist die gewonnene Erkenntnis wieder zurück in Routinen oder Trainings-Zyklen. Damit entsteht Organisationales Lernen bzw. ein kontinuierlicher Lernkreislauf. Duarte (2020)[27] liefert ein Beispiel. In seiner Arbeit untersucht der Autor eine Fallstudie mit mehreren Unternehmen in Brasilien im Bereich der Medizintechnik. Er kombiniert Expertenwissen mit Process Mining-Techniken zur Analyse von Regulierungsprozessen. Genauer: Expertenwissen über regulatorische Ziele wird mit Event logs kombiniert, um Prozessmodelle zu erzeugen. Unternehmen nutzen diese Modelle in Workshops und passen damit ihre Compliance-Routinen an. Die visualisierten Prozessmodelle dienen somit der Ableitung konkreter Verbesserungen im Regulierungsprozess.

Ein weiteres Beispiel bietet Eshuis (2023)[29]. Die bereits an anderer Stelle aufgegriffene Arbeit lässt durch die Extraktion wiederverwendbarer Prozessfragmente aus zahlreichen Process-Mining Varianten eine "Bausteinbibliothek" bewährter Abläufe entstehen. Teams greifen bei der Modellierung neuer oder überarbeiteter Prozesse auf diese Bibliothek zurück, verkürzen den Design-Aufwand signifikant und internalisieren bewährte Best Practices quasi nebenbei. Jede neu identifizierte Variante fließt zurück in die Bibliothek und hebt so das Organisationswissen iterativ auf ein höheres Niveau.

Beide Arbeiten verdeutlichen, wie Process Mining als Feedback- und Standardisierungsmotor wirkt: Erkenntnisse aus realen Daten werden sichtbar gemacht, reflektiert und bilden den Ausgangspunkt für die nächste Lernschleife.

Process Mining stärkt die Internalisierung, indem es Erkenntnisse aus realen Abläufen in Lernzyklen überführt und so kontinuierliches organisationales Lernen ermöglicht.

5.1.4.4 Zwischenfazit: Internalisierung von Wissen durch Process Mining

Process Mining betrachtet auch den letzten Schritt der Wissenskonversion, welcher im Rahmen dieser Arbeit betrachtet wird: die Internalisierung. Die analysierte KI-Technologie hilft dabei, explizite Prozessmodelle, deren Kennzahlen und Regelwerke in gelebte Erfahrung umzuwandeln, sowohl auf individueller als auch auf kollektiver Ebene.

Durch Process Mining initiierte Simulationen oder Gamification-Ansätze spiegeln die Auswirkungen des eigenen Handelns wider. Digitale Zwillinge und Simulationen ermöglichen es, Alternativen zu testen. Gelerntes aus der virtuellen Welt wird anschliessend in reale Prozesse übertragen.

Lernzyklen stellen sicher, dass aus Process Mining gewonnene Erkenntnisse nicht versanden, sondern als Entwicklung, Standards oder wiederverwendbare Bausteine dauerhaft in den Prozessen bzw. im Unternehmen bleiben.

5.1.5 Fazit F1

Die Auswertung von 29 Publikationen (2020 bis 2025) zeigt deutlich, dass Process Mining ein tragfähiger Ansatz ist, Wissensflüsse einer Organisation sichtbar und lernwirksam zu machen. Event logs aus einem Process Mining rekonstruieren implizite Routinen. Daraus lassen sich Abweichungen und soziale Netzwerke ableiten. Bislang verborgenes Erfahrungswissen wird dadurch explizit und messbar. Gleichzeitig werden heterogene Datenquellen und standardisierte Prozessfragmente aggregiert und das neu externalisierte Wissen zu wiederverwendbaren Modellen zusammengesetzt. Echtzeit-Feedback, Simulationen und Gamification spielen die kombinierten und externalisierten Erkenntnisse in Handlungen zurück, ermöglichen eine erneute Internalisierung von Best Practices und treiben organisationales Lernen voran. Process Mining hat im Rahmen des SECI-Modells nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] somit Einfluss auf alle im Rahmen der Arbeit betrachteten Phasen in der Wissenskonzersion.

Forschungsfrage 1 (F1): Wie kann Process Mining zur Analyse von Wissensflüssen in Organisationen eingesetzt werden?

Antwort: Process Mining hilft dabei, verborgene Abläufe in Organisationen sichtbar zu machen. In der Phase der Externalisierung wird Erfahrungswissen durch digitale Spuren wie Event logs erkannt und beschrieben. In der Kombination wird dieses Wissen mit anderen Quellen und Kontextdaten verbunden und in klaren Prozessdarstellungen standardisiert. In der Internalisierung kann das Erfahrungswissen mittels Simulationen und neuen Routinen zurück in den Arbeitsalltag fließen. So unterstützt Process Mining alle drei betrachteten Phasen des SECI-Modells und trägt dazu bei, Wissen in Organisationen gezielt nutzbar zu machen.

5.2 Erkenntnisse aus Literatur: Wissensmanagement und RAG (F2)

5.2.1 Überblick

Im Rahmen der Untersuchung der zweiten Forschungsfrage F2 werden 22 wissenschaftliche Publikationen aus den Jahren 2020 bis 2025 als relevant genug klassifiziert und aus insgesamt 36 Artikeln ausgewählt. Ziel ist es, mit einer vertiefenden Literaturanalyse herauszuarbeiten, wie Retrieval-augmented Generation RAG Architekturen zur Externalisierung, Kombination und Internalisierung von Wissen einer Organisation beitragen können.

5.2.2 Externalisierung: Implizites Wissen festhalten

Die Externalisierung im Sinne des SECI-Modells beschreibt den Prozess, implizites Wissen in explizites Wissen festzuhalten. Im Kontext von Retrieval-augmented Generation RAG, bedeutet dies, implizites Erfahrungswissen so zu erfassen, dass es auffindbar und wiederverwendbar wird. RAG-Systeme bieten dabei eine technische Grundlage, um sprachlich oder textliches Wissen automatisiert zu strukturieren und in dialogfähige Wissensrepräsentationen zu überführen.

5.2.2.1 Dokumentenerschliessung

Die Mehrheit der betrachteten Literatur versteht unter Externalisierung und unter Einbezug von RAG-Ansätzen, die Fähigkeit, bestehende Wissensquellen wie Dokumentationen oder E-Mail-Korrespondenz automatisiert in strukturiertere Wissensrepräsentationen zu überführen.

Chandrasekhar et al. (2024)[20] zeigen in ihrer Arbeit, dass RAG-Systeme die klassische, oft stockende Wissensdokumentation in Unternehmen radikal beschleunigen können. Ihre Arbeit präsentiert ein anschauliches Beispiel für eine domänenspezifische RAG-Pipeline, die grosse Mengen an PDF-Fachliteratur aus dem Bereich Maschinenbau/Fertigung automatisiert verarbeitet. Zunächst werden die Inhalte extrahiert und anschliessend in passende Informationsfragmente, sogenannte "Chunks", segmentiert. Nach der Indizierung in einem Frage-Antwort-System berichten die Autoren, dass durch das Chunking die Präzision der Antworten signifikant verbessert werden konnte.

Ähnlich zeigen auch Taiwo, Yussif und Zayed (2025)[71], wie die Externalisierung von Erfahrungswissen mittels RAG erleichtert wird. Der Artikel benennt RAG als Schlüsseltechnologie zur Untersuchung des Wissensmanagements in Wasserverteilungssystemen. Dabei wird die Technologie gezielt zur Analyse technischer Dokumente und Compliance-Vorgaben eingesetzt. Dies fördert gemäss den Autoren den Wissenserhalt. So sei bis zu einem gewissen Grad eine Auto-Dokumentation mittels RAG möglich.

RAG-Architekturen unterstützen die Externalisierung, indem sie unstrukturierte Dokumente wie Berichte oder E-Mails automatisiert erschliessen, in strukturierte Wissenseinheiten überführen und so bislang implizites Wissen sichtbar und nutzbar machen.

5.2.2.2 Digitale Wissensaufnahme

Ein weiterer Aspekt der Literatur beschäftigt sich mit dem Einsatz von RAG-Architekturen zur direkten Erfassung von Erfahrungs- und Regelwissen im Dialog.

Matsumoto, Nishikawa und Morimoto (2024)[49] zeigen, dass Sprachmodelle dazu verwendet werden können, digitale Zwillinge von Personen oder ganzen Organisationen zu erstellen, deren Wissen und Argumentationsstil emuliert wird. Mithilfe von RAG wird das Expertenwissen durch Kontext angereichert und in einem digitalen Zwilling externalisiert sowie für interaktive Anwendungen nutzbar gemacht. Die Autoren erklären, dass RAG-Pipelines dabei als eine Art “Niedrig-Schwellen-CMS” fungieren: Mitarbeitende können ihr Erfahrungswissen diktieren oder im Chat teilen. Das System bettet die Inhalte ein und versieht sie automatisch mit Metadaten. Auf diese Weise sinkt die Hürde, häufig kleinteiliges Wissen, etwa “Lessons Learned” nach Projekten, systematisch zu erfassen. Die notwendige Disziplin zur Dokumentation wird durch eine dialogbasierte Interaktion ersetzt. Die Kombination aus digitalem Zwilling und strukturiertem Frage-Antwort-Verfahren kann dabei helfen, blinde Flecken im Wissen sichtbar zu machen. Dieses Modell sei zudem auf andere Fachgebiete skalierbar, sofern die RAG-Wissensbasis und der QA-Katalog domänenspezifisch aufgebaut werden. Ähnlich argumentieren auch Yang et al. (2025)[81] für den Einsatz von RAG-Architekturen. Ihre Veröffentlichung bietet einen umfassenden Überblick über die Funktionsweise und potenziellen Anwendungsbereiche von RAG. Beschrieben werden konkrete Retrieval-Strategien und Prompting-Methoden, die sich direkt auf die Bereitstellung und Organisation von Unternehmenswissen übertragen lassen. Im Kontext der Externalisierung zeigt die Arbeit, wie verstreutes Erfahrungs- oder Gesprächswissen automatisiert verschriftlicht werden kann. Dabei kommt unter anderem das sogenannte Self-Memory Prompting zum Einsatz: Eigene Systemantworten werden iterativ in neue Prompts eingebaut. Dies ist ein Verfahren, um implizite Erkenntnisse schrittweise in eine wachsende, abrufbare Textsammlung zu überführen. Im Paper werden praktische Beispiele für die Generierung von strukturiertem Wissen (z.B. FAQ, Zusammenfassungen, Entscheidungshilfen etc.) mithilfe von RAG und grossen Sprachmodellen beschrieben.

RAG unterstützt die Externalisierung, indem es Erfahrungs- und Gesprächswissen dialogbasiert erfasst und automatisiert verschriftlicht. So kann implizites Wissen strukturiert sowie ohne formale Dokumentation nutzbar gemacht werden kann.

5.2.2.3 Strukturierung & Taxonomien

Das letzte Cluster innerhalb der Externalisierung befasst sich mit Literatur, die sich nicht primär auf die Erfassung von Wissen konzentriert, sondern besonderen Wert auf die formale Ordnung dieses Wissens legt. In der SECI-Phase Externalisierung geht es darum, implizites Wissen explizit zu machen. Damit dieses Wissen nutzbar und auffindbar wird, muss es strukturiert werden, d.h. klassifiziert, benannt und in Beziehung gesetzt werden.

Liu et al. (2025)[46] präsentieren ein domänenspezifisches Framework für die Fertigung, das die Fähigkeiten grosser Sprachmodelle nutzt, um Wissen aus Texten zu extrahieren. Dieses umfassende RAG-basierte Framework nutzt akademische Texte, um prozessspezifisches Wissen automatisiert zu strukturieren. Das strukturierte Wissen, bestehend aus automatisiert generierten Domänen-Taxonomien und strukturierten Klassifikationen technischen Wissens, bildet die Grundlage für maschinelles Lernen und kann direkt in Wissensmanagementsysteme integriert werden.

Celino et al. (2025)[19] schlagen in ihrer Arbeit vor, Sprachmodelle und Webschnittstellen explizit zu nutzen, um Expertenwissen schrittweise zu externalisieren. Sprachmodelle und strukturierte Eingabeformulare verwenden Ontologien zur semantischen Kodierung. Die Arbeit der erwähnten Autoren zeigt, dass RAG besonders wertvoll ist, wenn explizites Unternehmenswissen bereits in strukturierter Form vorliegt und interaktiv konsumiert werden soll. Für die initiale Externalisierung ist RAG in diesem Zusammenhang eine Ergänzung und kein Hauptmechanismus. Die Arbeit unterstreicht die Notwendigkeit menschlicher Mitwirkung, da nur Menschen explizites Wissen einbringen und Resultate prüfen können. Das Framework bietet einen skalierbaren Rahmen, um prozedurales Wissen kontinuierlich zu erfassen, zu aktualisieren und direkt am Arbeitsplatz nutzbar zu machen.

Al-Qatf et al. (2025)[4] präsentieren mit dem RAG-Data-Space-Modell (RAG-DSM) einen integrierten Ansatz zur Verbindung von Retrieval-augmented Generation mit semantisch strukturierten Datenräumen. Ziel dieser Integration ist es, kontextbezogene, qualitativ hochwertige Wissensquellen aus heterogenen Datenbeständen dynamisch bereitzustellen. Die Autoren legen besonderen Fokus auf die Standardisierung und Katalogisierung von Daten sowie auf die semantische Interoperabilität zwischen verschiedenen Datenanbietern. RAG-DSM ermöglicht es, Datenräume mit intelligenten Retrieval- und Generierungsmechanismen auszustatten, wodurch das Wissensmanagement oder die Entscheidungsunterstützung mittels kontextspezifischer Fragebeantwortung allgemein verbessert werden können.

RAG unterstützt die Externalisierung, indem es implizites Wissen nicht nur erfasst, sondern auch automatisiert strukturiert und in semantische Ordnungsrahmen überführt, wodurch es leichter auffindbar und in Wissenssystemen nutzbar wird.

5.2.2.4 Zwischenfazit: Externalisierung von Wissen durch RAG

Die Literatur zeigt, dass RAG-Architekturen neue Wege für die Externalisierung von Wissen eröffnen. Im Vergleich zu klassischen Formen der Wissensdokumentation bieten RAG-gestützte Ansätze ein niedrigeres Zugangsniveau für Mitarbeitende und gleichzeitig eine höhere Anschlussfähigkeit für nachgelagerte KI-Systeme. In der Dokumentenerschließung steht die automatisierte Umwandlung von digitalen Dateien in durchsuchbare Wissensbausteine im Fokus. Es zeigt sich, dass sowohl einfachere Textquellen als auch komplexere Forschungsartikel oder Gespräche effizient in semantisch nutzbare "Chunks" transformiert werden können. Die digitale Wissensaufnahme mittels RAG erweitert den Blick um dialogbasierte Verfahren, die besonders gut geeignet sind, implizites Erfahrungswissen zu erfassen. Diese Verfahren ermöglichen eine dynamische, niederschwellige Externalisierung, die stärker in den Arbeitsalltag integriert ist als traditionelle Dokumentationsprozesse. Schliesslich betont die Literatur zur Strukturierung & Taxonomien, dass die reine Erfassung nicht ausreicht: Wissen muss auch formal klassifiziert und gepflegt werden. Hier liefern RAG-Systeme in Kombination mit Sprachmodellen und semantischen Datenräumen wertvolle Impulse für eine qualitativ hochwertige Wissensrepräsentation.

5.2.3 Kombination: Integration und Verknüpfung von Wissensquellen

Im SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] beschreibt die Kombination den Prozess der Vernetzung und Neu-Strukturierung expliziten Wissens. Im Kontext von Retrieval-augmented Generation RAG bezieht sich die Kombination auf die Möglichkeit bestehendes Wissen neu zu konfigurieren, etwa durch die Integration von Wissensgraphen, durch arbeitsteilige Multi-Agenten-Systeme oder durch die Kontextualisierung mit domänenspezifischem Wissen.

5.2.3.1 Knowledge Graphs & Governance

Dieses Unterkapitel behandelt Arbeiten, bei denen Wissensgraphen (Technik zur Darstellung von Wissen in einer strukturierten Form) als strukturierte Wissensquellen in RAG-Systeme eingebunden werden.

Die Arbeit von Sequeda, Allemang, und Jacob (2025)[68] untersucht die Rolle von Wissensgraphen in unternehmensinternen Frage-Antwort-Systemen auf Basis von Sprachmodellen. Die Autoren kommen zum Schluss, dass Wissensgraphen in Kombination mit RAG-Ansätzen unverzichtbar sind, weil sie Erklärbarkeit und Governance sicherstellen. Durch die Kopplung von Wissensgraphen mit Sprachmodellen mittels RAG soll eine kontextabhängige Kombination strukturierter Unternehmensdaten mit natürlicher Sprache ermöglicht werden.

Presutti, Motta und Sabou (2025)[63] zeigen, dass Wissensgraphen nicht obsolet, sondern gerade in Kombination mit RAG-Architekturen zu einem unverzichtbaren Fundament für Transparenz werden. Ihre Empfehlung: Skalierbare Architekturen für Echtzeit-RAG mit multimodalen Wissensgraphen. So kann RAG in Verbindung mit Wissensgraphen ein ganzes Wissen-Ökosystem für Unternehmen

ermöglichen, wobei die Erklärbarkeit stets gewahrt bleibt. Die Kombination von Wissensgraphen und RAG ermöglicht die semantische Rückverfolgbarkeit von Empfehlungen. RAG wird hier nicht als Blackbox-System verstanden, sondern als Bestandteil eines nachvollziehbaren, dokumentierten Wissensflusses. Das Paper fasst 17 Beiträge zusammen, in denen Forschende beschreiben, wie sie Wissensgraphen in modernen KI-Anwendungen einsetzen und welche Herausforderungen dabei auftreten.

RAG unterstützt die Kombination, indem es strukturierte Wissensquellen wie Wissensgraphen mit Sprachmodellen verknüpft und so eine nachvollziehbare, kontextbezogene Verbindung zwischen Daten und Sprache schafft.

5.2.3.2 Multi-Agent Workflows

In einer Teilmenge der betrachteten Literatur wurden RAG-Systeme untersucht, in denen im Rahmen der Kombination mehrere spezialisierte Agenten gemeinsam arbeiten.

Toprani und Madiseti (2025)[73] haben ein mehrstufiges Agentensystem entwickelt. Dieses System nutzt verschiedene RAG-Agenten für unterschiedliche Aufgaben innerhalb eines Prozesses. Ein Agent lädt passende Best-Practice-Code-Vorlagen aus einer Vektordatenbank. Ein weiterer Agent erfasst den Kontext, erkennt Fehlkonfigurationen und schlägt Korrekturen vor. Schliesslich generiert ein Report-Agent ein Entwicklungsreporting. Somit transformieren mehrere Agenten die Informationen Schritt für Schritt in ein Handlungsprotokoll.

Auch die Arbeiten von Arslan, Munawar, und Cruz (2024)[9][10] fokussieren sich auf die Implementierung von Retrieval-augmented Generation in einem Multi-Agenten-System, um Ereignisse aus vielfältigen Datenquellen (z.B. Nachrichten, Firmenberichte, PDFs) anzureichern und zu kategorisieren. Die Methode wird als nachhaltige Lösung präsentiert, die hohe Relevanz für Unternehmen hat, insbesondere durch geringeren Energieverbrauch als im Vergleich zu einem Training eines eigenen Sprachmodells.

RAG fördert die Kombination, indem spezialisierte Agenten unterschiedliche Informationsquellen schrittweise verarbeiten. Dadurch können komplexe Aufgaben arbeitsteilig gelöst und integriertes Wissen erzeugt werden.

5.2.3.3 Domänenanpassung & Personalisierung

Dieser Teilbereich der Literatur fokussiert sich auf RAG-Systeme, die durch kontextspezifisches Wissen verbessert werden und dadurch eine Personalisierung ermöglichen.

In ihrer Arbeit von 2024 greifen Matsumoto, Nishikawa und Morimoto[49] dieses Konzept auf. Sie nutzen RAG gezielt, um kontextuelles Wissen aus einer Wissensdatenbank in die Antwortgenerierung zu integrieren. Bei jeder Generierung basiert die Aussage auf den zurückgeholten "Chunks". So werden

Trends und Lücken im gespeicherten Wissen identifiziert. Diskrepanzen, die durch Schlüsselfragen aufgedeckt werden, zeigen Inkonsistenzen zwischen Agent-Antworten und Expertenmeinungen auf. Dies ermöglicht es, die “Chunks” zu korrigieren oder zu erweitern. RAG ermöglicht somit nicht nur die Suche, sondern auch ein dynamisches Kombinieren, d.h. ein kontinuierliches Überarbeiten des unternehmensweiten Wissensgraphen.

Jiang et al. (2025)[40] zeigen, dass LLMs im frühen Produktdesign nur dann sinnvoll einsetzbar sind, wenn sie durch domänenspezifisches Wissen (via RAG) angepasst und auf individuelle Denkstile personalisiert werden. Die Kombination aus RAG-basierter Wissensbindung und reasoning-gestützter Personalisierung verbessert sowohl die Realisierbarkeit als auch die Qualität generierter Designideen. RAG dient dabei als Schlüsseltechnologie, um externe Quellen (etwa Patente) dynamisch mit Designeranfragen zu verknüpfen und so kontextrelevantes Wissen in Echtzeit bereitzustellen, im Gegensatz zu starren Dokumentensystemen.

RAG stärkt die Kombination, indem es kontextbezogenes und domänenspezifisches Wissen dynamisch einbindet. Die Verknüpfung wird laufend aktualisiert. Es entsteht ein lernfähiges, personalisiertes Wissenssystem, das sich kontinuierlich anpasst.

5.2.3.4 Zwischenfazit: Kombination von Wissen durch RAG

Die betrachteten Arbeiten verdeutlichen, dass der SECI-Prozess der Kombination im Kontext von RAG-Technologien vielfältig ausgestaltet ist. Im Fokus liegt die Vernetzung und kontextuelle Anpassung bereits vorhandenen Wissens. Es ist ersichtlich, dass RAG-Systeme durch die Integration strukturierter Datenquellen wie Wissensgraphen präziser und dadurch vertrauenswürdiger werden. Es entstehen modulare Architekturen, in denen spezialisierte RAG-Agenten für Teilaufgaben verantwortlich sind. Schliesslich wird deutlich, wie sich RAG-Architekturen kontextsensitiv anpassen lassen: sei es durch branchenspezifische Wissensintegration oder durch die Berücksichtigung individueller Nutzerprofile.

5.2.4 Internalisierung: Adaptive Bereitstellung & Lernen

Die Internalisierung im SECI-Modell nach Nonaka und Takeuchi (1995)[55] beschreibt den Prozess, wie explizites Wissen in implizites Erfahrungswissen überführt wird. Im Kontext von Retrieval-augmented Generation RAG bezieht sich Internalisierung auf die Fähigkeit von Systemen, generiertes Wissen so bereitzustellen, dass es intuitiv aufgenommen, verstanden, bearbeitet und genutzt werden kann. RAG-Architekturen können diesen Übergang durch kontextualisierte Antworten, interaktive Dialogmechanismen oder transparente Quellennachweise ermöglichen.

5.2.4.1 Informationsexploration

Ein zentraler Hebel für die Internalisierung liegt in der Möglichkeit Informationen aktiv zu explorieren, ohne auf Experten oder IT-Fachkräfte angewiesen zu sein.

Alparslan (2025)[3] beschreibt ein RAG-basiertes Self-Service-Analytics-System, das Mitarbeitenden erlaubt per natürlicher Sprache komplexe Datenbankabfragen (“Text-to-SQL”) auszuführen. Die Sprachmodell-Komponente übersetzt Benutzeranfragen in eine SQL-Logik, während RAG dafür sorgt, dass relevante Kontextdaten integriert und verständlich aufbereitet werden. Die Stärke des Systems liegt in seiner sofortigen Nutzbarkeit im Arbeitsprozess, insbesondere bei Ad-hoc-Fragen oder Reporting-Aufgaben.

Arslan, Munawar und Cruz (2024)[10] sprechen in Ihrer Arbeit von Dashboards und interaktiven Oberflächen für Nutzende von RAG-Systemen. In der Geschäftswelt unterliegen Datensätze häufigen und schnellen Veränderungen. Durch die Kombination von Multi-Agent-RAG und grossen Sprachmodellen entsteht eine flexible Lösung, die den einfachen Austausch veralteter Datenbestände erlaubt. Nutzende können über Dashboards und interaktive Oberflächen kontextualisierte Ereignisse erkunden, wie beispielsweise Photovoltaik-Installationen in verschiedenen Regionen. Diese Funktionalität fördert die Aufnahme neuen Wissens und die Entscheidungsfindung. Sprachmodell-gestützte Dashboards oder Sprachnachricht-Benutzeroberflächen liefern narrative Erklärungen, Heatmaps oder ähnliche Visualisierungen, die leichter zu verstehen sind.

RAG fördert die Internalisierung, indem es Mitarbeitenden ermöglicht, komplexe Informationen selbstständig zu explorieren. Die visuell aufbereiteten Informationen können im Arbeitskontext direkt angewendet werden, wodurch neues Wissen schneller aufgenommen und verankert wird.

5.2.4.2 Lernassistenten & Reflexion

Ein weiterer Aspekt der analysierten Literatur befasst sich mit RAG-Anwendungen, die nicht nur Informationen liefern, sondern den Lernenden durch gezielte Rückfragen oder Feedbackschleifen mittels Dialogs zur Reflexion und vertieften Auseinandersetzung mit dem Inhalt anregen.

Sehr deutlich wird dies in der Arbeit von Matsumoto, Nishikawa und Morimoto (2024)[49] Nutzende der implementierten RAG-Architektur internalisieren reflektiertes Wissen, indem sie Unterschiede zwischen dem eigenen Wissen und den Antworten des Agenten erkennen. Diese Selbsterkenntnis kann zu neuen Denk- und Handlungsweisen führen. Fachpersonen reflektieren über divergente Antworten des Agenten: teils verändern sich dabei eigene Werte.

Arslan et al. (2024)[8] stellen im Rahmen eines systematischen Überblicks fest, dass für das Wissensmanagement via RAG zu einem Paradigmenwechsel kommt: Weg vom statischen Dokument-Speicher hin zu einem lebenden Wissenssystem, welches Generierung und Retrieval nahtlos verschmelzt. So

verdeutlichen die Autoren, dass RAG-basierte Systeme bei personalisiertem Lernen helfen. Genauer gesagt in Entscheidungsfindung und Textverständnis. Learning-by-Doing: Mitarbeitende greifen auf einen dialogischen Wissenspool zu, erproben Lösungen sofort und verankern neues Wissen im Arbeitsprozess.

RAG unterstützt die Internalisierung, indem es durch dialogbasierte Rückfragen, personalisierte Lernprozesse mittels Reflexionsanreize hilft, neues Wissen aktiv zu durchdenken und dauerhaft im Arbeitsverhalten zu verankern.

5.2.4.3 Vertrauen, Validierung & Compliance

Das letzte Teilgebiet der betrachteten Literatur im Rahmen der Internalisierung von Wissen befasst sich mit der Tatsache, dass Nutzende Informationen nur dann verinnerlichen und anwenden, wenn sie diesen vertrauen. So soll Vertrauen durch Transparenz und Prüfbarkeit entstehen können.

Celino et al. (2025)[19] bestätigen, dass Akzeptanz von wahrgenommener Qualität mittels Transparenz und Partizipation innerhalb der RAG-Architektur abhängig ist.

Auch Taiwo, Yussif, und Zayed (2025)[71] machen deutlich, dass die Internalisierung durch kontextualisierte sowie interaktive Lernpfade ermöglicht wird. Solche Lernpfade setzen eine Erklärbarkeit durch Datenqualität voraus. Zudem sollen sich Fachkräfte im Prozess der Implementierung einer RAG-Architektur von Anfang an beteiligen.

RAG unterstützt die Internalisierung, indem es durch Transparenz mittels nachvollziehbaren Informationspfade und die Einbindung von Fachkräften Vertrauen schafft. Dies ist eine Voraussetzung dafür, dass neues Wissen angenommen und angewendet wird.

5.2.4.4 Zwischenfazit: Internalisierung von Wissen durch RAG

Die analysierten Beiträge verdeutlichen, dass Retrieval-augmented Generation RAG aktiv zur Verinnerlichung von Wissen beiträgt, durch intuitive Interfaces, durch dialogbasierte Reflexion und durch vertrauensbildende Transparenz. Dabei ermöglichen RAG-basierte Dashboards und Self-Service-Analytics eine niederschwellige Exploration von Wissen. RAG-Systeme sind jedoch nicht nur passive Wissenslieferanten, sondern können aktives Nachdenken fördern. Durch Rückfragen oder adaptive Szenarien regen sie Selbstreflexion und situatives Lernen an. Schliesslich verdeutlicht die analysierte Literatur, dass Transparenz durch Quellenangaben und somit eine strukturierte Rückverfolgbarkeit sowie eine Beteiligung von Fachkräften im Prozess der Implementierung einer RAG-Architektur kritische Erfolgsfaktoren sind, um RAG in Unternehmen zu integrieren.

5.2.5 Fazit F2

Die Auswertung von 22 Publikationen (2020 bis 2025) zeigt, dass die Technologie der Retrieval-augmented Generation RAG einen bedeutenden Beitrag zur Beeinflussung von Wissensmanagementprozessen im Sinne des SECI-Modells leistet. In der Phase der Externalisierung bietet RAG neue Wege, implizites Wissen zugänglich zu machen. Dies kann durch automatisierte Dokumentenerschließung erfolgen. Eine weitere Stärke von RAG in Bezug zur Externalisierung ist eine dialogbasierte Erfassung von Erfahrungswissen und die semantische Strukturierung komplexer Datenräume.

Gleichzeitig können durch die Integration strukturierter Datenquellen wie Wissensgraphen, durch modulare Agenten-Architekturen und durch kontextabhängige Personalisierung dynamische Wissensnetzwerke entstehen. Dabei wird RAG zur Infrastruktur eines lernenden Systems, das bestehendes Wissen nicht nur abrufen, sondern intelligent neu zusammensetzt.

In der Internalisierung schliesslich entfaltet RAG sein ganzes Potenzial zur lernwirksamen Anwendung: Self-Service-Interfaces und interaktive Lernpfade unterstützen einerseits das Verständnis, andererseits auch die Überführung generierter Inhalte in handlungsrelevantes Erfahrungswissen.

Die Artikel benennen RAG ausdrücklich als eine Schlüsseltechnologie zur Unterstützung des Wissensmanagements.

Forschungsfrage 2 (F2): Inwiefern kann Retrieval-augmented Generation RAG die Bereitstellung von Organisationswissen unterstützen?

Antwort: RAG unterstützt die wissensbasierten Prozesse von Organisationen, indem es verteiltes Wissen aus Dokumenten sowie aus Datenbanken auffindbar macht. RAG kontextualisiert und verknüpft das Wissen, gleichzeitig ermöglicht die Architektur die Gestaltung eines individuellen Zugangs. Die Technologie ist Brücke zwischen informellem Erfahrungswissen und formaler Wissensdokumentation. Durch die Kombination strukturierter und unstrukturierter Quellen in dialogfähige Antwortformate entsteht ein dynamisches Wissenssystem, welches individuellen Bedarf berücksichtigt und sich an domänenspezifische Kontexte anpasst.

6 Synthese & erweitertes SECI-Modell

Im Zentrum dieses Kapitels steht eine erweiterte Betrachtung des SECI-Modells von Nonaka und Takeuchi (1995)[55]. Ziel ist es, die gewonnenen Erkenntnisse aus Kapitel 5 in das Modell zu integrieren, d.h. die Einflüsse der KI-Technologien Process Mining und Retrieval-Augmented Generation RAG auf die im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Wissensumwandlungsprozesse Externalisierung, Kombination und Internalisierung darzustellen.

Die systematische Literaturrecherche sowie die Beantwortung der Forschungsfragen F1 und F2 in Kapitel 5 haben gezeigt, dass sowohl Process Mining als auch RAG das Potenzial besitzen, die SECI-Modi auf vielfältige Weise zu unterstützen. Während Process Mining insbesondere implizite Prozess- und Beziehungsstrukturen sichtbar machen kann, ermöglicht RAG die dynamische Einbindung kontextrelevanter, oft verteilter Wissensquellen in Sprachmodell-basierte Antworten. Beide Technologien tragen dazu bei, Wissen im Arbeitskontext neu zu erschliessen und in Handlungen oder dialogischen Lernprozessen zu verankern.

Mit Blick auf die Forschungsfrage F3 wird im Folgenden das klassische SECI-Modell um eine technologische Erweiterungsebene ergänzt. Diese zusätzliche Schicht soll aufzeigen, wie die in Kapitel 5 identifizierten Wirkmechanismen von Process Mining und RAG den Wissenstransfer innerhalb der drei bzw. vier SECI-Modi als komplementäre Technologien unterstützen können. Damit wird eine konzeptionelle Grundlage für konkrete Handlungsempfehlungen geschaffen. Das klassische SECI-Modell bleibt konzeptionell unverändert.

Abbildung 4: Erweitertes SECI-Modell mit Technologieschicht (PM, RAG), eigene Darstellung

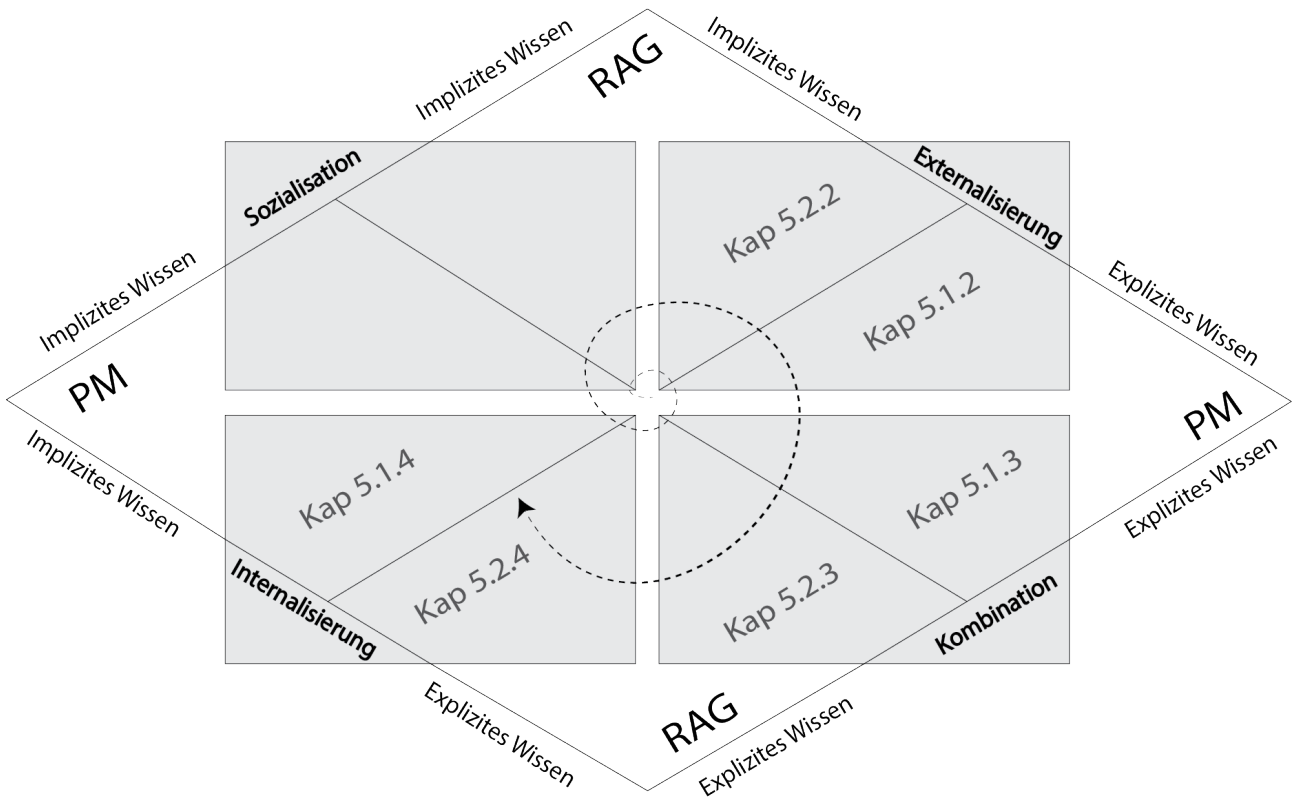


Abbildung 4 zeigt die grafische Darstellung des erweiterten SECI-Modells im Kontext dieser Arbeit. Jeder SECI-Modus ist in einem eigenen Quadranten verortet. Innerhalb dieser Quadranten sind konkrete Erkenntnisse zu den einzelnen Technologien aus Kapitel 5 (Tabelle 1) aufgeführt. Das erweiterte Modell veranschaulicht durch die Spiralbewegung weiterhin den kontinuierlichen Übergang zwischen den Modi. Es wird festgehalten, dass beide Technologien zur gesamten Wissensspirale beitragen, wobei die Sozialisation im Rahmen dieser Arbeit nicht untersucht wurde. Kein Modus soll exklusiv durch nur eine Technologie dominiert werden. Das Modell ist als Schichtmodell zu interpretieren, was bedeutet, dass die Technologieschicht grundsätzlich austauschbar ist, sofern andere Technologien näher analysiert werden sollen.

SECI-Modus	Process Mining (F1)	RAG (F2)
Externalisierung	Sichtbarmachung impliziter Abläufe durch Event Logs, Identifikation von Workarounds, Entscheidungspfaden und informellen Netzwerken.	Erfassung impliziten Wissens durch Dokumentenanalyse, digitale Wissensaufnahme und strukturierende Klassifikationen.
Kombination	Verknüpfung verteilter Datenquellen, Standardisierung durch Prozessfragmente, Nutzung semantischer Netzwerke, Vereinheitlichung von Prozesswissen.	Aufbau kontextualisierter Antwortsysteme mittels Wissensgraphen, Multi-Agent-Systemen und domänenspezifischer Personalisierung.
Internalisierung	Unterstützung der Wissensaufnahme durch visualisierte Prozessmodelle und Feedbackanalysen.	Dynamische Bereitstellung von Wissen über Self-Service-Interfaces, Lernpfade, interaktive Chatbots und reflexive Antwortsysteme.

Tabelle 1: Zuordnung der SECI-Modi zu den Technologien Process Mining und RAG

Zusammenfassend bietet das SECI-Modell einen theoretischen Rahmen, um Beiträge technologischer Anwendungen zum Wissensmanagement einer Organisation entlang der vier Wissensumwandlungsprozesse systematisch einzuordnen.

Im folgenden Kapitel wird im Rahmen einer Fallstudie ein konkreter HR-Prozess betrachtet: die fachliche Integration neuer Mitarbeitenden. Im Sinne der Forschungsfrage 3 (F3) wird anhand dieses Fallbeispiels aufgezeigt, wie Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG eingesetzt werden können, um den Zugang zu organisationsinternem Wissen während der Einarbeitung von Mitarbeitenden gezielt zu unterstützen.

7 Fallstudie

7.1 Kontextualisierung Fallbeispiel & Forschungsfrage 3 (F3)

Wie in Kapitel 2 bereits angekündigt, ist ein weiteres Ziel dieser Arbeit, basierend auf der systematischen Analyse von F1 und F2, die beiden Technologien Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG sowie deren Einflüsse auf das Wissensmanagement anhand eines konkreten Fallbeispiels zu untersuchen. Während F1 und F2 die Technologien je isoliert untersuchen, analysiert F3 die Potenziale ihrer gemeinsamen Anwendung.

Im Rahmen von Kapitel 7 bezieht sich die Fallstudie auf die Einarbeitung von neuen Mitarbeitenden. Dies ist ein HR-Prozess, der häufig mit Begriffen wie “Onboarding“ oder “organisationaler Sozialisation“ in Verbindung gebracht wird.

Gemäss Moser et al. (2018)[52] unterscheidet sich die Einarbeitung von Mitarbeitenden vom Onboarding insofern, als der Prozess erst nach Stellenantritt beginnt. Es wird dabei Fokus auf die Massnahmen der Organisation gelegt, die nach dem Eintritt in die Organisation einsetzen und insbesondere die Vermittlung von Wissen und Fertigkeiten zum Ziel haben. Die organisationale Sozialisation ist hingegen als ein noch langfristigerer Prozess zu verstehen, der berufsverlaufbezogen die anhaltende Beeinflussung und Entwicklung des Individuums durch die Umwelt betrachtet.

Sowohl die Einarbeitung als auch die organisationale Sozialisation beinhalten die fachliche Integration. Gemäss Brenner (2020)[17] vollzieht sich diese auf drei Ebenen: fachlich, sozial und wertorientiert. Im Rahmen dieser Fallstudie wird der Fokus auf die fachliche Ebene gelegt, also auf den Kenntnisgewinn über die Organisation und individuelle Arbeitsinhalte, insbesondere durch die Aneignung von Faktenwissen und die Umsetzung von Fähigkeiten im konkreten Arbeitskontext. Es geht um die Frage, wie Organisationen und Unternehmen den Transfer von Erfahrungswissen effizient und umfassend unterstützen können.

7.1.1 Relevanz von F3

Grames (2020)[33] betont, dass die Einarbeitung von neuen Mitarbeitenden eine kritische Phase im organisationalen Wissensmanagement darstellt. In dieser Phase ist der Wissenstransfer stark vom impliziten Erfahrungswissen bestehender Mitarbeitenden abhängig und erfolgt häufig fragmentiert sowie informell. Dies kann nicht nur zu einer verlängerten Einarbeitungszeit führen, sondern auch dazu, dass vorhandenes Wissen ungenutzt bleibt oder mehrfach neu erarbeitet werden muss. Grames verweist in diesem Zusammenhang auf Lehner (2012)[44] und warnt, dass das Ausbleiben eines Rückgriffs auf bewährtes Wissen langfristig zu Wissensverlusten führen kann, die die gesamte Organisation betreffen. Grames (2020)[33] zeigt in seiner Arbeit weiter auf, dass das Wissensmanagement, wenn auch die Relevanz allgemein anerkannt, doch oftmals als unbeliebte Nebenaufgabe in Organisationen deklariert

wird, für welche wenig Ressourcen aufgewendet werden kann. Im Verlauf der Arbeit von Grames (2020) werden die Gründe erarbeitet, weshalb dies so sein könnte. Ein wesentlicher Aspekt sei die nicht hinreichend intuitive Anwendbarkeit von Wissensmanagementmethoden. Methoden eines institutionalisiert betriebenen Wissensmanagement seien nicht zeiteffizient in den Arbeitsalltag integriert, so dass der langfristige Nutzen für Organisationen nicht präsent genug wahrgenommen werden können, so der Autor.

Die Prämisse, welche Forschungsfrage F3 einnimmt, ist, dass sich durch den Einsatz von RAG und Process Mining eine oder mehrere Handlungsempfehlungen ableiten lässt, um das Wissensmanagement effizienter in den Arbeitsalltag zu integrieren und somit die Einarbeitung von Mitarbeitenden unterstützen.

Es wird angenommen, dass Process Mining dazu beitragen kann, tatsächliche Wissensflüsse und informelle Abläufe in der Einarbeitung zu analysieren, sichtbar zu machen und Optimierungspotenziale aufzudecken.

Gleichzeitig ermöglichen es RAG-Systeme, relevantes Wissen zum richtigen Zeitpunkt kontextbasiert bereitzustellen – etwa durch semantische Suche oder intelligente Chatbots, die neue Mitarbeitende durch Aufgaben begleiten.

Die Fallstudie betrachtet somit die fachliche Integration als einen Prozess, der durch verschiedene Wissenskonversionen im Sinne des SECI-Modells und durch Technologien geprägt werden kann.

7.1.2 Ergänzende Literaturrecherchen

Kapitel 5 hat die aktuelle Forschungsliteratur im Schnittbereich von Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG je mit dem Bereich des Wissensmanagements ausgewertet. Im Folgenden wird eine ergänzende Literaturrecherche durchgeführt, welche prüft, ob wissenschaftliche Publikationen existieren, die den kombinierten Einsatz von PM und RAG im Wissensmanagement untersuchen.

Eine gezielte Recherche auf GoogleScholar nach Open Access Publikationen und nach Metadaten (“knowledge management”) AND (“process mining”) AND (“retrieval-augmented generation” OR “RAG”) liefert zum Zeitpunkt der Erarbeitung dieser Arbeit keine relevanten Treffer, die alle drei Gebiete gleichzeitig behandeln. Zwar liegen Beiträge zur Anwendung von Process Mining im Wissensmanagement (vgl. Kapitel 5.1) und zur Integration von RAG in organisationsinterne Wissensbereitstellung (vgl. Kapitel 5.2) vor. Jedoch liegen keine Studien vor, die beide Ansätze gleichzeitig adressieren, insbesondere nicht im Kontext des Human Resource Managements.

Weiter adressieren zwei gezielte Recherchen auf GoogleScholar die Schnittmenge zwischen HR-Prozessen der Einarbeitung und den analysierten KI-Technologien. Die Recherchen zielen darauf ab herauszufinden, ob und in welcher Form wissenschaftliche Publikationen existieren, die den Einsatz dieser Technologien

konkret im Kontext der Einarbeitung von neuen Mitarbeitenden thematisieren. Die erste Recherche kombiniert Begriffe wie “employee onboarding”, “employee training” oder “organizational socialization” mit “process mining”. Die zweite kombinierte dieselben HR-relevanten Begriffe in Kombination mit “retrieval-augmented generation”.

So behandeln Oliveira et al. (2025)[58] in Ihrer Arbeit ausführlich das Konzept von Process Mining im Kontext von Business Process Management. Hinsichtlich der beruflichen Integration, speziell in Form von “employee onboarding”, “employee training”, “employee integration” oder “organizational socialization”, finden sich hingegen keine direkten oder expliziten Ausführungen in der erwähnten Arbeit.

Naranjo et al. (2020)[54] ist nach der durchgeführten Recherche ein einzelnes relevantes Paper, welches sowohl Process Management als auch das Konzept der Einarbeitung adressieren. So fokussieren sich die Autoren einerseits auf die berufliche Integration von neuen Mitarbeitenden: Ziel ist es, den Erfolg von Personalentwicklungsmassnahmen zu erhöhen und Optimierungspotentiale im Onboarding-Prozess zu identifizieren. Gleichzeitig wird im Rahmen von Integrationsprozessen ein konkretes Schulungssystem unter Verwendung von Process Mining und Virtual Reality beschrieben.

Für RAG oder vergleichbare Retrieval-basierte Systeme im HR-Kontext konnte keine Open Access Literatur mit direktem Bezug zur Einarbeitung von Mitarbeitenden identifiziert werden. Zwar finden sich Anwendungen in der kontextualisierten Wissensbereitstellung für technische oder medizinische Fachbereiche, doch der Einsatz von RAG-Architekturen zur Unterstützung der beruflichen Einarbeitung scheint ein bislang (noch) nicht vollständig erschlossener Forschungsraum.

7.2 Erkenntnistransfer: Handlungsempfehlungen aus F1 & F2

Ziel dieses Abschnitts ist es, basierend auf den Erkenntnissen aus Kapitel 5 (F1 & F2), konkrete Handlungsempfehlungen für den Einsatz von Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG im Rahmen der fachlichen Integration von neuen Mitarbeitenden zu formulieren. Die Empfehlungen sind entlang des erweiterten SECI-Modells (vgl. Kapitel 6) strukturiert. Im nächsten Abschnitt (Kap. 7.3) werden sie durch Fachpersonen aus der HR-Praxis hinsichtlich Relevanz, Akzeptanz, Umsetzbarkeit und Herausforderungen reflektiert.

7.2.1 Handlungsempfehlung 1 (H1): Wissensflüsse sichtbar machen

Empfehlung: Den HR-Abteilungen wird nahegelegt, die Ereignisprotokolle relevanter IT-Systeme zu analysieren, um daraus Informations- und Lernpfade abzuleiten. Die in Kapitel 5.1.2 analysierten Studien zeigen, dass durch eine proaktive Analyse digitaler Spuren implizite fachliche Abhängigkeiten zwischen Mitarbeitenden und Prozessen sichtbar gemacht werden können. Inoffizielle Prozesspfade und Schlüsselpersonen spielen dabei eine zentrale Rolle im informellen Wissenstransfer, welcher bislang oft unstrukturiert abläuft.

Beispielhafte Umsetzung: Ein erstes Beispiel, das sich aus der Empfehlung ableiten lässt, ist die Identifikation von Schlüsselpersonen, an die sich neue Mitarbeitende besonders häufig wenden. Darüber hinaus bestünde die Möglichkeit Abläufe sichtbar zu machen, die in der Praxis vom offiziellen Einarbeitungsplan abweichen. Ebenso lassen sich Themen identifizieren, die im Rahmen der fachlichen Integration häufig ausgelassen oder mehrfach bearbeitet werden.

Einbettung SECI-Modell und Technologiebezug: Der Bezug liegt hier eindeutig beim Process Mining. Mit dieser Technologie lassen sich implizite Muster datenbasiert externalisieren. Die gewonnenen Daten können dokumentiert und für die zukünftige fachliche Integration genutzt werden. Somit lässt sich H1 im Wissensprozess der Externalisierung verorten.

7.2.2 Handlungsempfehlung 2 (H2): Modularisierung & Orientierung

Empfehlung: Kapitel 5.1.3 zeigt auf, dass standardisierte Prozessfragmente und semantische Strukturen dazu beitragen können, komplexe Prozesse zu vereinfachen. Wissen soll dabei modularisiert werden. Besonders in der fachlichen Integration könnte ein leicht zugängliches und standardisiertes Wissensfundament die Effizienz steigern. Die Annahme ist, dass neue Mitarbeitende durch eine zielgerichtete Bereitstellung thematischer Inhalte schneller erkennen können, welche Informationen für ihre aktuellen Aufgaben relevant und wo diese systematisch auffindbar sind.

Die Empfehlung lautet daher, wiederkehrende Aufgaben als strukturierte Wissensbausteine zu dokumentieren und zu modularisieren.

Beispielhafte Umsetzung: Das Erstellen von FAQ-Wissensgraphen zu häufig gestellten Fragen je Themengebiet. Ein weiteres Beispiel ist das Clustering typischer Problemstellungen je Themengebiet, abgeleitet aus Ereignisprotokolldaten.

Einbettung SECI-Modell und Technologiebezug: Hier liegt erneut ein technischer Bezug zu Process Mining vor. Zusätzlich wird ein in dieser Arbeit ein bisher nicht vertieft behandeltes Konzept aufgegriffen: die strukturierte, semantische Wissensdarstellung mithilfe von Wissensgraphen. Kapitel 5.1.3 zeigt, dass Process Mining durch Clustering und Prozessstandardisierung dazu beitragen kann, verteilte Wissensquellen zu strukturieren und zu harmonisieren. Deshalb wird H2 im Wissensprozess der Kombination gemäss dem SECI-Modell verortet.

7.2.3 Handlungsempfehlung 3 (H3): Kontextueller Informationszugang

Empfehlung: Kapitel 5.2.3 und 5.2.4 zeigen, wie RAG durch semantische Vektorsuchen und domänenspezifisches Indexwissen gezielt Informationen bereitstellt. Dies kann aktives Lernen im Arbeitsalltag unterstützen. H3 umfasst daher die Bereitstellung dokumentierten Wissens über ein RAG-System für neue Mitarbeitende.

Beispielhafte Umsetzung: Ein konkretes Beispiel dafür, wie dokumentiertes Wissen in Form von Richtlinien und Anleitungen über eine RAG-Architektur möglichst effizient bereitgestellt werden kann, ist ein Onboarding-Chatbot. Eine solche Anwendung könnte neuen Mitarbeitenden ermöglichen, die relevanten Informationen aus den passenden Dokumenten zu finden – ohne dass dafür technisches Know-how oder lange Recherchen notwendig wären. Dies kann als entscheidender Vorteil für die eigenständige Einarbeitung im Arbeitskontext interpretiert werden.

Einbettung SECI-Modell und Technologiebezug: H3 befindet sich einerseits im Prozess der Kombination, da Inhalte aus verschiedenen Quellen im Rahmen der RAG-Architektur verknüpft werden. Gleichzeitig jedoch lässt sich H3 im SECI-Modell bei der Internalisierung zuordnen, da die individuelle Anwendung von Wissen durch sofortige Zugänglichkeit erleichtert werden soll.

7.2.4 Handlungsempfehlung 4 (H4): Feedbackgesteuertes Lernen

Empfehlung: Feedbackmechanismen und Nutzungsdaten sollen gezielt ausgewertet werden, um Lernprozesse zu reflektieren und anzupassen. Durch gezielte Rückkopplungsschleifen wird sichtbar, welche Inhalte zu welchen Zeitpunkten verständlich oder unklar waren, welche Ressourcen fehlen oder welche Abläufe geklärt werden müssten. Im Onboarding können so implizite Lücken im Lernprozess frühzeitig erkannt werden. Die Literatur in den Kapitel 5.1.4 sowie 5.2.4 hebt hervor, dass Rückkopplungsschleifen sowie Selbstreflexion zentrale Elemente von lernfähigen Wissenssysteme sind.

Beispielhafte Umsetzung: Ein Adaptives Onboarding-System, welches über ein Chat-System die fachliche Integration beobachtet und gezielt Feedback einfordert.

Einbettung SECI-Modell und Technologiebezug: In H4 fließen beide Technologien komplementär ein. Process Mining und RAG ergänzen sich in ihrer Wirkungsweise mit dem Ziel der laufenden Verbesserung von Wissensintegration im Onboarding bzw. in der fachlichen Integration. Process Mining analysiert reale Nutzungsmuster, beispielsweise welche Module wie intensiv genutzt werden oder an welchen Stellen Onboarding-Prozesse abbrechen. Ergänzend dazu liefern RAG-Systeme direktes Nutzerfeedback, etwa durch Bewertungen oder Rückfragen. Im Rahmen des SECI-Modelles betrachtet H4 den Prozess der Internalisierung.

Handlungsempfehlung	Technologien	SECI-Zuordnung	Beitrag zur fachlichen Integration	Beispiel
H1	PM	Externalisierung	Wissensflüsse sichtbar machen	Identifikation von Schlüsselpersonen und Prozessen
H2	PM (+KG)	Kombination	Modularisierung & Orientierung	Standardisierte Wissensbausteine und Wissensgraphen
H3	RAG	Kombination / Internalisierung	Kontextueller Informationszugang	Onboarding-Chatbot
H4	RAG + PM	Internalisierung	Feedbackgesteuertes Lernen	Adaptives System mit Feedbackschleifen

Tabelle 2: Handlungsempfehlungen mit zugehörigen Technologien und SECI-Zuordnung

7.3 Standortbestimmung & Einschätzung aus Praxis

Im vorangegangenen Kapitel 7.2 wurden konkrete Handlungsempfehlungen auf Grundlage der theoretischen Erkenntnisse abgeleitet. Um diese Empfehlungen hinsichtlich ihrer Relevanz, Akzeptanz, praktischen Umsetzbarkeit und den potenziellen Herausforderungen realer Bedürfnisse zu prüfen, wurden sie gezielt Fachexpertinnen und Fachexperten zur Einschätzung vorgelegt. Dies erfolgte sowohl im Rahmen einer standardisierten Umfrage als auch, wo möglich, durch individuelles Aufgreifen der Rückmeldungen mittels Rückfragen – wie in Kapitel 4.2 beschrieben. Während dort das methodische Vorgehen zur Datenerhebung erklärt ist, konzentriert sich das folgende Kapitel nun auf die Auswertung und Interpretation der daraus gewonnenen Erkenntnisse. Ziel ist es, die theoretisch erarbeiteten Konzepte mit den Einschätzungen aus der Praxis abzugleichen.

Die vollständige Aufschlüsselung der Rückmeldungen sind im Anhang C im Detail aufgeführt.

7.3.1 Grundsätzliche Haltung, Potential und Nutzen aus Sicht der Praxis

Zunächst wurde das allgemeine Stimmungsbild zur Akzeptanz von KI-Technologien im HR-Kontext erfasst, um potenzielle Cluster frühzeitig zu erkennen (Frage 4). Es zeigt sich, dass die Teilnehmenden der Umfrage eine überwiegend positive Grundhaltung gegenüber KI-Technologien im HR-Bereich haben.

Eindrücklich ist das klare Bild zur im Rahmen der Arbeit beschriebenen Problematik: Alle Teilnehmenden äussern sich eher kritisch im Hinblick auf das Funktionieren des Wissensmanagements in der eigenen Organisation – insbesondere im Hinblick auf Personalfuktuation und Wissenssicherung (Frage 5).

H1 wird von den Befragten überwiegend positiv bewertet, d.h. wenig Neutralität und kaum Ablehnung (Frage 6). Dies beinhaltet sowohl die grundsätzliche Sinnhaftigkeit einer systematischen Analyse impliziter oder informeller Wissensflüsse während der Einarbeitung (Aussage 1) als auch den konkreten Nutzen für die eigene Organisation (Aussage 2).

Noch stärker im Vergleich ist die explizite Zustimmung zur Sinnhaftigkeit von H2 (Frage 10). Die grosse Mehrheit der Teilnehmenden empfindet ein Einsatz von standardisierten Wissensbausteine im Rahmen der fachlichen Integration sinnvoll (Aussage 1) und schätzt den konkreten Nutzen für das Wissensmanagement der Organisation positiv ein (Aussage 3). Gleichzeitig wird ziemlich klar zugestimmt, dass sich Wissensbausteine grundsätzlich standardisieren lassen (Aussage 2). Es gibt vereinzelte Rückmeldungen, welche gewisse Zurückhaltung hinsichtlich der generellen Standardisierbarkeit von Wissen zeigen, was auf bestehende Unterschiede in Arbeitskontexten hinweisen könnte. Die Einschätzung zum Potenzial standardisierter Wissensbausteine – also zur konkreten Wirksamkeit von H2 – bestätigt das grundsätzlich positive Bild. Besonders ausgeprägt wird der Nutzen in Bezug auf Zeitersparnis sowie die Förderung der Selbstständigkeit von neuen Mitarbeitenden wahrgenommen. Einzelne Rückmeldungen (“unklar” oder “wenig”) bei der möglichen Reduktion von internen Rückfragen deuten auf fehlendes Erfahrungswissen im praktischen Einsatz hin. Insgesamt bestätigt sich jedoch das Potenzial und die positive Haltung zur Handlungsempfehlung H2 im Einarbeitungsprozess.

Die Handlungsempfehlung H3, welche den Einsatz eines digitalen Assistenzsystems auf Basis von Retrieval-augmented Generation RAG zur Unterstützung von neuen Mitarbeitenden beinhaltet, wurde von den Befragten ebenfalls mehrheitlich positiv bewertet und als nützlich eingeschätzt (vgl. Frage 15, Aussagen 1 und 4). Besonders deutlich zeigt sich die Zustimmung zur grundsätzlichen Idee eines digitalen Assistenten, der neue Mitarbeitende bei der Orientierung im Arbeitsalltag unterstützt.

Auffällig ist jedoch, dass die technologische Grundlage, d.h. die konkrete Funktionsweise von RAG, nur einem Teil der Teilnehmenden gut bekannt ist (Aussage 3). Gleichzeitig wird das Potenzial generativer Sprachmodelle nicht grundsätzlich infrage gestellt (Aussage 2), was auf die allgemein offene Haltung gegenüber KI-Technologien im HR-Kontext hinweist.

Ergänzend ermöglichten die Antworten auf die offene Frage (Frage 18) eine Konkretisierung potenzieller Einsatzfelder für ein solches System. Eine Rückmeldung aus der Praxis hebt hervor, dass ein RAG-gestützter Assistent insbesondere bei wiederkehrenden, prozessbezogenen Anfragen einen Mehrwert bieten könnte – etwa bei Fragen zu internen Abläufen, Zuständigkeiten, Tools, Formularen oder Richtlinien. Auch technische Anleitungen oder abteilungsinterne Regelungen liessen sich gut über ein solches System abbilden – vorausgesetzt, die zugrunde liegenden Informationen sind klar strukturiert, aktuell und konsistent gepflegt. Eine weitere Rückmeldung bestätigt den praktischen Nutzen eines digitalen Assistenten insbesondere im Hinblick auf Reglemente, Anleitungen und Verantwortlichkeiten: Wo finde ich welche Information, und wer ist für welche Aufgabe zuständig?

Auch zur Handlungsempfehlung H4, dem Einsatz eines adaptiven Onboarding-Systems mit Feedback- und Analysefunktion, wird von den Teilnehmenden grundsätzlich ein Nutzen gesehen, wenngleich die Zustimmung weniger eindeutig und differenzierter ausfällt. Im zugrunde liegenden Fallbeispiel wird den Teilnehmenden der Umfrage ein System skizziert, das neuen Mitarbeitenden nach jedem Modul oder zu festgelegten Zeitpunkten gezielt Feedbackfragen zur Nützlichkeit der vermittelten Inhalte stellt. Ergänzend sollen Nutzungsdaten analysiert werden, um zu erkennen, welche Inhalte besonders häufig aufgerufen oder wiederholt bearbeitet wurden. Ziel ist es, die Inhalte laufend zu optimieren und für nachfolgende Onboardings gezielt zu fokussieren.

Kritisch angemerkt wird in Rückmeldungen der zusätzliche Ressourcenbedarf, insbesondere der zeitliche Aufwand für Rückmeldungen im Rahmen des Onboarding-Prozesses. Zwar wird das Potenzial eines datenbasierten, adaptiven Systems grundsätzlich anerkannt, jedoch wird betont, dass der Nutzen in einem angemessenen Verhältnis zum Aufwand stehen müsse. Insbesondere in Phasen hoher Arbeitsbelastung könnte die Bereitschaft zur aktiven Teilnahme am Feedbackprozess begrenzt sein.

Insgesamt zeigt sich: H4 stösst auf Interesse, birgt aber aus Sicht der Praxis höhere Anforderungen an Implementierung, Kommunikation und Aufwandstransparenz. Ein möglicher Erfolgsfaktor könnte darin liegen, die Feedbackprozesse möglichst niederschwellig, kurz und klar strukturiert zu gestalten, um die Akzeptanz zu erhöhen und dennoch verwertbare Daten zu gewinnen.

7.3.2 Wahrgenommene Umsetzbarkeit und Herausforderungen aus Sicht der Praxis

Bei der wahrgenommenen Umsetzbarkeit zeigt sich ein differenziertes Bild. Die Rückmeldungen zur möglichen Umsetzung von H1 in der eigenen Organisation (Frage 7) fielen durchweg zurückhaltend aus. Eine Realisierung in absehbarer Zeit erscheint derzeit unrealistisch.

Als zentrale Herausforderungen (Frage 9) wurden insbesondere Datenschutzaspekte sowie die Akzeptanz durch die Mitarbeitenden genannt. Die Nutzung von Logdaten erfordert klare Regelungen und eine transparente Kommunikation. Daten über Mitarbeitende dürfen nur zu einem berechtigten Zweck verarbeitet werden. Nach erster Einschätzung aus der Praxis bedeutet dies in den meisten Fällen eine anonymisierte Auswertung der Log-Dateien – was jedoch den potenziellen Mehrwert von H1 einschränkt.

Mehrere Rückmeldungen betonen zudem, dass die Akzeptanz durch die Mitarbeitenden eine grundlegende Voraussetzung für die Umsetzung darstellt. Darüber hinaus ist die technische Umsetzung komplex und erfordert sowohl eine enge Zusammenarbeit mit IT- bzw. Analytics-Teams als auch eine sorgfältige Interpretation der gewonnenen Daten.

Die Umsetzbarkeit von H2 wird im Vergleich zu H1 insgesamt als praxisnaher und somit realistischer eingeschätzt (Frage 11). Die Mehrheit der Befragten sieht eine Umsetzung in der eigenen Organisation als realistisch bis sehr realistisch an. Besonders mittelgrosse Organisationen sehen darin Potential, effiziente Wissensprozesse aufzubauen.

Gleichzeitig werden Herausforderungen deutlich (Frage 14): insbesondere bei grösseren und breiten Organisationen. Hier, so die Rückmeldungen, stellt die notwendige Standardisierung von Wissensbausteinen eine Hürde dar. Inhalte müssen korrekt eindeutig und gleichzeitig flexibel genug aufbereitet sein, um unterschiedliche Kontext und komplexe Prozesse adäquat abzubilden. Wird dabei zu stark vereinfacht, besteht die Gefahr, dass individuelle Anwendungsbezüge und implizites Erfahrungswissen verloren gehen.

Die Rückmeldungen erwähnen auch die Herausforderung der Pflege und Aktualisierung: Prozesse und Wissen ändern sich kontinuierlich. Ohne klare Zuständigkeiten und ausreichende Ressourcen für die laufende Aktualisierung besteht das Risiko, dass veraltetes Wissen weitergegeben wird. Es braucht geeignete Systeme für eine Versionierung und einfache Auffindbarkeit der Bausteine. Fehlen solche Lösungen, leidet die Nutzbarkeit. Zusätzlich kann eine Abhängigkeit von spezifischen Anbietern entstehen, wenn beispielsweise zentrale Wissensdatenbanken oder KI-gestützte Tools verwendet werden.

Nicht zuletzt ist entscheidend, dass Mitarbeitende die Grenzen und Einsatzkontexte der Bausteine verstehen. Nur so kann verhindert werden, dass Inhalte in falschen Situationen angewendet oder missinterpretiert werden. Dies gilt umso mehr, wenn KI eingesetzt wird: Nur wenn Inhalte eindeutig

und valide sind, kann eine KI daraus sinnvolle Antworten generieren – was insbesondere bei heterogenen Organisationen eine grosse Herausforderung darstellt.

H3 erfährt von den Teilnehmenden der Umfrage hinsichtlich der wahrgenommenen Umsetzbarkeit in den jeweiligen Organisationen durchmischte Rückmeldungen von sehr realistisch bis sehr unrealistisch (Frage 16). Als mögliche Risiken bzw. Herausforderungen werden meistens der Datenschutz, die Qualität der generierten Antworten als auch die technische Komplexität genannt. Eine im Hinblick auf die Umfrage separat zugestellte Mitteilung eines bedeutsamen Logistikunternehmens sieht in der Umsetzung von H3 eine gewisse Priorität, sieht jedoch als Grundlage dafür die vorangehende Handlungsempfehlung H1. Eine andere Rückmeldung schätzt die Umsetzbarkeit von H3 je nach Unternehmen und je nach Onboarding-Herausforderungen ein: H3 kann in einem Querschnittsbereich wie Finanzen, HR oder IT gut funktionieren, hingegen in anderen beruflichen Kontexten ggf. schwierig umzusetzen. Die im Rahmen der Arbeit zugestellten Rückmeldungen verdeutlichen, dass die wahrgenommene Umsetzbarkeit je nach Kontext und Unternehmensgrösse variiert.

Ein weiterer Praxisbeitrag weist auf einen kritischen Aspekt beim Einsatz von H3 im Onboarding hin: Neue Mitarbeitende seien im Gegensatz zu erfahrenen Fachpersonen besonders anfällig dafür, generierte Antworten aus einem RAG-System unkritisch zu übernehmen. Das Risiko von Halluzinationen werde gerade in sensiblen Onboarding-Phasen als hoch eingeschätzt, da neuen Mitarbeitenden das notwendige Kontextwissen fehle, um fehlerhafte Angaben zu erkennen. Daraus ergibt sich eine gewisse Notwendigkeit, RAG-basierte Systeme in der fachlichen Integration mit menschlicher Unterstützung zu kombinieren.

Die wahrgenommene Umsetzbarkeit von H4 (Frage 20) ist insgesamt eher gering. Es bestehen deutliche Vorbehalte, was die reale Implementierung von Lernfeedback in der Organisation betrifft. Während die technische Machbarkeit grundsätzlich gesehen wird (Frage 22), sind die Hürden organisatorischer und personeller Natur besonders relevant, so die Rückmeldungen. Es zeigt sich, dass es in der Praxis häufig an Ressourcen, Motivation, Datenkompetenz oder Verankerung in bestehenden Prozessen fehlt. Zugestellte Nachrichten aus der Praxis betonen, dass bei einer Umsetzung das Aufwand-Nutzen-Verhältnis stets kritisch hinterfragt werden muss: Bestehende Prozesse müssten aktiv angepasst oder erweitert werden - gleichzeitig bräuchte es eine neue Feedback-Kultur, welche bei den Mitarbeitenden nicht zu Überforderung oder “Feedback-Müdigkeit” führen soll.

Ebenfalls wird in Rückmeldungen kritisch hinterfragt, ob der Einsatz von Process Mining zur Bewertung der Nutzung von Wissenssystemen (wie in H4 vorgeschlagen) tatsächlich einen Mehrwert gegenüber einfacheren Methoden, etwa über die Nutzungsstatistiken oder manuellen Befragungen, bietet. Eine Rückmeldung spricht in diesem Zusammenhang von einem potenziell “überengineerten” Vorgehen. Der Einsatz datenintensiver Analysetechniken wie Process Mining müsse daher auf Anwendungskontexte

begrenzt bleiben, in denen klassische Indikatoren nicht ausreichen oder ein konkreter Handlungsbedarf zur Optimierung besteht.

7.3.3 Priorisierung der Empfehlungen aus Sicht der Praxis

Zusätzlich zur Einschätzung von Nutzen und Umsetzbarkeit erhebt die Fallstudie in der Praxis eine Priorisierung der vier Handlungsempfehlungen (H1 bis H4). Diese Einschätzung erfolgt mit Frage 23 der Umfrage als auch mittels gezielt eingeholter Rückmeldungen.

H3 wird durchgehend als besonders prioritär eingeschätzt. Eine Rückmeldung aus der Versicherungsbranche berichtet, dass bereits ein Proof-of-Concept mit Qwen3 in einer Private Cloud durchgeführt wird. Ziel sei es, die Kommunikation im Onboarding zu entlasten und zentrale Fragen über einen Chatbot zu klären.

Auch andere Praxispartner betonen den unmittelbaren Nutzen von H3: Schnelle Verfügbarkeit von Wissen, Entlastung in Teams und hohe Skalierbarkeit. Eine Teilnehmerin schreibt entsprechend: “Neue MA haben oft viele Fragen und benötigen schnelle und präzise Antworten. Die Lösung (H3) würde die Kolleginnen und Kollegen des neuen MA entlasten und scheint zudem sehr skalierbar zu sein.”

H2 erhält bei den Befragten Zustimmung als strukturelle Voraussetzung für Systeme wie H3 und H4. Die Empfehlung zur Modularisierung von Wissensbausteinen wird als pragmatischer Einstieg gesehen: “H2 scheint eine gute Initiative zu sein, um Wissen systematisch bereitzustellen. Ich sehe das aber nicht als top Priorität”. Die Praxispartner haben in Ihrer Argumentation oft den unmittelbaren Nutzen von Mitarbeitenden hervorgehoben, welcher bei H2 deutlich tiefer sei als bei H3.

H1 wird in der Praxis eher als “strategisch wertvoll, aber schwer umzusetzen” eingestuft. Besonders der Datenschutz und die technische Komplexität hemmen hier die Festlegung von H1 als Priorität, da der mittelfristige Nutzen für die Mitarbeitenden zu gering sei, so die Rückmeldungen.

H4 wird insgesamt am wenigsten priorisiert. Zwar erkennen viele den Nutzen eines feedbackgesteuerten Lernsystems an, jedoch dominieren Vorbehalte hinsichtlich Ressourcenaufwand und Akzeptanz. Folglich leidet die Priorisierung in der Praxis. Ein zentrales Thema, das in mehreren Rückmeldungen aufgetaucht ist, ist die Abhängigkeit der Priorisierung vom Organisationskontext. Eine Expertenperson hebt hervor, dass H4 am ehesten in “salesorientierten Umfeldern” denkbar sei. H1/H2 seien eher für semi-strukturierte Umgebungen, wie Kundendienst, Produktion, Verwaltung als besonders geeignet beschrieben. H3/H4 bieten sich eher für übergreifende Funktionen wie HR, IT oder Finanzen an, wo hoher Kommunikationsbedarf mit standardisierbarem Informationsgehalt vorliegt. In einer Rückmeldung wird schlussgefolgert: “Es geht weniger um eine Rangfolge als um Passung zur Onboarding-Herausforderung”.

7.4 Fazit F3

Die im Rahmen dieser Fallstudie durchgeführte Analyse zeigt, dass sich durch den Einsatz von Process Mining und Retrieval-augmented generation RAG Potenziale für das organisationsinterne Wissensmanagement während des Onboardings erschliessen lassen. Die in Kapitel 5 abgeleiteten Erkenntnisse zu beiden Technologien im Kontext des Wissensmanagements lassen sich somit auf den Bereich des Human Resource Managements übertragen. Die abgeleiteten Handlungsempfehlungen sowie die Einschätzungen aus der Praxis verdeutlichen, dass beide Technologien auf unterschiedliche Weise die Wissenskonzersion unterstützen können.

Process Mining kann als “strukturgebende” Technologie verstanden werden, die bestehende Wissensflüsse oder implizite Abläufe innerhalb des Onboardings analysiert und externalisiert, und dadurch Optimierungspotentiale sichtbar machen kann (H1, H2). Dies kann als Grundlage für den gezielten Aufbau strukturierter Wissensbausteine dienen.

RAG-Architekturen hingegen, bieten die Möglichkeit, Wissen kontextualisiert und in Echtzeit bereitzustellen (H3). Sie ermöglichen es neuen Mitarbeitenden, gezielt Informationen aus heterogenen Wissensquellen abzurufen, ohne über technische Recherchekompetenz verfügen zu müssen. Damit wird ein aktiver Wissenstransfer im Moment des Bedarfs möglich: eine zentrale Anforderung im dynamischen Onboarding-Prozess. Ergänzend kann RAG auch genutzt werden, um Rückmeldungen und Nutzungsmuster in Lernsysteme zurückzuspielen (H4), wodurch sich adaptive Lernprozesse gestalten lassen.

Durch die direkte Kontaktaufnahme mit Fachexpertinnen und Fachexperten im Bereich HR Analytics und digitale Transformation verschiedener Unternehmen und Organisationen in der Schweiz (u. a. aus den Bereichen Versicherungen, Logistik, Banken und Verwaltung) konnten die Handlungsempfehlungen H1 und H4 aus Praxissicht eingeschätzt werden.

In der Praxis bestehen hohe Erwartungen an RAG (H3), insbesondere im Hinblick auf den unmittelbaren Nutzen sowie die mögliche Skalierbarkeit. Gleichzeitig ist die Umsetzung von H1 mit hohen Anforderungen an Datenschutz und Akzeptanz verbunden – auch die Sicherstellung der Datenqualität ist zentral. Eine Implementierung von H1 wird gemäss den Rückmeldungen aus der Praxis als erschwert eingeschätzt und ist an zusätzliche Ressourcen gebunden. Die Handlungsempfehlung H4 wird als visionär, jedoch aufwendig wahrgenommen. Ihre Realisierung hängt ebenfalls von verfügbaren Ressourcen sowie von der Unternehmenskultur und -struktur ab.

Somit bestätigen die Einschätzungen aus der Praxis das theoretisch erarbeitete Bild: Während alle Handlungsempfehlungen grundsätzlich auf Zustimmung stossen, hängen ihre konkrete Relevanz und Umsetzbarkeit stark vom jeweiligen Anwendungskontext und dem Digitalisierungsgrad der Organisation ab.

Forschungsfrage 3 (F3): Wie können Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG eingesetzt werden, um den Zugang zu organisationsinternem Wissen während der Einarbeitung von Mitarbeitenden gezielt zu unterstützen?

Antwort: Process Mining und Retrieval-augmented Generation können im Zusammenspiel dazu beitragen, organisationale Wissenslücken während der Einarbeitung systematisch zu identifizieren und gleichzeitig kontextbezogen zu schliessen. Während Process Mining implizite Wissensflüsse analysiert und sichtbar macht, schafft RAG durch semantische Bereitstellung relevanter Inhalte einen unmittelbaren, personalisierten Zugang zu explizitem Wissen. So entsteht ein technologiebasierter Lernzyklus, der die Einarbeitung beschleunigen und qualitativ verbessern kann.

8 Fazit und Ausblick

8.1 Zusammenfassung zentraler Erkenntnisse

Die Arbeit hat untersucht, wie zwei konkrete KI-Technologien, Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG, zur Unterstützung von Wissensmanagementprozessen eingesetzt werden können. Aufbauend auf dem SECI-Modell von Nonaka und Takeuchi (1995) konnte aufgezeigt werden, dass sowohl Process Mining als auch RAG relevante Beiträge zur Externalisierung, Kombination und Internalisierung von Wissen leisten können.

Während Process Mining primär in der Lage ist, implizite Abläufe und Wissensflüsse innerhalb einer Organisation sichtbar zu machen und zu strukturieren, bietet RAG die Möglichkeit, Wissen in Echtzeit und kontextsensitiv bereitzustellen. In Kombination zeigen beide Technologien das Potential, Wissensbarrieren – beispielsweise im Einarbeitungsprozess von neuen Mitarbeitenden – systematisch zu reduzieren. Rückmeldungen im Rahmen der Fallstudie haben gezeigt, dass dabei das Lernen personalisiert und die fachliche Integration von Mitarbeitenden effizient gestaltet werden kann.

Die drei Forschungsfragen lassen sich wie folgt beantworten:

F1: Process Mining ermöglicht die datenbasierte Rekonstruktion und Analyse von Wissensflüssen innerhalb einer Organisation. Dadurch wird bislang nicht dokumentiertes Erfahrungswissen sichtbar und nutzbar gemacht. Darüber hinaus kann Process Mining zur Standardisierung sowie zur Rückführung von Wissen in operative Routinen beitragen und somit das Wissensmanagement nachhaltig stärken.

F2: Retrieval-augmented Generation RAG kombiniert Aspekte der Wissensgenerierung mit dem gezielten Abruf von Informationen. Dadurch entsteht eine semantisch angereicherte, adaptive Wissensausgabe, etwa in Form von Chatbots oder Self-Service-Tools, die sich an domänenspezifische Kontexte anpassen lassen. Erfahrungswissen kann in strukturierter Form innerhalb von Datenräumen erfasst und bedarfsgerecht bereitgestellt werden. Durch den gezielten Einsatz von RAG lassen sich lernwirksame Anwendungen etablieren, die das Wissensmanagement substanziell unterstützen.

F3: Die Untersuchung des kombinierten Einsatzes beider Technologien im Kontext der fachlichen Integration, insbesondere auf Basis von formulierten Handlungsempfehlungen, zeigt, dass sich in der Praxis relevante Optimierungspotenziale erschliessen lassen. Durch entsprechende Anwendungen kann ein aktiver Wissenstransfer im Moment des Bedarfs ermöglicht und gleichzeitig vorhandene Ressourcen gezielt entlastet werden. Zudem lassen sich Wissenslücken während der Einarbeitung systematisch identifizieren. Der daraus entstehende, technologiegestützte Lernzyklus kann als Zielbild einer schrittweisen Implementierung von Process Mining und RAG im organisationalen Wissensmanagement verstanden werden.

Ein kombinierter Einsatz beider Technologien im Wissensmanagement zeigt sich abgeleitet aus der Literatur und aufgrund der eingereichten Rückmeldungen im Rahmen der Fallstudie insbesondere in zwei Punkten wirkungsvoll, jedoch schwierig umzusetzen: 1- Strukturelle Vorbereitung durch Process Mining, dynamische Nutzung durch RAG: Process Mining kann die Grundlagen liefern, indem es erkennt, wo Wissen entsteht, weitergegeben wird oder verloren geht. RAG nutzt diese Erkenntnisse, um ein intelligentes System zur Wissensabfrage und -bereitstellung zu realisieren. 2- Zirkuläre Integration im Sinne des SECI-Modells: Während Process Mining insbesondere zur Externalisierung und Kombination beiträgt (Wissensstruktur sichtbar und nutzbar machen), fördert RAG die Internalisierung (Wissensnutzung und individuelles Lernen) – und eröffnet zugleich Möglichkeiten für neue soziale Wissensprozesse durch assistierte Interaktion.

8.2 Bewertung des methodischen Vorgehens und Limitationen

Die Arbeit basiert auf einer Methodentriangulation aus systematischer Literaturrecherche (F1 und F2) sowie einer praxisnahen Fallstudie (F3). Diese Kombination ermöglicht sowohl eine theoretische Einordnung als auch eine erste Einschätzung praxisorientierter Handlungsempfehlungen zum Einsatz beider Technologien im Wissensmanagement.

Ein Aspekt, der im Rahmen der Literaturrecherche kritisch zu reflektieren ist, betrifft die Beschränkung auf Open-Access-Publikationen aus lediglich zwei wissenschaftlichen Datenbanken (IEEE Xplore und ScienceDirect). Diese Entscheidung wurde aus Gründen der Zugänglichkeit getroffen, könnte jedoch dazu geführt haben, dass relevante Beiträge aus kostenpflichtigen Quellen oder interdisziplinären Jour-

nals nicht berücksichtigt wurden. Für zukünftige Arbeiten wäre es empfehlenswert, die Literaturlbasis durch erweiterte Datenbankzugänge oder institutionelle Lizenzen gezielt auszubauen.

Mit Blick auf die Fallstudie ist festzuhalten, dass die gewählte Methodik, d.h. eine Online-Umfrage mit über 20 offenen und geschlossenen Fragen sowie gezielter Direktansprache von Fachexpertinnen und -experten via LinkedIn, zu einer geringeren Rücklaufquote geführt hat als ursprünglich erhofft. Dennoch weisen die eingegangenen Rückmeldungen eine hohe inhaltliche Qualität auf. Sie stammen überwiegend von Fachpersonen mit praktischer Erfahrung in der Einführung und Nutzung von Wissensmanagementsystemen sowie in digitalen Transformationsprojekten innerhalb von Unternehmen und öffentlichen Verwaltungen. Die Untersuchung legt bewusst keinen Schwerpunkt auf statistische Repräsentativität, sondern verfolgt das Ziel, qualitative Einsichten zur Bewertung der theoretisch hergeleiteten Empfehlungen zu gewinnen. Für weiterführende Forschung empfiehlt sich ergänzend die Durchführung persönlicher Interviews oder Gesprächsformate vor Ort, um Praxiserfahrungen noch differenzierter erfassen zu können.

Eine zusätzliche Limitation ergibt sich gegenüber der Betrachtung der Technologie-Kombination von RAG und Process Mining. Während deren Zusammenspiel in dieser Arbeit theoretisch hergeleitet und in Form von Handlungsempfehlungen skizziert wurde, existieren bislang kaum Studien oder Praxiserfahrung, die beide Technologien und deren kombinierte Wirkung im Wissensmanagement gemeinsam untersuchen. Eine fundierte empirische Analyse dieses interdisziplinären Ansatzes steht damit noch aus und eröffnet ein vielversprechendes Feld für künftige Forschungsarbeiten.

8.3 Implikation und Ausblick

Die Ergebnisse dieser Arbeit können als erste Anhaltungspunkte für Organisationen aufgefasst werden, die ihr Wissensmanagement systematischer angehen und aktuelle Entwicklungen im Bereich der künstlichen Intelligenz integrieren wollen. Besonders für Prozesse wie die Einarbeitung von neuen Mitarbeitenden eröffnet sich durch KI-gestützte Ansätze eine Möglichkeit, Lernphasen stärker zu individualisieren. Dabei kann eine redundante Wissensvermittlung vermieden und implizites Erfahrungswissen besser dokumentiert sowie nutzbar gemacht werden.

Als besonders praxisnah erscheint die Modularisierung und Standardisierung von Wissensbausteinen (H2), da sie auch ohne umfangreiche technologische Infrastruktur realisierbar ist. Ebenso wurde in der Fallstudie deutlich, dass einzelne Organisationen bereits aktiv an ersten Projekten mit RAG-Architekturen (H3) arbeiten, etwa durch Pilotierungen von Wissenschatbots oder domänenspezifischen Retrieval-Systemen.

Im Rahmen der Fallstudie liegen zwei konkrete Rückmeldungen aus der Unternehmenspraxis vor, die diese Entwicklung bestätigen. In beiden Fällen werden RAG-Architekturen getestet, um standardisierte HR-Anfragen über einen Chatbot zu beantworten oder interne Reglemente auf inhaltliche Redundanzen zu prüfen. Die Implementierung erfolgt dabei bewusst schrittweise, zunächst mit manuell eingespeisten Daten und im Rahmen abgeschotteter Systemumgebungen. Parallel werden Datenschutz und Mitbestimmung (z.B. Betriebsrat) eng eingebunden. Diese Beispiele verdeutlichen das praktische Potenzial von RAG sowie auch die notwendige Governance für eine nachhaltige Verankerung im organisationalen Wissensmanagement.

Die Fallstudie bestätigt die Tendenz, dass ein RAG-basierter Wissenszugang (H3) aktuell das grösste Umsetzungspotenzial besitzt. Dagegen erfordern die Empfehlungen H1 (PM-basierte Analyse impliziter Wissensflüsse) und H4 (feedbackgesteuertes Lernen mit RAG und PM) deutlich höhere Anforderungen. Besonders die organisatorische Verankerung sowie rechtliche und kulturelle Rahmenbedingungen stellen hierbei zentrale Herausforderungen dar.

Diese rechtlichen und kulturellen Aspekte (wie etwa Datenschutzfragen beim Einsatz von Event logs oder Akzeptanz von KI-generierten Antworten) konnten im Rahmen dieser Arbeit nur am Rande erwähnt werden. Diese Aspekte sind jedoch von zentraler Bedeutung für eine nachhaltige, verantwortungsvolle Einführung entsprechender Technologien im betrieblichen Kontext. Künftige Arbeiten sollten daher datenschutzrechtliche Rahmenbedingungen beim Einsatz von Process Mining und RAG detailliert untersuchen. Ebenfalls sollen zukünftige Arbeiten ethische und soziokulturelle Fragestellungen in Bezug auf Vertrauen und Rollenveränderung durch künstliche Intelligenz aufgreifen. Schliesslich würde sich empfehlen, Change-Management-Strategien zu entwickeln, um kulturelle Barrieren in Organisationen abzubauen und die Akzeptanz zu fördern.

Abschliessend lässt sich festhalten: Die Kombination von Process Mining und Retrieval-augmented Generation RAG bietet grosses Potenzial, Wissensmanagement systematisch und nutzerzentriert weiterzuentwickeln. Auch wenn praktische Umsetzungshürden bestehen, zeigt die vorliegende Arbeit: Der gezielte Einsatz dieser Technologien kann mehr sein als ein technologisches Effizienzprojekt – er kann den Weg zu einer lernenden Organisation ebnen, in der Wissen kontinuierlich erschlossen, geteilt und weiterentwickelt wird.

9 Quellenverzeichnis

- [1] Agostinelli, S., Covino, F., D’Agnese, G., De Crea, C., Leotta, F., & Marrella, A. (2020). Supporting Governance in Healthcare Through Process Mining: A Case Study. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3030318>
- [2] Ahn, H., & Kim, K. P. (2021). Organizational Closeness Centralities of Workflow-Supported Performer-to-Activity Affiliation Networks. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3065925>
- [3] Alparslan, A. (2025). The Role of Accuracy and Validation Effectiveness in Conversational Business Analytics. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3540975>
- [4] Al-Qatf, M., Haque, R., Alsamhi, S. H., Buosi, S., Razzaq, M. A., Timilsina, M., Hawbani, A., & Curry, E. (2025). RAG4DS: Retrieval-Augmented Generation for Data Spaces—A Unified Lifecycle, Challenges, and Opportunities. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3545387>
- [5] Altomari, L., Altomari, N., & Iazzolino, G. (2023). Gamification and Soft Skills Assessment in the Development of a Serious Game: Design and Feasibility Pilot Study. *JMIR Serious Games*.
<https://doi.org/10.2196/45436>
- [6] Andrade, J. R., Rocha, C., Silva, R., Viana, J. P., Bessa, R. J., Gouveia, C., Almeida, B., Santos, R. J., Louro, M., Santos, P. M., & Ribeiro, A. F. (2022). Data-Driven Anomaly Detection and Event Log Profiling of SCADA Alarms. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3190398>
- [7] Armstrong, M. (2006). *A Handbook of Human Resource Management Practice*. Kogan Page Publishers.
<https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1927862>
- [8] Arslan, M., Ghanem, H., Munawar, S., & Cruz, C. (2024). A Survey on RAG with LLMs. *Procedia Computer Science*.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.178>
- [9] Arslan, M., Munawar, S., & Cruz, C. (2024b). Exploring Business Events using Multi-source RAG. *Procedia Computer Science*.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.303>

- [10] Arslan, M., Munawar, S., & Cruz, C. (2024c). Sustainable Digitalization of Business with Multi-Agent RAG and LLM. *Procedia Computer Science*.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.337>
- [11] Asai, A., Wu, Z., Wang, Y., Sil, A., & Hajishirzi, H. (2023). Self-RAG: Learning to Retrieve, Generate, and Critique through Self-Reflection (arXiv:2310.11511). *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.11511>
- [12] Augusto, A., Mendling, J., Vidgof, M., & Wurm, B. (2022). The connection between process complexity of event sequences and models discovered by process mining. *Information Sciences*.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.03.072>
- [13] Barenkamp, M., & Schnier, T. (2023). Künstliche Intelligenz im Process Mining – Anwendung und Potenziale. *Wirtschaftsinformatik & Management*.
<https://doi.org/10.1365/s35764-023-00468-0>
- [14] Bauer, T. N., & Erdogan, B. (2011). Organizational socialization: The effective onboarding of new employees. In S. Zedeck (Hrsg.), *APA handbook of industrial and organizational psychology, Vol 3: Maintaining, expanding, and contracting the organization*. American Psychological Association.
<https://doi.org/10.1037/12171-002>
- [15] Blackler, F. (1995). Knowledge, Knowledge Work and Organizations: An Overview and Interpretation. *Organization Studies*.
<https://doi.org/10.1177/017084069501600605>
- [16] Borowski, K., Balis, B., & Orzechowski, T. (2024). Semantic Code Graph—An Information Model to Facilitate Software Comprehension. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3351845>
- [17] Brenner, D. (2020). Onboarding: Als Führungskraft neue Mitarbeiter erfolgreich einarbeiten und integrieren. Springer Fachmedien Wiesbaden.
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-30674-8>
- [18] Buczynski, W., Steffek, F., Jamnik, M., Cuzzolin, F., & Sahakian, B. (2025). Future themes in regulating artificial intelligence in investment management. *Computer Law & Security Review*.
<https://doi.org/10.1016/j.clsr.2025.106111>
- [19] Celino, I., Carriero, V. A., Azzini, A., Baroni, I., & Scrocca, M. (2025). Procedural knowledge management in Industry 5.0: Challenges and opportunities for knowledge graphs. *Journal of Web Semantics*.
<https://doi.org/10.1016/j.websem.2024.100850>

- [20] Chandrasekhar, A., Chan, J., Ogoke, F., Ajenifujah, O., & Barati Farimani, A. (2024). AMGPT: A large language model for contextual querying in additive manufacturing. *Additive Manufacturing Letters*.
<https://doi.org/10.1016/j.addlet.2024.100232>
- [21] Chen, L.-C., Pardeshi, M. S., Liao, Y.-X., & Pai, K.-C. (2025). Application of retrieval-augmented generation for interactive industrial knowledge management via a large language model. *Computer Standards & Interfaces*.
<https://doi.org/10.1016/j.csi.2025.103995>
- [22] Colombo, A., Bernasconi, A., & Ceri, S. (2025). An LLM-assisted ETL pipeline to build a high-quality knowledge graph of the Italian legislation. *Information Processing & Management*.
<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2025.104082>
- [23] Coppolino, L., Nardone, R., Petruolo, A., & Romano, L. (2025). Increasing the Cybersecurity of Smart Grids by Prosumer Monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*.
<https://doi.org/10.1109/TII.2024.3514145>
- [24] de Moreira Bohnenberger, N. M., Sosa-Sánchez, E., & Thom, L. H. (2024). A Semi-Automated Approach to Process Discovery from Multiple Natural Language Documents. *Procedia Computer Science*.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.06.343>
- [25] Di Vaio, A., Palladino, R., Pezzi, A., & Kalisz, D. E. (2021). The role of digital innovation in knowledge management systems: A systematic literature review. *Journal of Business Research*.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.042>
- [26] Du, G., Huang, L., & Zhou, M. (2020). Variance Analysis and Handling of Clinical Pathway: An Overview of the State of Knowledge. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3020151>
- [27] Duarte, C. H. C. (2020). On What Goes on With Goal-Oriented Healthcare Equipment Regulations: An Exploratory Case Study on the Diagnostic Imaging Equipment Industry in Brazil. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2982031>
- [28] El-Aziz, E. A., Fathalla, R., Ismail, Y., & Shaheen, M. (2024). Business Process Anomaly Detection and Root Cause Analysis Using BLSTM-VAE With Attention. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3406633>
- [29] Eshuis, R. (2023). Extracting Reusable Fragments From Data-Centric Process Variants. *IEEE Transactions on Services Computing*.
<https://doi.org/10.1109/TSC.2022.3190987>

- [30] Fteimi, N., & Hopf, K. (2021). Knowledge Management in the Era of Artificial Intelligence: Developing an Integrative Framework. Bamberg: Otto-Friedrich-Universität.
<https://doi.org/10.20378/irb-49911>
- [31] Gao, Y., Xiong, Y., Gao, X., Jia, K., Pan, J., Bi, Y., Dai, Y., Sun, J., Wang, M., & Wang, H. (2024). Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey (arXiv:2312.10997). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.10997>
- [32] García-García, J. A., Maldonado, C. A., Meidan, A., Morillo-Baro, E., & Escalona, M. J. (2021). gPROFIT: A Tool to Assist the Automatic Extraction of Business Knowledge From Legacy Information Systems. IEEE Access.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3093356>
- [33] Grames, P. P. (2020). Wissenstransfer in Organisationen: Entwicklung eines Methodenkonzepts des Wissensmanagements zur Sicherung von Erfahrungswissen, zur Vermeidung von Wissensverlusten und zur Einarbeitung neuer Mitarbeiter. ResearchGate.
<https://www.researchgate.net/publication/343049857>
- [34] He, L., Dong, B., & Jiang, P. (2021). A Heuristic Grafting Strategy for Manufacturing Knowledge Graph Extending and Completion Based on Nature Language Processing: KnowTree. IEEE Access.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3092019>
- [35] Home page—IEEE Task Force on Process Mining. (o. J.). Abgerufen 20. März 2025.
<https://www.tf-pm.org/>
- [36] Honroth, T., Siebert, J., & Kelbert, P. (2024). Retrieval Augmented Generation (RAG): Chat mit eigenen Daten. Fraunhofer IESE.
<https://www.iese.fraunhofer.de/blog/retrieval-augmented-generation-rag/>
- [37] Huang, J., Xu, Y., Wang, Q., Wang, Q. (Cheems), Liang, X., Wang, F., Zhang, Z., Wei, W., Zhang, B., Huang, L., Chang, J., Ma, L., Ma, T., Liang, Y., Zhang, J., Guo, J., Jiang, X., Fan, X., An, Z., ... Fei, A. (2025). Foundation models and intelligent decision-making: Progress, challenges, and perspectives. The Innovation.
<https://doi.org/10.1016/j.xinn.2025.100948>
- [38] Hübscher, G., Geist, V., Auer, D., Ekelhart, A., Mayer, R., Nadschläger, S., & Küng, J. (2022). Graph-based managing and mining of processes and data in the domain of intellectual property. Information Systems.
<https://doi.org/10.1016/j.is.2021.101844>

- [39] Imran, M., Ismail, M. A., Hamid, S., & Nasir, M. H. N. M. (2022). Complex Process Modeling in Process Mining: A Systematic Review. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3208231>
- [40] Jiang, Z., Liu, A., Zhang, D., Xu, X., & Dai, Y. (2025). Customization and personalization of large language models for engineering design. *CIRP Annals*.
<https://doi.org/10.1016/j.cirp.2025.03.001>
- [41] Koval, L., Knollmeyer, S., Mathias, S. G., Asif, S., Uzair Akmal, M., Grossmann, D., & Bregulla, M. (2024). Unlocking the Potential of Information Modeling for Root Cause Analysis in a Production Environment: A Comprehensive State-of-the-Art Review Using the Kitchenham Methodology. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3406020>
- [42] Leemans, S. J. J., Fahland, D., & van der Aalst, W. M. P. (2018). Scalable process discovery and conformance checking. *Software & Systems Modeling*.
<https://doi.org/10.1007/s10270-016-0545-x>
- [43] Legal Foundations. (2024). Legal Considerations with Retrieval Augmented Generation (RAG)—Legal Foundations. Abgerufen 17. März 2025.
<https://shorturl.at/o0sH9>
- [44] Lehner, F. (2012). *Wissensmanagement: Grundlagen, Methoden und technische Unterstützung* (4., aktualisierte und erw. Aufl). Hanser.
- [45] Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W., Rocktäschel, T., Riedel, S., & Kiela, D. (2021). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks (arXiv:2005.11401). *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.11401>
- [46] Liu, X., Erkoyuncu, J. A., Fuh, J. Y. H., Lu, W. F., & Li, B. (2025). Knowledge extraction for additive manufacturing process via named entity recognition with LLMs. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*.
<https://doi.org/10.1016/j.rcim.2024.102900>
- [47] Maier, J. B., Gram, J., Weisbarth, M., Hennebold, C., & Huber, M. F. (2023). Unsupervised Event Abstraction for Automatic Process Modeling of PLC-controlled Automation Systems. *Procedia CIRP*.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.050>

- [48] Márquez-Chamorro, A. E., Revoredo, K., Resinas, M., Del-Río-Ortega, A., Santoro, F. M., & Ruiz-Cortés, A. (2020). Context-Aware Process Performance Indicator Prediction. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3044670>
- [49] Matsumoto, T., Nishikawa, R., & Morimoto, C. (2024). Reflection through interaction with digital twin AI in the Human-AI-Collaboration SECI Model. *Procedia Computer Science*.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.182>
- [50] McKinsey. (2024). What is RAG (retrieval augmented generation) — McKinsey. Abgerufen 13. März 2025.
<https://shorturl.at/69zu4>
- [51] Meroño-Peñuela, A., Simperl, E., Kurteva, A., & Rezkos, I. (2025). KG.GOV: Knowledge graphs as the backbone of data governance in AI. *Journal of Web Semantics*.
<https://doi.org/10.1016/j.websem.2024.100847>
- [52] Moser, K., Souček, R., Galais, N., & Roth, C. (2018). Onboarding – Neue Mitarbeiter integrieren. Hogrefe.
<https://doi.org/10.1026/02849-000>
- [53] Müller, F., & Müller, A. (2019). Knowledge risk management: How to manage future knowledge loss (S. 5673–5680). *Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*. Grand Wailea HI, USA. University of Hawai'i in Manoa.
<https://doi.org/10.24251/HICSS.2019.684>
- [54] Naranjo, J. E., Sanchez, D. G., Robalino-Lopez, A., Robalino-Lopez, P., Alarcon-Ortiz, A., & Garcia, M. V. (2020). A Scoping Review on Virtual Reality-Based Industrial Training. *Applied Sciences*.
<https://doi.org/10.3390/app10228224>
- [55] Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The Knowledge-creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press.
- [56] Nowacki, R., & Bachnik, K. (2016). Innovations within knowledge management. *Journal of Business Research*.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.10.020>
- [57] Offergelt, F., Hofreiter, S., & Steiner, T. (Hrsg.). (2024). *Wissensmanagement in modernen Organisationen: Impulse aus der Forschung und Erkenntnisse aus der Praxis*. Springer Berlin Heidelberg.
<https://doi.org/10.1007/978-3-662-68383-5>

- [58] Oliveira, A., Silva, A., Camara, D., Silva, E., & Santiago, L. (2025). Process Automation with BPM and Emerging Technologies for Service and Industrial Process Optimization: Systematic Mapping. *Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação (SBSI)*.
<https://doi.org/10.5753/sbsi.2025.246014>
- [59] Ortmeier, C., Henningsen, N., Langer, A., Reiswich, A., Karl, A., & Herrmann, C. (2021). Framework for the integration of Process Mining into Life Cycle Assessment. *Procedia CIRP*.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.01.024>
- [60] Ottersböck, N. (2019). Wissensmanagement kompakt—Informationen — Instrumente — Methoden — Praxisbeispiele — Arbeit 4.0 & Digitalisierung. ifaa – Institut für angewandte Arbeitswissenschaft.
<https://www.researchgate.net/publication/361787330>
- [61] Palma, A., Acitelli, G., Marrella, A., Bonomi, S., & Angelini, M. (2024). A compliance assessment system for Incident Management process. *Computers & Security*.
<https://doi.org/10.1016/j.cose.2024.104070>
- [62] Pinheiro, Á. F., Santos, W. B., & de Lima Neto, F. B. (2023). Intelligent Framework to Support Technology and Business Specialists in the Public Sector. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3243195>
- [63] Presutti, V., Motta, E., & Sabou, M. (2025). Opportunities for Knowledge Graphs in the AI landscape—An application-centric perspective. *Journal of Web Semantics*.
<https://doi.org/10.1016/j.websem.2025.100867>
- [64] Reinhardt, H., Münnich, M., Prell, B., Arnold, R., Krippner, F., Weber, M., Seifert, F., & Putz, M. (2021). Retrieving properties of manufacturing systems from traceability data for performance evaluation and material flow simulation. *Procedia CIRP*.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.11.002>
- [65] Roberto Pinheiro, C., Luís Proença Duarte Guerreiro, S., & Mamede, H. S. (2024). A Lightweight Ontology for Enterprise Architecture Mining of API Gateway Logs. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3456119>
- [66] Ruppert, T., & Abonyi, J. (2020). Integration of real-time locating systems into digital twins. *Journal of Industrial Information Integration*.
<https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100174>
- [67] Schenk, J. (2023). Innovative Concepts within Knowledge Management. *Proceedings of the 56th Hawaii International Conference on System Sciences, Hawaii*. ResearchGate.
<https://doi.org/10.24251/HICSS.2023.599>

- [68] Sequeda, J., Allemang, D., & Jacob, B. (2025). Knowledge Graphs as a source of trust for LLM-powered enterprise question answering. *Journal of Web Semantics*.
<https://doi.org/10.1016/j.websem.2024.100858>
- [69] Shang, F., Ding, Q., Du, R., Cao, M., & Chen, H. (2021). Construction and Application of the User Behavior Knowledge Graph in Software Platforms. *Journal of Web Engineering*.
<https://doi.org/10.13052/jwe1540-9589.2027>
- [70] Sokoh, G. C., & Okolie, U. C. (2021). Knowledge Management and its Importance in modern Organizations. *Journal of Public Administration, Finance and Law*.
<https://doi.org/10.47743/jopaf1-2021-20-19>
- [71] Taiwo, R., Yussif, A.-M., & Zayed, T. (2025). Making waves: Generative artificial intelligence in water distribution networks: Opportunities and challenges. *Water Research X*.
<https://doi.org/10.1016/j.wroa.2025.100316>
- [72] Teriete, T., Böhm, M., Sai, B. K., Erlach, K., & Bauernhansl, T. (2022). Event-based Framework for Digitalization of Value Stream Mapping. *Procedia CIRP*.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.012>
- [73] Toprani, D., & Madiseti, V. K. (2025). LLM Agentic Workflow for Automated Vulnerability Detection and Remediation in Infrastructure-as-Code. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3560911>
- [74] Tsaneva, S., Dessì, D., Osborne, F., & Sabou, M. (2025). Knowledge graph validation by integrating LLMs and human-in-the-loop. *Information Processing & Management*.
<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2025.104145>
- [75] van der Aalst, W., Adriansyah, A., de Medeiros, A. K. A., Arcieri, F., Baier, T., Blickle, T., Bose, J. C., van den Brand, P., Brandtjen, R., Buijs, J., Burattin, A., Carmona, J., Castellanos, M., Claes, J., Cook, J., Costantini, N., Curbera, F., Damiani, E., de Leoni, M., ... Wynn, M. (2012). *Process Mining Manifesto*. In F. Daniel, K. Barkaoui, & S. Dustdar (Hrsg.), *Business Process Management Workshops*. Springer.
https://doi.org/10.1007/978-3-642-28108-2_19
- [76] Van Der Aalst, W. M. P. (2023). *Object-Centric Process Mining: Unraveling the Fabric of Real Processes*. Mathematics.
<https://doi.org/10.3390/math11122691>
- [77] Van Der Aalst, W. M. P., & Carmona, J. (Hrsg.). (2022). *Process Mining Handbook*. Springer International Publishing.
<https://doi.org/10.1007/978-3-031-08848-3>

- [78] Wang, G., Hu, J., Zhou, J., Liu, S., Li, Q., & Sun, Z. (2025). Knowledge-guided large language model for material science. *Review of Materials Research*.
<https://doi.org/10.1016/j.revmat.2025.100007>
- [79] Wang, Y., Xu, Z., & Dang, Y. (2022). Construction of Double-Layer Knowledge Coordination Network for Product Quality Problem Solving. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3190882>
- [80] Weber, R. (2021). Wissensmanagement oder Informationsmanagement? Gibt es da einen Unterschied? Abgerufen 8. März 2025.
<https://shorturl.at/RUTy6>
- [81] Yang, W., Some, L., Bain, M., & Kang, B. (2025). A comprehensive survey on integrating large language models with knowledge-based methods. *Knowledge-Based Systems*.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2025.113503>
- [82] Yeon, M.-S., Lee, Y.-K., Pham, D.-L., & Kim, K. P. (2022). Experimental Verification on Human-Centric Network-Based Resource Allocation Approaches for Process-Aware Information Systems. *IEEE Access*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3152778>
- [83] Zhao, D. (2024). FRAG: Toward Federated Vector Database Management for Collaborative and Secure Retrieval-Augmented Generation (Version 1). *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/ARXIV.2410.13272>

A Systematische Übersicht relevanter Fachliteratur zur Analyse interner Wissensflüsse mit Process Mining (F1)

Die nachfolgende Übersicht fasst die im Rahmen der systematischen Literaturrecherche identifizierten und ausgewerteten Publikationen zur Beantwortung der Forschungsfrage F1 systematisch zusammen. Neben Titel, Autorenschaft, Jahr und Klassifizierung, erfolgt eine Einordnung des Inhaltes der jeweiligen analysierten Publikationen entlang der SECI-Komponenten (Externalisierung, Kombination, Internalisierung), wie sie im Wissenskonversionsmodell von Nonaka und Takeuchi (1995)[55] beschrieben werden. Für jede in der Tabelle erfasste Publikation wird die Relevanz für F1 sowie die potentielle Relevanz für F2 abgeleitet. Eine zusätzliche Spalte fasst zentrale Inhalte der jeweiligen Arbeit und die abgeleiteten Erkenntnisse möglichst prägnant zusammen. Eine letzte Spalte aggregiert die Einschätzung der thematischen Relevanz des Beitrages im Hinblick auf die Forschungsfragen.

Tabelle 3: Legende zur systematischen Literaturübersicht (Forschungsfragen F1, F2)

Spaltenname	Beschreibung
ID	Eindeutige Identifikationsnummer zur internen Referenzierung der analysierten Publikationen. Diese Nummer entspricht <i>nicht</i> der Zitation im Literaturverzeichnis, sondern dient ausschliesslich der Identifikation innerhalb der Übersichtstabelle.
Titel, Autoren, Jahr	Bibliografische Eckdaten der jeweiligen Arbeit.
Fachbereich	Thematische oder disziplinäre Zuordnung der Arbeit.
SECI-Externalisierung	Beitrag der Arbeit zur <i>Externalisierung</i> impliziten Wissens.
SECI-Kombination	Beitrag der Arbeit zur <i>Kombination</i> expliziter Wissenseinheiten.
SECI-Internalisierung	Beitrag der Arbeit zur <i>Internalisierung</i> expliziten Wissens.
Relevanz F1/F2	Einschätzung der Relevanz der Arbeit für die Forschungsfrage F1/F2.
Relevanz	Bewertung der Gesamtrelevanz (dreistufig: mittel – hoch – sehr hoch).
Kurzfassung der Inhalte	Kompakte inhaltliche Zusammenfassung der jeweiligen Publikation, inkl. Bezug zu SECI, Methode und Forschungsfragen.

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
001	Construction and Application of the User Behaviour Knowledge Graph in Software Platforms	F. Shang Q. Ding R. Du M. Cao H. Chen	2021	Ziel des Papers ist es eine Methode vorzustellen, welche wertvolles Wissen aus Benutzerverhalten im Rahmen von Softwarenutzung gewinnt. Idee: Aus Verhalten der Nutzenden einer Software ableiten, wie Software verbessert werden soll, ohne dass Nutzer direkt Feedback geben müssen. So wird implizites Wissen erfasst. Um dieses Wissen sinnvoll darstellen und interpretieren zu können, wird ein Wissensgraph konstruiert, ein Netzwerk aus Informationen und Zusammenhänge.	Softwareentwicklung	Das implizite Nutzerwissen (z. B. Nutzungsmuster, fehlerhafte Interaktionen) wird durch Analyse von Nutzerverhalten extrahiert und explizit in einem Wissensgraphen dargestellt.	Die extrahierten Wissensseinheiten (z. B. Komponenten, Bugs, Module) werden durch graphbasierte Modellierung (Neo4j, FP-Growth) strukturiert und verknüpft.	Entwickler können durch visuelle Abfragen (Cypher-Queries) auf explizit gemachtes Wissen zugreifen und dieses für Softwareverbesserungen nutzen.	Die Arbeit nutzt nutzerzentrierte Interaktionsdaten, um über Assoziationsregel-Mining (FP-Growth) Muster und Zusammenhänge zwischen Softwarekomponenten zu identifizieren. Dies ermöglicht eine formalisierte Darstellung interner Wissensflüsse in Form eines Knowledge Graphs. Das Paper passt gut zu F1, wenn auch kein klassisches Process Mining. Benutzerverhalten wird als impliziter Wissensfluss interpretiert. Diese Verhaltensmuster werden systematisch extrahiert und in einem Wissensgraph abgebildet - die grafische Abbildung ermöglicht eine durchsuchbare Repräsentation interner Wissensflüsse.	RAG oder verwandte Methoden werden in der Arbeit nicht erwähnt oder eingesetzt. Die Wissensbereitstellung erfolgt rein über graphbasierte Retrievalmethoden (Neo4j + Cypher), nicht über generative oder semantische Systeme.	mittel 🟡
002	Construction of Double-Layer Knowledge Coordination Network for Product Quality Problem Solving	Y. Wang Z. Xu Y. Dang	2022	Qualitätsprobleme in Produkten sollen mit Hilfe von Wissensextraktion aus Daten zum Qualitätsmanagement analysiert werden können. Ziel ist es, dass Mitarbeitende schneller und gezielter auf Qualitätsprobleme reagieren können. Insgesamt hilft dieser Ansatz um Wissen im Unternehmen besser zu nutzen, Abhängigkeit von Einzelpersonen zu lösen, Qualität von Produkten effizienter zu sichern.	Industrie 4.0	Implizites Erfahrungswissen aus Qualitätsmanagement (QPS) wird explizit gemacht und in strukturierte Wissensgraphen (DL-KCN) überführt.	Die Problemschicht und Lösungsschicht werden aus vielen Einzelwissensteilen kombiniert und logisch verknüpft (Triadenbildung, Ursache-Wirkung-Beziehungen).	Mitarbeitende können durch die Nutzung des DL-KCN effizienter lernen und Entscheidungen treffen, die direkte Unterstützung individueller Lernprozesse wird aber nur implizit adressiert.	Sehr passend. Die Arbeit analysiert reale Qualitätsprozesse auf Basis semistrukturierter Daten und wandelt diese in ein formales, graphbasiertes Wissensmodell um. Zwar wird der Begriff «Process Mining» nicht genannt, die Methodik erfüllt jedoch vergleichbare Ziele hinsichtlich der Prozessstruktur- und Pfadanalyse. Es wird systematisch Erfahrungswissen aus realen Produktionsdauern extrahiert und als graphisches Netzwerkmodell visualisiert. Diese Darstellung bildet die Wissensflüsse zwischen Problemen und Lösungen ab. Analog zu klassischen PM-Graphenanalyse, ermöglicht DL-KCN eine grafische Analyse von Wissensflüssen und deren Zusammenhänge.	RAG: Nicht behandelt. Es gibt keinen Einsatz von Retrieval-Mechanismen, Vektorsuche, semantischem Retrieval oder generativer Antworterzeugung.	mittel 🟡
003	A Heuristic Grafting Strategy for Manufacturing Knowledge Graph Extending and Completion Based on Nature Language Processing: KnowTree	L. He B. Dong P. Jiang	2021	In der Industrie (z. B. bei der Herstellung von Geräten) brauchen Unternehmen heutzutage viel Wissen, um gute Entscheidungen zu treffen. Dieses Wissen ist oft unvollständig oder auf viele verschiedene Dokumente verteilt. Um dieses Problem zu lösen, werden sogenannte Wissensgraphen (Knowledge Graphs, KG) eingesetzt – das sind Netzwerke, die zeigen, wie verschiedene Begriffe, Prozesse und Lösungen zusammenhängen. Die Autoren schlagen eine neue Methode vor, um solche Wissenslücken zu füllen – und nennen sie «heuristische Pfropfstrategie (HGS)». Der Begriff stammt aus der Landwirtschaft: Dort werden Obstbäume «veredelt», indem man einen neuen Zweig (Spross) auf einen alten Baum (Wurzelstock) setzt. Genauso soll auch neues Wissen in bestehende Wissensgraphen eingefügt werden.	Industrie 4.0	Die NLP-basierte Extraktion von KnowScions (Begriffseinheiten) ist zentral – analog zur Externalisierung.	KnowScions werden mithilfe von SAO-Strukturen und K-BERT mit Ontologien kombiniert (Wissensintegration).	Über K-BERT wird Wissen in vektorbasierte Repräsentationen umgewandelt, um semantische Ähnlichkeit zu messen.	Es wird kein klassisches PM beschrieben. Jedoch noch immer relevant: Der Ansatz zeigt, wie aus technischen Dokumenten strukturierte Wissensflüsse generiert werden können, durch Extraktion, Verknüpfung und Strukturierung von Wissensgraphen.	Zwar wird RAG nicht explizit behandelt, aber das System KnowTree nutzt verwandte Mechanismen wie Retrieval- und Embedding-basierte Ontologie-Verknüpfung (K-BERT), was funktional dem RAG-Paradigma sehr nahekommt. KnowScions werden extrahiert und semantisch in einen Klassifikationsraum eingeordnet – ein Ansatz zur kontextbasierten Wissensbereitstellung.	mittel 🟡

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
004	Variance Analysis and Handling of Clinical Pathway: An Overview of the State of Knowledge	G. Du L. Huang M. Zhou	2020	Das Paper untersucht sogenannte klinische Behandlungspfade. Diese sollen die Qualität der Versorgung verbessern und gleichzeitig die Kosten im Gesundheitssystem senken. Problem in der Praxis: Medizinisches Personal weicht oft vom vorgesehenen Behandlungspfad ab - aus verschiedenen Gründen. Diese Abweichungen - Varianz - können positive oder negative Folgen haben. Die Autoren haben mit Hilfe von Text-Mining versucht herauszufinden, wie Varianz in klinischen Pfaden untersucht wird. Mittels Process Mining wurden Abläufe in der Praxis mit Soll-Abläufen verglichen. Es gibt viele verschiedene Methoden, sie zu erkennen und zu managen, aber keine ist perfekt. Künftig könnten KI und bessere Datenanalysen helfen, Varianzen frühzeitig zu erkennen und sinnvoll zu behandeln.	Medizin	Hohe Relevanz: PM wird verwendet zur Analyse von Abweichungen in klinischen Pfaden, inkl. Protokoll-Analyse.	Verschiedene PM-Methoden (z. B. anomaly detection, clustering) zur Kombination heterogener Behandlungsverläufe genutzt.	Geringe Relevanz: Nutzerperspektive oder Wissensaufnahme wird nicht thematisiert.	Process Mining wird eingesetzt, um reale Abweichungen vom Soll-Prozess zu erkennen und systematisch zu analysieren. Gerade bei komplexen, dynamischen Prozessen (wie klinischen Abläufen) zeigt sich: Nur durch datenbasierte, kontinuierliche Analyse werden versteckte Wissensflüsse sichtbar (z. B. Entscheidungen, die im Behandlungsprozess individuell getroffen werden). Der Ansatz ist direkt auf wissensintensive Prozesse übertragbar: Auch in Unternehmen weichen reale Arbeitsabläufe oft von formalen Prozessen ab – Process Mining macht solche impliziten Anpassungen sichtbar und analysierbar.	RAG wird nicht behandelt. Es finden sich keine Mechanismen des kontextgestützten Dokumentabrufs oder dynamischer Antwortgenerierung.	hoch ●
005	Complex Process Modeling in Process Mining: A Systematic Review	M. Imran M. A. Ismail S. Hamid M. H. N. M. Nasir	2022	Hier handelt es sich um eine systematische Übersicht zur Forschung zur Komplexität im Rahmen von Process Mining. Dabei wurden wissenschaftliche Artikel aus sechs grossen Datenbanken analysiert. Herausgefunden wurde, wie Komplexität in Prozessmodellen entsteht. Das Paper bezieht sich zwar nicht direkt auf Wissensflüsse, zeigt aber wichtiges Grundlagenwissen, das für die Nutzung von Process Mining zur Wissensflussanalyse entscheidend ist.	Softwareentwicklung	Identifikation komplexer, unstrukturierter Prozesse durch PM-Modelle (z. B. Spaghetti-Modelle), ermöglicht die Visualisierung impliziter Prozessausführungen.	Systematische Kategorisierung von Komplexitätsreduktionstechniken (Clustering, Abstraktion, Noise Filtering), PM als Werkzeug zur Verdichtung von Prozesswissen.	Erkenntnisse über Komplexitätsursachen und -Metriken (z. B. Fitness, Precision, Strukturmetriken) ermöglichen bessere Interpretation und Anwendung von Prozesswissen.	Es wird hervorgehoben, dass die Qualität und Verständlichkeit der PM-Ergebnisse ausschlaggebend sind. Verständliche Modelle machen es möglich, interne Wissensflüsse zu analysieren. Komplexitätsmanagement im PM wird als Schlüssel identifiziert, um aus Rohdaten nutzbares, handhabbares Wissen über Prozesse zu extrahieren: Dadurch wird implizites Wissen zugänglich und nutzbar gemacht. Methoden wie Clustering, Abstraktion und Rauschunterdrückung helfen, aus grossen unstrukturierten Daten sinnvolle, grafische Darstellungen zu schaffen, eine Voraussetzung für datenbasierte Wissensflussanalysen	RAG oder vergleichbare Retrieval-Augmented-Techniken werden nicht thematisiert.	mittel ●



ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
006	Experimental Verification on Human-Centric Network-Based Resource Allocation Approaches for Process-Aware Information Systems	M. -S. Yeon Y. -K. Lee D. -L. Pham K. P. Kim	2022	Das Paper präsentiert einen datenbasierten Ansatz zur Entscheidungsunterstützung bei der Personalressourcenzuweisung in Unternehmen. Der Fokus liegt auf der Analyse von menschenzentrierten Netzwerken, die aus Ereignisprotokollen von Informationssystemen gewonnen werden. Ziel ist es, durch datengetriebene Einsichten die Zuweisung von Personal effizienter, kostensparender und produktiver zu gestalten. Ereignisprotokolle werden also verwendet, um daraus ein Netzwerk menschlicher Interaktionen im Unternehmenskontext zu rekonstruieren. Dies bietet eine Grundlage für die Weiterentwicklung intelligenter HR-Zuweisungssysteme.	HR	Implizite Wissensbeziehungen zwischen Mitarbeitenden werden durch Ereignisprotokollanalyse explizit dokumentiert und quantifiziert.	Viefältige Anwendung von PM zur Erkennung von Human-Centric Networks zur späteren Entscheidungsunterstützung.	Mitarbeitende und Manager können aus den Netzwerkstrukturen lernen, bessere Aufgaben zuweisen und Arbeitsabläufe gestalten.	Menschenzentrierte Netzwerke werden durch die Analyse von Ereignisprotokollen rekonstruiert. Diese Netzwerke bilden reale, oft implizite Wissens- und Arbeitsbeziehungen zwischen Mitarbeitenden ab. Soziale Netzwerkanalyse wird eingesetzt, um Schlüsselpersonen, Interaktionsmuster und Kompetenzverteilung sichtbar zu machen. Das entspricht einer grafischen und datenbasierten Analyse von internen Wissensflüssen. Die Analyse unterstützt Unternehmen dabei, besser zu verstehen, welche Mitarbeitenden welche Aufgaben gut bewältigen können - und optimiert darauf aufbauend die Ressourcenzuweisung. Das Paper demonstriert, dass Process-Mining-Techniken (auf Basis von Ereignislogs) genutzt werden können, um implizite Wissensflüsse innerhalb von Organisationen grafisch sichtbar und für Entscheidungsprozesse zugänglich zu machen - und adressiert damit F1.	RAG wird nicht behandelt. Es gibt keine Mechanismen zur kontextbasierten Beantwortung von Nutzeranfragen oder dynamischen Wissenszugriff.	hoch ●
007	Supporting Governance in Healthcare Through Process Mining: A Case Study	S. Agostinelli F. Covino G. D'Agnese C. De Crea F. Leotta A. Marrella	2020	Krankenhäuser stehen unter zunehmendem Druck, ihre Effizienz zu steigern. Das Paper stellt im Rahmen des Krankenhausmanagements ein Process-Mining-Projekt vor, welches mithilfe klinischer Daten Patiententpfade versucht zu analysieren um steuerungrelevante Erkenntnisse für das Krankenhausmanagement zu gewinnen.	Medizin	Das Paper zeigt, wie implizites Wissen über Prozesse systematisch externalisiert wird: Management hatte zuvor nur Intuition: Durch Process Mining wurden quantifizierte, explizite Modelle erstellt (z. B. BPMN, soziale Netzwerke, Zeitverteilungen).	Analyse von Outpatient-, Emergency- und Hospitalization-Prozessen mit umfassender Integration klinischer Daten in Event Logs.	Indirekt unterstützt durch Visualisierungen (z. B. Dotted Charts, BPMN), die für Managemententscheidungen genutzt wurden.	Das Paper zeigt klar, dass Process Mining eine hervorragende Methode zur Analyse interner Wissensflüsse ist - gerade in komplexen datenintensiven Umgebungen, wie dem Gesundheitswesen: Process Mining wird eingesetzt, um Patiententpfade grafisch und quantitativ zu rekonstruieren, vergleichbar mit der Analyse interner Wissensflüsse in einem Unternehmen. Die Organisationsperspektive innerhalb des PM zeigt explizit auf, welche Mitarbeitende und Abteilungen im Rahmen der Patientenanalyse wie zusammenarbeiten, das entspricht der Analyse von Wissensnetzwerken. Die extrahierten Prozessmodelle mittels PM machen implizite Abläufe sichtbar.	Es gibt keine Hinweise auf den Einsatz oder die Konzeption von RAG oder vergleichbarer Technologien wie QA-Systeme oder semantisches Retrieval.	sehr hoch ●
008	Extracting Reusable Fragments From Data-Centric Process Variants	R. Eshuis	2023	In wissensintensiven Geschäftsprozessen müssen Prozesse häufig flexibel an konkrete Fallsituationen angepasst werden. Ziel des Papers ist es, einen automatisierten Ansatz zur Extraktion wiederverwendbaren Prozessfragmenten aus datenzentrischen Prozessvarianten vorzuschlagen. Ziel: den manuellen Aufwand, der bei der Erstellung und Anpassung von Prozessvarianten entsteht, zu reduzieren, und dabei Qualität und Konsistenz zu verbessern. Der Beitrag ist besonders relevant für Organisationen mit stark variantengetriebenen Prozessen - z. B. öffentliche Verwaltung.	Softwareengineering	Wissensintensive Modifikationen von Prozessen werden aus Varianten extrahiert. Implizites Wissen wird explizit.	Kein klassisches Process Mining - aber systematische Ableitung neuer Varianten durch Komposition von Fragmenten.	Indirekt: Knowledge Workers können aus visualisierten Fragmenten lernen und eigene Varianten generieren.	Das Paper adressiert F1 nicht direkt im klassischen Sinne des Process Mining, aber liefert relevante Grundlagen, um interne Wissensflüsse systematisch analysierbar und rekonstruierbar zu machen.	Keine Verwendung von RAG oder verwandten Konzepten wie QA oder semantisches Retrieval.	mittel ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
009	Context-Aware Process Performance Indicator Prediction	A. E. Márquez-Chamorro K. Revoredo M. Resinas A. Del-Río-Ortega F. M. Santoro A. Ruiz-Cortés	2020	Das Paper stellt mit CAP3 eine Methodik vor, die durch gezielte Identifikation relevanter Kontextinformationen die prädiktive Überwachung von Geschäftsprozessen verbessert und dabei maschinelles Lernen mit Expertenwissen kombiniert. In bisherigen Ansätzen des Process Mining werden oft alle verfügbaren Kontextdaten verwendet, ohne ihre Relevanz für bestimmte Vorhersageziele zu prüfen. Zu viele irrelevante Merkmale können jedoch die Vorhersagegenauigkeit verschlechtern.	Business	CAP3 nutzt Experteninterviews, um implizites Wissen über kontextrelevante Faktoren explizit zu machen (z. B. welche Bedingungen beeinflussen den Prozess wirklich).	Kontextattribute werden in strukturierter Methodik (CAP3) formalisiert und in Event Logs integriert.	Mitarbeitende und Entscheidungsträger können durch die prädiktiven Modelle neues Wissen internalisieren (z. B. welche Prozessbedingungen kritisch sind), aber das Paper stellt keine direkte Lernumgebung bereit – es bietet eher Entscheidungsunterstützung.	Die Arbeit ist hochrelevant. Sie zeigt, wie Process Mining durch Kontextinformationen verbessert werden kann – etwa durch strukturierte Erweiterung von Event Logs und gezielte Attributselektion, was zu besseren Prognosemodellen führt. D.h. das Paper passt sehr gut zu F1, da es zeigt, wie kontextbasiertes PM hilft, interne Wissensflüsse besser zu verstehen und zu verbessern. Kontextsensitives PM wird genutzt, um zu erkennen, welche Faktoren (z. B. Standort, Priorität, Ressourcen), auf den Erfolg oder Misserfolg einzelner Prozessinstanzen wirken. Durch das gezielte Einbinden relevanter Kontextinformationen wird der Wissensfluss darüber, welche Bedingungen den Prozess beeinflussen, sichtbar und messbar gemacht. Mit CAP3 wird ein strukturierter Ansatz bereitgestellt, wie Expertenwissen (implizites Wissen über relevante Kontextinformationen) erhoben, dokumentiert und prädiktive Überwachungslösungen überführt werden können.	RAG oder vergleichbare generative Retrieval-Ansätze werden in der Arbeit nicht behandelt. Es gibt keinen Bezug zur KI-basierten Wissensbereitstellung oder -erweiterung.	sehr hoch ●
010	A Lightweight Ontology for Enterprise Architecture Mining of API Gateway Logs	C. Roberto Pinheiro S. Luís Proença Duarte Guerreiro H. S. Mamede	2024	Das Paper beschäftigt sich mit Enterprise Architecture Mining (EA-Mining) – speziell mit der Entwicklung und Anwendung einer Ontologie, um automatisch EA-Modelle aus API-Gateway-Protokolldaten zu generieren. Ziel ist es, die manuelle Modellierung von EA zu reduzieren und die Aktualität und Genauigkeit von Architekturmodellen zu verbessern. Das Paper zeigt, dass Data Mining (über API-Gateway-Daten) ein leistungsfähiges Mittel sein kann, um interne Wissensflüsse datengestützt und grafisch analysierbar zu machen – insbesondere im Zusammenspiel zwischen Geschäftsbereichen und IT.	Softwarearchitektur	Implizites Architekturwissen wird aus API-Gateway-Logs durch Mining sichtbar gemacht und strukturiert dokumentiert (Ontologie-Modellierung, OWL).	Daten aus API-Logs werden mittels Ontologie kombiniert und für die automatische Modellierung von Architekturansichten (Prozess + Daten) zusammengeführt.	Die generierten Architektursichten (z. B. ArchiMate View) unterstützen die Nutzer dabei, strukturierte Einsichten zu gewinnen und fundierte Entscheidungen zu treffen.	Das Paper behandelt zwar primär Enterprise Architecture Mining - EA-Mining - aber der Kernmechanismus, nämlich die Nutzung von API-Gateway Protokolldaten zur automatischen Modellierung von Geschäftsprozessen und Datenflüssen entspricht einer Form von Process Mining. Nutzung für Wissensmanagement: Durch die Visualisierung dieser internen Abläufe entstehen neue Einsichten, wie Systeme, Prozesse, und Datenströme miteinander verbunden sind - also wie Wissen zwischen Abteilungen und IT-Systemen tatsächlich fließt.	Nicht behandelt. Es gibt keinen Einsatz von RAG oder ähnlichen generativen Technologien.	mittel ●
011	Organizational Closeness Centralities of Workflow-Supported Performer-to-Activity Affiliation Networks	H. Ahn K. P. Kim	2021	Das Paper untersucht, wie aus Workflow-Modellen organisatorisches Wissen über Beziehungen zwischen Mitarbeitenden und Aktivitäten gewonnen werden kann. Der Fokus liegt in der Messung der organisatorischen Nähe, also wie Ausführende und Aktivitäten in einem Workflow-Netzwerk miteinander verbunden sind. Ziel ist es, den Grad der Fremdheit bzw. Arbeitsintimität zwischen Ausführenden sowie die Arbeitsverbundenheit zwischen Aktivitäten zu quantifizieren.	Organizational Analytics	Performer-to-Activity-Zuordnungen aus Workflow-Logs werden durch Netzwerkmodelle und zentrale Metriken explizit gemacht.	Repräsentationen in Form bipartiter Matrizen ermöglichen eine strukturierte Modellierung und quantitative Auswertung von Interaktionen.	Erkenntnisse über Nähe-/Distanzmetriken können strategische Rückschlüsse auf Kollaboration und Ressourceneinsatz im Unternehmen ermöglichen.	Die Arbeit beschreibt, wie aus Workflow-Event-Logs mittels zentralitätsbasierter Analyse organisatorisches Wissen extrahiert wird. Die zugrunde liegenden Netzwerke (z. B. performer-to-activity affiliation networks) bieten neue Perspektiven auf Wissensflüsse und soziale Strukturen im Unternehmen. Das Paper zeigt sehr gut, dass Workflow-Modelle genutzt werden, um implizite Wissensflüsse in Unternehmen sichtbar zu machen. Dabei entspricht das Mining von Performer zu Aktivitäten Beziehungen einer Form des Process Mining. Das Paper geht auf F1 ein, indem es zeigt, wie sich über PM von Workflow-Daten interne Wissensflüsse (über gemeinsame Aktivitäten und Nähe) abbilden und analysieren lassen.	Keine Relevanz. Es wird kein Retrieval-Mechanismus oder KI-basiertes Antwortsystem diskutiert.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
012	gPROFIT: A Tool to Assist the Automatic Extraction of Business Knowledge From Legacy Information Systems	J. A. Garcia-García C. A. Maldonado A. Meidan E. Morillo-Baro M. J. Escalona	2021	Unternehmen setzen oft noch alte, spezialisierte - sogenannte Legacy-IT-Systeme ein. Diese speichern wichtige Prozessinformationen in relationalen Datenbanken - aber nicht in moderner Prozessform. Somit dokumentieren solche Systeme die Abläufe im Unternehmen schlecht oder gar nicht, was eine Digitalisierung und Prozessoptimierung erschwert. Ziel des Papers: Entwicklung eines Frameworks zur Extraktion von Geschäftsprozessmodellen aus Legacy-Datenbanken. Ergebnis aus Proof of Concept: Viele der entdeckten Prozesse waren zuvor nicht dokumentiert. Unternehmen konnten dadurch kontinuierlich Verbesserungsprozesse initiieren.	Business Process Engineering	Implizite Prozessinformationen in Legacy-Systemen werden durch ML-gestützte Extraktion (Reverse Engineering + Metamodellierung) sichtbar gemacht. Mit dem vorgestellten Modell/Framework wird implizites Prozesswissen, welches versteckt ist in alten Systemen, verfügbar gemacht. KI hilft hier, verborgenes Wissen effizient zu externalisieren.	Modellgetriebene Architektur kombiniert Daten aus relationalen Legacy-Datenbanken mit zeitlich strukturierten Prozessmodellen (BPMN-kompatibel). Die extrahierenden Prozessmodelle können semantisch verknüpft werden - das Framework nutzt Regeln und Machine Learning um heterogene Daten sinnvoll in ein strukturiertes Gesamtbild zu überführen. Informationen werden vernetzt und systematisch aufbereitet.	Extrahierte BPMN-Modelle können direkt zur Verbesserung von Entscheidungsprozessen genutzt werden (z. B. Modernisierung, Prozessverständnis, Digitalisierungsstrategie).	Das Paper zeigt, wie mithilfe von Modelltransformation und maschinellem Lernen Prozesse aus Legacy-Systemen extrahiert werden können, auch wenn keine Event-Logs vorliegen. Wissensflüsse und Geschäftsprozesse werden in diesem Ansatz gleichbehandelt: Alte Prozessausführungen (oft implizites Wissen, da nicht vollständig dokumentiert) werden über die Analysen von Datenbanken sichtbar gemacht. Hier wird Reverse Engineering betrieben: Aus Transaktionsdaten werden strukturierte Wissensmodelle (Prozessmodelle) gewonnen. Wissensflüsse werden so nachvollziehbar und optimierbar gemacht.	Keine Relevanz – Kein Bezug zu Retrieval-Augmented Generation oder semantischer Wissensbereitstellung.	sehr hoch ●
013	Business Process Anomaly Detection and Root Cause Analysis Using BLSTM-VAE With Attention	E. A. El-Aziz R. Fathalla Y. Ismail M. Shaheen	2024	Geschäftsprozessdaten in Unternehmen enthalten oft Anomalien (z. B. Systemfehler, oder sogar Betrug), die schwer manuell zu erkennen sind. Unüberwachte Methoden zur Anomalieerkennung sind verbreitet, da es oft keine gelabelten Anomalien gibt. Diese Methoden sind jedoch oft ungenau und liefern wenig Ursachenanalyse. Der in diesem Paper vorgestellte neue Ansatz verbessert sowohl die Erkennungsgenauigkeit als auch die Interpretierbarkeit im Vergleich zu bestehenden Methoden. Das vorgestellte Modell kann auf Wissensflüsse angewendet werden, um: ungewöhnliche Wissensbewegungen zu identifizieren, Brüche im Wissensaustausch aufzuzeigen, Ursachen von Wissensverlust nachzuvollziehen.	Business Process Intelligence	Prozessanomalien werden aus Event Logs extrahiert, interpretiert und mit Ursachen versehen – dies ermöglicht die Sichtbarmachung nicht dokumentierter Fehlerpfade.	Kombination mehrerer ML-Architekturen (VAE, BLSTM, Self-Attention, Embedding) zur Analyse von Prozessen auf Trace- und Event-Ebene.	Nutzer können über Root-Cause-Analyse die Ursachen atypischer Prozesse nachvollziehen und potenziell lernen, Prozesspfade zu verbessern.	Das Paper zeigt, wie Ereignisprotokolle aus Geschäftsprozessen automatisiert analysiert werden um Anomalien zu erkennen und deren Ursachen möglichst zu verstehen. Wenn Wissensprozesse als Ablauffolgen dokumentiert sind, dann können ähnliche Methoden genutzt werden, um Störungen im Wissensfluss zu erkennen. Durch Process Mining können Protokolle visuell als Graphen dargestellt werden - Anomalien könnten markiert werden, ähnlich wie Geschäftsprozessabweichungen.	Nicht behandelt. Kein semantisches Retrieval oder kontextgestützter Wissensabruf, keine generativen Komponenten.	hoch ●
014	On What Goes on With Goal-Oriented Healthcare Equipment Regulations : An Exploratory Case Study on the Diagnostic Imaging Equipment Industry in Brazil	C. H. C. Duarte	2020	Fallstudie mit mehreren Unternehmen in Brasilien im Bereich der diagnostischen Bildgebungsindustrie. Kombination aus Expertenwissen und Process Mining-Techniken zur Analyse der Regulierungsprozesse. Denn: Gesundheitssektor ist stark reguliert. Übermäßige Regulierung kann Innovationen hemmen und Kosten erhöhen, jedoch können gut gestaltete Vorschriften Markteintritt erleichtern und Anreize schaffen. Eine zielorientierte Regulierung in Verbindung mit Process Mining kann die Einhaltung von Vorschriften nicht nur effizienter gestalten, sondern auch Innovation und Wettbewerbsfähigkeit im Gesundheitsmarkt fördern.	Healthcare Regulation	Durch Anwendung von Process Mining auf regulatorische Abläufe werden zuvor implizite Vorgänge (z. B. Akkreditierungsverläufe) explizit gemacht.	Expertenwissen wird kombiniert mit Event-Logs zur Prozessmodellierung, zusätzlich wird normative Information (Regelwerke) strukturiert integriert.	Die visualisierten Prozessmodelle dienen zur Ableitung konkreter Verbesserungen im Regulierungsprozess – d. h. potenzieller Wissenstransfer in Produktmanagement.	Die Arbeit beschreibt detailliert, wie mithilfe von Process Mining regulatorische Prozesse in der Medizintechnik (Brasilien) analysiert, visualisiert und verbessert werden. Es wird ein vollständiges Event-Log-basierendes Modell erzeugt. Diese Arbeit ist ein exzellenter Beleg für die Anwendbarkeit von Process Mining in regulierten Wissensprozessen – konkret im Bereich der Gesundheitsregulierung. Sie liefert ein realistisches und datengestütztes Beispiel, das über die Modellierung hinausgeht und auch Prozessverbesserungen beschreibt.	Keine Relevanz. Kein semantischer, generativer oder kontextuell unterstützter Abruf von Wissen oder Informationen.	hoch ●



ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
015	Data-Driven Anomaly Detection and Event Log Profiling of SCADA Alarms	J. R. Andrade C. Rocha R. Silva J. P. Viana R. J. Bessa C. Gouveia B. Almeida R. J. Santos M. Louro P. M. Santos A. F. Ribeiro	2022	Im Energiebereich produzieren SCADA-Systeme täglich riesige Mengen an Alarm- und Ereignisdaten. Netzbetreiber stehen bei Störungen und Netzausfällen unter hohem Druck. Die Daten sind schwierig zu interpretieren. Ziel: KI-Methoden entwickeln, die menschliche Netzbetreiber bei der Analyse und Entscheidungsfindung unterstützen. KI-basierte Verarbeitung von Alarm- und Ereignisdaten kann die Entscheidungsfindung im Netzbetrieb massiv verbessern.	Energie	Implizite Kenntnisse der Netzbetreiber über normale und anomale Schutzsystemvorgänge werden durch die automatische Ereignis- und Alarmanalyse explizit gemacht.	Clustering + topologische Prozessdarstellungen = Kombination: Einzelne Ereignisse werden zu einem systematischeren Wissenssatz verknüpft.	Anwendung der datengestützten Werkzeuge im Alltag = Internalisierung: Neues, explizites Wissen (z. B. über typische Fehlermuster) wird zu implizitem Erfahrungswissen.	Das Paper beschreibt zwar nicht direkt PM im klassischen Sinne (Log-zu-Graph-Modellierung), aber: Es verarbeitet Ereignisprotokolle (Event-Logs) aus dem Betrieb eines Stromnetzes durch Data Mining und Clusteranalysen. Die entwickelten Tools transformieren ungeordnete Rohdaten in strukturierte, grafisch darstellbare Prozessinformationen - z. B. vereinfachte topologische Karten. Analog zu Wissensprozessen: Auch hier geht es darum, viele einzelne, unstrukturierte Informationsereignisse zu einem prozesshaften, auswertbaren Gesamtbild zu verdichten. Die Ereignisse werden grafisch gruppiert und analysiert – sehr ähnlich zu Process Mining, das ja auch «versteckte» Prozessstrukturen aus Event-Daten aufdeckt. Datengestützte Analyse wird genutzt, um interne Vorgänge (hier: Netz- und Schutzsystemverhalten) sichtbar und optimierbar zu machen.	Retrieval-Augmented Generation wird nicht thematisiert.	mittel ●
016	Increasing the Cybersecurity of Smart Grids by Prosumer Monitoring	L. Coppolino R. Nardone A. Petruolo L. Romano	2025	Der Übergang von traditionellen Stromnetzen zu intelligenten Smart Grids erhöht die Energieeffizienz, schafft aber neue Cybersecurity-Risiken. Entwicklung eines neuartigen Ansatzes zur Sicherheitsüberwachung: Nutzung von Geschäftsprozesswissen zur frühzeitigen Erkennung komplexer Angriffe. Aufbau einer kontinuierlichen Feedback-Schleife zur Verbesserung der Abwehrmechanismen.	Cybersecurity	Geschäftsprozessmodellierung + CIM + Bedrohungsmodell = Externalisierung: Implizite Abläufe und Bedrohungen werden sichtbar und dokumentierbar gemacht.	Zusammenführung von Infrastruktur-, Asset- und Bedrohungswissen = Kombination: Verknüpfung einzelner expliziter Wissensquellen zu komplexeren, ganzheitlichen Modellen.	Nutzung der Bedrohungsmodelle und Empfehlungen = Internalisierung: Neues Entscheidungswissen wird praktisch angewandt und damit Teil des Erfahrungswissens.	Geschäftsprozessmodellierung wird verwendet, um normales Verhalten von «Prosumern» im Smart Grid zu verstehen. Dabei wird prozessuales Wissen gesammelt, modelliert und analysiert. D.h. wie bei Wissensprozessen werden Abläufe von Aktivitäten systematisch erfasst und grafisch modelliert. Datengestützte Analyse ermöglicht die Identifikation von kritischen Wissensereignissen, die sonst verborgen bleiben würden.	Retrieval-Augmented Generation oder verwandte semantische Suchmethoden werden nicht thematisiert.	mittel ●
017	Intelligent Framework to Support Technology and Business Specialists in the Public Sector	Á. F. Pinheiro W. B. Santos F. B. de Lima Neto	2023	Ein Framework wird vorgestellt, das künstliche Intelligenz KI nutzt, um öffentliche Verwaltung bei der Einhaltung gesetzlicher Vorschriften (Compliance) zu unterstützen, sowohl für IT-Experten als auch für Endnutzer ohne KI-Erfahrung. Öffentliche Organisationen benötigen intelligente Systeme. Bisher fehlen flexible, wiederverwendbare KI-Lösungen. Basierend auf Analysen wie PM, Anomalieerkennung und Regelextraktion.	E-Government	Das Framework nutzt KI-gestützte Analyse zur Auswahl relevanter Prozesse für Compliance im öffentlichen Sektor. Es wird betont, dass durch KI wie Process Mining implizites Wissen aus Prozessdaten sichtbar gemacht wird.	Process Mining wird als eine der drei tragenden Säulen im Framework genannt. Es dient zur Analyse und Verbesserung regelkonformer Prozesse. Process Mining, Regelleitung und Risikomanagement-Tools werden integriert, um eine systematische Verknüpfung der Prozessinformationen zu ermöglichen.	Erkenntnisse aus Process Mining fließen über das Framework in Handlungsempfehlungen ein – Ziel ist die Unterstützung bei Entscheidungsfindung.	Process Mining wird verwendet, um vorhandene Abläufe systematisch zu rekonstruieren, zu analysieren und zu optimieren. Das Framework erfasst Datenströme und Ereignisse und nutzt diese, um Prozesse transparent und nachvollziehbar zu machen. Besonders wichtig: Durch Wiederverwendbarkeit und die Schaffung eines konzeptionellen Modelles können unterschiedliche Wissensflüsse aus verschiedenen Anwendungen verglichen und standardisiert werden. Das Paper zeigt, dass Process Mining in Kombination mit KI ein wirksames Mittel sein kann, um interne Abläufe sichtbar zu machen – also auch Wissensflüsse, sofern diese als «Prozesse» abgebildet sind.	Es gibt keinerlei Hinweise auf Retrieval-Augmented Generation oder ähnliche Ansätze zur kontextsensitiven Generierung von Wissen.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
018	Unlocking the Potential of Information Modeling for Root Cause Analysis in a Production Environment: A Comprehensive State-of-the-Art Review Using the Kitchenham Methodology	L. Koval S. Knollmeyer S. G. Mathias S. Asif M. Uzair Akmal D. Grossmann M. Bregulla	2024	Produktionsdaten sind in grossen Mengen verfügbar, jedoch ist die Ursachenanalyse (Root Cause Analysis RCA) ineffizient. Informationsmodelle wie Depp Learning bieten grosses Potential, um RCA schneller und präziser zu gestalten. Dieses Paper bietet eine systematische Literaturrecherche zu RCA, IM und DL in der Produktion. Kernergebnisse und Fazit des Papers ist, dass Deep Learning Modelle in der Lage sind komplexe Produktionsdaten automatisiert zu analysieren. Graphbasierte Analysen und Assoziationsregeln sind gemäss der Übersicht weiterhin wichtige Methoden. Zusammenfassend: Die Kombination von Informationsmodellen und Deep Learning Technologien transformiert die Ursachenanalyse in der Produktion, stösst aber auf Herausforderungen wie mangelnde Datenverfügbarkeit und fehlende Standards, die in künftiger Forschung und Praxis gezielt adressiert werden müssen.	Industrie 4.0	KI-gestützte RCA und IM externalisieren implizite Zusammenhänge und machen sie durch strukturierte Modelle explizit.	Graphen und Assoziationsregel-Mining verknüpfen einzelne Informationen zu komplexen Ursachen-Netzwerken. Die Integration von IM und ML erzeugt strukturierte, multidimensionale Darstellungen von Problem- und Lösungsräumen. Einzelne Wissensfragmente aus verschiedenen Abteilungen könnten semantisch vernetzt werden, um ein vollständiges Bild von Wissensflüssen zu erzeugen.	Visualisierte Wissensgraphen und RCA-Berichte könnten helfen, dass Mitarbeitende neue Zusammenhänge verstehen, verinnerlichen und ihr Handeln anpassen. Durch die automatisierte Aufbereitung von Wissensflüssen fördern KI-gestützte Tools die Internalisierung neuen Wissens im Arbeitsalltag.	Die Arbeit setzt sich tiefgehend mit datengetriebener Root Cause Analysis auseinander und hebt insbesondere die Rolle strukturierter Informationsmodelle hervor. Obwohl kein klassisches Event Log-basiertes Process Mining verwendet wird, erfüllen Ontologien, Knowledge Graphs und Association Rule Mining ähnliche Funktionen in der Analyse von Prozess- und Fehlerdaten. RCA-Analysen, wie im Paper beschrieben, sind methodisch sehr ähnlich zu einer Analyse von Wissensflüssen. Informationsmodelle könnten im Wissensmanagement analog verwendet werden, um interne Wissensflüsse abzubilden und Engpässe systematisch zu erkennen. Process Mining mit Informationsmodellen und Deep Learning ermöglicht eine strukturierte, datengestützte Analyse interner Wissensflüsse, ähnlich wie die Ursachenanalyse komplexer Produktionsprobleme im Paper.	Der Artikel behandelt keine Retrieval-Augmented Generation oder kontextuelle Informationsbereitstellung. Generative KI oder semantische Suche ist nicht Teil des Modells.	mittel ●
019	Semantic Code Graph—An Information Model to Facilitate Software Comprehension	K. Borowski B. Balis T. Orzechowski	2024	Da Codebasen von Programmiercode immer umfangreicher und komplexer werden, werden diese auch immer schwieriger zu verstehen. Lösung: Semantic Code Graphs SCG: ein Informationsmodell, das alle Arten von Codeabhängigkeiten auf verschiedenen Ebenen präzise und semantisch erfassen kann. SCG schliesst die Lücke zwischen theoretischer Forschung zu Codeabhängigkeiten und praktischer Anwendbarkeit im Entwickleralltag. Es verbessert das Verstehen und das Management komplexer Codebasen. Der Semantic Code Graph (SCG) stellt ein neues, praxisnahes Modell dar, das Softwareentwickler und Forscher durch präzisere, interaktiv analysierbare Codeabhängigkeitsstrukturen wesentlich beim Softwareverständnis und Refactoring unterstützt.	Softwarearchitektur	SCG macht implizite Softwareabhängigkeiten sichtbar (z. B. durch semantisch angereicherte Graphen aus Code). Das SCG-Modell externalisiert implizite Abhängigkeitsstrukturen, die sonst schwer zugänglich wären – übertragbar auf implizite Wissensflüsse.	Strukturierte SCG-Extraktion erlaubt tiefgehende Analyse von Abhängigkeiten und modularer Struktur. SCG vernetzt explizite Codeinformationen zu hochkomplexen semantischen Graphen. Explizites Wissen aus unterschiedlichen Quellen können so zu einem komplexen Wissensnetz zusammengefasst werden. SCG ermöglicht die systematische, semantische Vernetzung von explizitem Wissen.	Entwickler lernen durch interaktive Visualisierung (z. B. Graph Buddy) die Codearchitektur zu verstehen. SCG-basierte Visualisierungen fördern die Aufnahme und Anwendung von neuem explizitem Wissen, indem sie eine intuitive Erschliessung ermöglichen.	Das Paper präsentiert mit SCG ein Tool, das softwareinterne Abhängigkeiten visualisiert und analysierbar macht – vergleichbar mit einem Process Mining-Ansatz auf Codeebene. Durch semantische Annotationen, Graphanalyse und Metriken entsteht ein tiefes Verständnis über «Wissensflüsse» im Softwareprojekt. Besonders interessant: Die SCG-Datenstruktur bietet eine abstrahierte, aber direkt quellcodeverknüpfte Sicht auf Softwareprozesse. Process Mining und SCG-artige Modelle könnten interne Wissensflüsse analysieren, indem sie Wissensabhängigkeiten als Graphen visualisieren, kritische Wissensselemente identifizieren und Optimierungen ermöglichen.	Es wird keine klassische Retrieval-Augmented Generation verwendet. Dennoch thematisiert das Paper semantische Suchen, Code-Navigation und kontextuelle Datenanalyse – was auf Vorstufen oder mögliche Erweiterungspunkte für RAG-Systeme hindeutet.	mittel ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
020	A compliance assessment system for Incident Management process	A. Palma G. Acitelli, A. Marrella, S. Bonomi, M. Angelini,	2024	Beim Incident Management geht es um die Identifizierung, Priorisierung und Lösung von kritischen Störungen. Werden diese nicht behoben, können die Mitarbeiter nicht produktiv und effizient arbeiten. Darum ist ein Incident Management Prozess sehr wichtig. Das Paper beschäftigt sich mit der automatischen Bewertung der Konformität von solchen Prozessen gegenüber etablierten Sicherheitsstandards. Ziel: Kombination von Trance-Alignment-Techniken (zum Vergleich tatsächlicher und soll-Prozesse) mit automatischer Kostenanalyse.	Cybersecurity	Das Paper nutzt Trace Alignment, um implizite Prozessrealitäten in eine explizite Abweichungsdokumentation zu übersetzen. Durch automatische Abweichungsanalyse und Taxonomien wird implizites Prozesswissen externalisiert.	Das Paper verknüpft verschiedene Datenpunkte (Prozesslog, Abweichungstyp, Kostenabschätzung) zu einem systematischen Wissensmodell über den IM-Prozess. Durch die Taxonomie der Abweichungen und die automatisierte Bewertung entstehen strukturierte Wissenssätze.	Das System unterstützt Auditoren dabei, schneller und gezielter zu lernen, welche Fehler die grössten Auswirkungen haben. Durch visuelle Aufbereitung (Trace Deviation Maps, Priorisierungslisten) lernen Auditoren iterativ, bessere Entscheidungen zu treffen. Geplante Erweiterungen im Paper: Visual Analytics, um Auditoren noch intuitiver durch den Analyseprozess zu führen. Eine grafische Darstellung der Wissensflüsse und Schwachstellen könnte Mitarbeitenden helfen, neue Weitergabepraktiken besser zu verstehen und in ihr Verhalten zu übernehmen.	Das Paper bietet eine direkte methodische Vorlage, wie man Wissensflüsse ähnlich wie IM-Prozesse durch datengestützte Analyse (Logs, Protokolle) sichtbar machen und bewerten könnte. Zusätzlich zeigt das Paper, dass man durch die Verbindung von Trance-Analyse + Abweichungsklassifikation + Kostenmodell sehr gezielt Schwachstellen in den Flüssen erkennen und priorisieren kann. Wissensweitergabe kann wie ein Prozessmodell aufgefasst werden. Abweichungen wären z. B. Fälle, in denen Wissen nicht richtig weitergegeben oder gespeichert wurde. Kostenmodelle können dabei helfen, den Verlust oder die Verzögerung von Wissen zu bewerten. KI-basierte Priorisierung kann helfen, kritische Wissensverluste schneller zu finden.	Retrieval-Augmented Generation oder kontextuelle Generierung von Wissen wird nicht behandelt.	sehr hoch 
021	A Semi-Automated Approach to Process Discovery from Multiple Natural Language Documents	N. M. de Moreira Bohnenberger E. S. Sánchez L. H. Thom	2024	Das Paper präsentiert einen halbautomatischen Ansatz, um Prozessinformationen aus Dokumenten in natürlicher Sprache zu extrahieren. Insbesondere dann, wenn die Informationen über mehrere unterschiedlich formatierten Dokumente verteilt sind. Ziel ist es, den manuellen Aufwand für Business Analysten bei der Dokumentenanalyse deutlich zu reduzieren. Was ist die Motivation dahinter? Prozesse und somit das Wissen sind oft in Textdokumenten beschrieben - z. B. Richtlinien, Berichte. Diese sind unstrukturiert und uneinheitlich formatiert, nicht standardisiert. Somit ist klassische Analyse aufwändig und fehleranfällig. Lösungsvorschlag: Semantische Ähnlichkeitsmatrix aller Dokumente erstellen, Clustering, Regelbasierte Extraktion.	Softwareentwicklung	Durch semantische Ähnlichkeitsmessung und NLP-Analyse werden implizite Prozessinformationen aus unstrukturierten Dokumenten extrahiert. Damit wird implizites Wissen in strukturierte Prozessbausteine überführt. KI-Technologien wie semantische Ähnlichkeitsmessung und regelbasierte Extraktion machen implizite Zusammenhänge explizit greifbar. z. B. «Was macht wer – und wann?» Reduktion des Aufwandes bei der Wissensdokumentation, Entdeckung von Prozessen, die bisher nur implizit gelebt, aber nie formal beschrieben wurden.	Dokumente werden in Clustern zusammengeführt, die semantisch zueinander passen, wodurch eine strukturierte Verdichtung von Prozesswissen aus heterogenen Quellen erfolgt. Aufbau eines integrierten Prozesswissens. Automatisierte Verbindung von Wissensseinheiten aus verschiedenen Quellen. Grundlage für systematische Weiterverwendung in Prozessmodellen, Dashboards oder Knowledge-Bases.	Endnutzer (z. B. Analysten) profitieren von der semi-automatischen Aufbereitung durch schnellere Verfügbarkeit strukturierter Prozessinformationen zur Weiterverarbeitung.	Auch wenn klassisches Process Mining im Sinne von Event Logs nicht direkt eingesetzt wird, ist die Arbeit relevant, da sie ein semi-automatisiertes Verfahren zur Prozessentdeckung beschreibt – und somit in die Discovery-Phase des BPM-Lifecycles fällt. Der Übergang von unstrukturierten zu strukturierten Prozessmodellen ist ein Schlüsselbeitrag zur Analyse interner Wissensflüsse. Der vorgestellte Ansatz bietet eine Brücke zwischen unstrukturiertem Wissen (z. B. in Berichten, Anleitungen) und strukturierter Prozessdarstellung, was einen zentralen Beitrag zur Analyse interner Wissensflüsse leistet. Besonders in wissensintensiven Bereichen (wie HealthCare im Experiment) hilft dieser Ansatz, versteckte Abläufe, Zuständigkeiten und Informationsflüsse zu identifizieren. Dies ist eine Art textbasiertes Process Mining.	Retrieval-Augmented Generation oder kontextualisierte Antwortgenerierung wird nicht angesprochen.	hoch 

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
022	Integration of real-time locating systems into digital twins	T. Ruppert J. Abonyi	2020	Das Paper stellt ein Framework basiertes Konzept eines digitalen Zwillings vor, das Echtzeit-Ortungsdaten RTLS mit Simulationsmodellen kombiniert, um die Effektivität von menschlichen Bedienern in der Fertigung zu analysieren. Ziel ist eine laufende Überwachung und Optimierung von Produktionsabläufen, insbesondere im Hinblick auf die Personaleffektivität HRE. Der vorgestellte Simulation 4.0 Rahmen schafft die technische Grundlage für intelligente, autonome Fertigungssteuerungssysteme. Die Echtzeitverbindung zwischen physischen und virtuellen Welten wird als Schlüssel zur leistungsorientierten Produktionsoptimierung gesehen. Das Paper liefert wichtige Anhaltspunkte, wie sich Process-Mining-ähnliche Methoden (Data Mining + Simulation) einsetzen lassen, um interne Wissensflüsse zu erfassen, zu analysieren und visuell aufzubereiten. Somit ist das Paper ein gutes Beispiel für die Anwendung von datengestützter Prozessanalyse zur Wissenserschließung und -nutzung und bietet einen direkten Anwendungsbezug zur Forschungsfrage und dem SECI-Modell.	Industrie 4.0	Durch RTLS-gestützte Datenerhebung und Analyse von Bewegungs- und Vibrationsdaten wird implizites Wissen über menschliche Tätigkeiten (z. B. Bedienzeiten) in explizite, strukturierte Modelle überführt. Prozess-Mining mit ProM dient der Ableitung von Prozessflüssen aus Bewegungsdaten. Das implizite Wissen der Bediener über effiziente Bewegungen oder Reihenfolgen wird durch Sensorik externalisiert und durch das Simulationsmodell dokumentiert. KI hilft hier als Enabler, implizites Wissen automatisch sichtbar zu machen.	Integration von RTLS-, MES- und ERP-Daten zur Erstellung adaptiver Digital-Twin-Modelle. Die Modelle werden automatisch aktualisiert und mit Key Performance Indicators (OEE, HRE) angereichert. Die Kombination verschiedener expliziter Datenquellen führt zu einem komplexeren, holistischeren Verständnis des Produktionsablaufs und der Rolle des Personals. Dies ist klassische Kombination im SECI-Sinn, technologisch gestützt durch Data Integration und semantische Modellierung.	Adaptive Visualisierungen und Feedback-Systeme unterstützen menschliche Entscheidungsträger bei der Optimierung von Layouts, Taktzeiten und Ressourcennutzung. Lernprozesse werden durch die Rückführung simulierter Szenarien gefördert. Feedback und Trainingsgrundlage für Mitarbeitende. Mitarbeitende können durch gezielte Rückmeldung über simulierte Optimierungsmöglichkeiten ihr Verhalten anpassen - etwa effizientere Wege wählen. Die technische Aufbereitung unterstützt so die Internalisierung neuen expliziten Wissens in praktisches Handeln.	Das im Paper vorgestellte Simulation 4.0 Framework mit digitalem Zwillings nutzt Echtzeitdaten in Verbindung mit Data Mining und Prozesssimulation, um menschliche Arbeitsabläufe, insbesondere wertschöpfende Aktivitäten, transparent zu analysieren. Diese Aktivitäten können als interne Wissensflüsse verstanden werden, da Sie Knowhow, Erfahrung, und Prozesswissen der Mitarbeitenden widerspiegeln. Das Framework extrahiert versteckte (implizite) Informationen über Bedieneraktivitäten durch Sensorik und Data Mining, strukturiert diese Daten (z. B. HRE-Messung) und visualisiert sie im Simulationstool. Dies entspricht einem datengestützten Zugang zu implizitem Wissen, also «Process Mining für menschliche Wissensaktivitäten».	Es finden sich keinerlei Hinweise auf die Nutzung von Retrieval-Augmented Generation oder verwandten Technologien.	hoch ●
023	Event-based Framework for Digitalization of Value Stream Mapping	T. Teriete M. Böhm B. K. Sai K. Erlach T. Bauernhansl	2022	Das Paper stellt ein ereignisbasiertes Framework vor, das die klassische analoge Wertstromanalyse digitalisiert. Ziel der Arbeit ist es, einerseits die Genauigkeit der Daten zu verbessern, andererseits dynamische Veränderungen und Variantenabhängigkeiten im Produktionsprozess sichtbar zu machen. Das vorgestellte Framework kann als technologische Grundlage für PM in Wissensprozessen interpretiert werden.	Industrie 4.0	Das ist der Arbeit vorgestellte Framework transformiert implizite Prozesskenntnisse, die bisher nur in den Köpfen der Mitarbeitenden vorhanden waren, in strukturierte Ereignisdaten. Es entstehen ein explizites Datenmodell des Produktionswissens. D.h. implizite Fertigungserfahrung wird durch digitale Analyse sichtbar und dokumentierbar gemacht.	Prozessdaten werden standardisiert (z. B. durch Broker, MQTT) gesammelt und für Analyse bereitgestellt. Dies ist Grundlage für PM. D.h. das Framework erlaubt semantisch sinnvolle Filterung. Explizites Wissen kann systematisch aggregiert und miteinander verknüpft werden, um neues Prozessverständnis zu erzeugen.	Echtzeitanalyse durch Events und dynamische Prozessabbilder unterstützt das Lernen aus aktuellen Abläufen. Durch die Möglichkeit konkrete Ereignisse auszulösen und deren Folgen zu beobachten, entsteht eine praktische Lernerfahrung.	Das Paper beschreibt den Einsatz von Prozessdaten in Event-Form zur dynamischen Analyse von Fertigungsprozessen. Es wird auch auf konkrete Ansätze wie «Data-assisted Value Stream Mapping» und Probleme bei der Kombination mit klassischen Methoden eingegangen. Obwohl das Paper den Begriff Process Mining nicht explizit verwendet, liefert es eine methodische und technische Grundlage, wie digitale Ereignisströme aus realen Produktionssystemen analysiert werden können. Die Ereignisströme sind die Basis für prozessbasierte Rekonstruktionen und Analysen und damit sehr nahe an Process Mining.	Retrieval-Augmented Generation oder verwandte Konzepte werden nicht erwähnt. Es gibt auch keine Ansätze zur kontextualisierten Bereitstellung von Wissen in natürlicher Sprache.	mittel ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
024	Framework for the integration of Process Mining into Life Cycle Assessment	C. Ortmeier N. Henningsen A. Langer A. Reiswich A. Karl C. Herrmann	2021	Das Paper untersucht, wie Process Mining zur Verbesserung der Lebenszyklusanalyse (Life Cycle Assessment LCA) in der Fertigung beitragen kann - speziell im Hinblick auf Nachhaltigkeit, Ressourcennutzung und Energieverbrauch. Klassische LCA's sind statisch und zeitintensiv. Ziel der Arbeit ist die Integration von PM in die LCA-Methodik und somit Identifikation von Schnittstellen beider Disziplinen. Induktive Miner (ein spezifischer Algorithmus im PM) eignet sich gemäss der Arbeit am besten für LCA-Prozesse. PM kann LCA deutlich verbessern, indem es den Zeitaufwand senkt, Prozesse dynamisch und datenbasiert analysiert, Nachhaltigkeitsfaktoren direkt in die Prozessbewertung integriert. Das Paper trägt wesentlich zur Analyse interner Wissensflüsse durch Process Mining bei, indem es zeigt, wie: aus Produktions- und Umweltdaten Wissen externalisiert, vernetzt dargestellt (kombiniert) und für Lernen und Anwendungen (internalisiert) genutzt werden kann. Gerade im Bereich Nachhaltigkeit wird damit ein bisher wenig transparenter Wissensbereich systematisch zugänglich gemacht.	Industrie 4.0	Prozess Mining wird gezielt eingesetzt, um reale Produktionsprozesse aus Event Logs sichtbar zu machen. Implizites Wissen wird damit explizit erfasst und analysiert. Durch die Anreicherung mit Energie- und Ressourcendaten entsteht eine umweltbezogene Wissensbasis, die vorher nicht oder nur schwer zugänglich war. Das Tool (Process Mining) wird zum Vehikel, um betriebliches Erfahrungswissen in nachhaltigkeitsrelevante Datenmodelle zu überführen.	Integration in LCA erfolgt über strukturierte Datenflüsse (event logs), ergänzt durch Umweltparameter – eine methodische Verknüpfung von PM und LCA findet statt. Es entsteht ein vernetztes Wissen über den Zusammenhang zwischen Produktionsverhalten und Umweltauswirkungen.	Erkenntnisse aus PM werden genutzt, um Prozesse zu optimieren und Umweltwirkungen zu bewerten – unterstützt individuelles und organisatorisches Lernen. So können PM-Modelle in Schulungen, Entscheidungsunterstützungs-Systemen oder Energieeffizienzprogrammen eingesetzt werden.	Das Paper zeigt sehr detailliert, wie Process Mining zur dynamischen Analyse von Produktionsprozessen eingesetzt werden kann – speziell im Kontext von Life Cycle Assessment (LCA). Es liefert methodische, technische und praktische Ansätze zur Integration von PM, inklusive Algorithmuswahl und Datenstrukturierung. Es handelt sich hier also um eine systematische Erfassung und Bewertung von Umweltauswirkungen entlang der Prozesskette, dabei wird PM als Werkzeug eingesetzt, um Ereignisdaten aus der Produktion auszuwerten und transparente Prozessmodelle zu erstellen. Hier werden Wissensflüsse gleichgesetzt mit Produktions- + Ressourcendaten. Diese Daten werden durch PM sichtbar gemacht. Das Vorgehen erlaubt eine rückwirkende wie auch laufende Analyse betrieblicher Abläufe, internes Wissen über Abläufe, Ressourcennutzung und Optimierung wird dadurch externalisiert und nutzbar gemacht. PM liefert eine strukturelle Grundlage, auf der Wissen systematisch verknüpft und weitergegeben werden kann. Durch die Kombination mit Energie- und Ressourcendaten entsteht ein holistisches Wissensbild über die Zusammenhänge in der Fertigung.	Retrieval-Augmented Generation wird nicht erwähnt und auch nicht angedeutet. Es geht primär um strukturierte Prozessanalysen und nicht um semantisch angereicherten Wissensabruf.	hoch ●
025	Unsupervised Event Abstraction for Automatic Process Modeling of PLC-controlled Automation Systems	J. B. Maier J. Gram M. Weisbarth C. Hennebold M. F. Huber	2023	Das Paper behandelt die automatische Erkennung und Modellierung von Prozessen in hochautomatisierten Produktionssystemen, dabei wird der Fokus gelegt auf die Abstraktion von Low-Level-Signalen in verständliche Prozessmodelle. Hintergrund dazu sind hoch komplexe Produktionssysteme, deren Betrieb, Wartung und Optimierung nur schwer von Menschen verstanden werden können. PM-Ansätze aus diesem Bereich bieten zwar Automatisierung, erzeugen aber häufig unverständliche Modelle, wenn sie auf Low-Level-Signale angewendet werden. Ziel des unsupervised Verfahrens ist es, Low-Level Signale zu verständlichen Prozessschritten zusammenzufassen. Dafür wurde im Rahmen der Arbeit ein Cluster-Ansatz vorgestellt, welcher ähnliche Signalvektoren gruppiert.	Industrie 4.0	Automatische Umwandlung von Maschinenaktionen in verständlichere Prozessschritte. Dabei ersetzt KI manuelle Modellierung, wodurch auch nicht-dokumentiertes Erfahrungswissen operationalisiert wird. Somit hoher Beitrag zur systematischen Externalisierung operativer Prozesse in der Produktion.	Die entstehenden Cluster und Modelle werden mit Process-Mining-Methoden in verständliche und strukturierte Prozessmodelle überführt. Potential dieser Modelle mit anderen betrieblichen Wissensquellen zu kombinieren: Wartungshandbücher etc. Solide Unterstützung der semantischen Strukturierung expliziten Wissens.	Die verständlicheren Modelle können von Ingenieur: innen gelernt, interpretiert und angewendet werden, sie fördern somit das Verständnis komplexer Systeme. Somit Potential in/bei Einbindung in interaktive Lern- und Entscheidungssystemen.	Es wird gezeigt, wie Low-Level-Daten aus industriellen Steuerungssystemen mittels unsupervised Clustering und PM automatisch in prozesshafte Modelle übersetzt werden können. Diese Modelle sind nachvollziehbar und unterstützen somit die dokumentierte Analyse interner Abläufe. Da betriebliche Wissensflüsse eingebettet sind in täglichen Abläufen und implizit stattfinden, besonders in der Produktion, erlaubt dieser Ansatz implizites Wissen sichtbar zu machen.	RAG oder vergleichbare Methoden zur kontextualisierten Antwortgenerierung werden nicht erwähnt. Auch der semantische Zugang zum Wissen bleibt aus.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
026	Graph-based managing and mining of processes and data in the domain of intellectual property,	G. Hübscher V. Geist D. Auer A. Ekelhart R. Mayer S. Nadschläger J. Küng	2022	Das Paper adressiert die Herausforderungen wissensintensiver Arbeit mit strukturierter, nachvollziehbarer Prozessunterstützung zu verbinden: D.h. Ziel des Beitrages ist ein flexibles, graphbasiertes Modell, das Aufgaben und Datenobjekte gleichwertig behandelt und rückverfolgbare Prozesse darstellt sowie Process Mining auf datenabhängiger Basis ermöglicht. Aufgaben werden durch Daten initiiert, so entstehen dokumentierte Daten-Aufbausequenzen. Diese dienen dem datenabhängigen PM, das Muster erkennt und Handlungsempfehlungen für zukünftige Abläufe geben kann. Das Paper von Hübscher et al. leistet einen wesentlichen Beitrag zur Forschungsfrage F1, da es zeigt, wie datengetriebenes Process Mining auch in dynamischen, wissensbasierten Umgebungen eingesetzt werden kann. Die Verbindung von datengetriebenem Lernen, grafischer Modellierung und Prozesserkennung auf Typ-Ebene ermöglicht eine präzise, semantisch reichhaltige Analyse interner Wissensflüsse. Es bietet damit ein konkretes Framework, das die SECI-Prozesse explizit unterstützt und in die Praxis übertragbar ist – besonders relevant für Organisationen mit hohem Anteil an individueller Wissensarbeit.	Rechtswissenschaften	Die Arbeit fokussiert stark auf die Externalisierung von Wissensarbeit über ein feingranulares, graphbasiertes Daten- und Aufgabenmodell – Prozesse und Daten werden explizit modelliert. Das Modell erfasst nicht nur vordefinierte Aufgaben, sondern auf flexible, dynamische Entscheidungen von Wissensarbeitern. Wissensarbeit, die sonst verborgen bleibt, wird durch das graphische Modell externalisiert. Das Mining Verfahren erkennt statische Muster aus Einzelfällen und wandelt diese impliziten Abläufe in explizite Regelmuster um.	Es wird ein Mining-Ansatz vorgestellt, der datenabhängige Task-Sequenzen lernt – Prozesswissen wird damit strukturiert und nutzbar gemacht. Das Graph-Modell verknüpft heterogene Entitäten (Daten, Aufgaben, Akteure, Fristen etc.) in einem einheitlichen semantischen Netz.	Durch Nutzerinteraktion mit dem Graphen (z. B. Aufgabebearbeitung) und automatisiertes Lernen von Abläufen wird internes Wissen sukzessive aufgebaut. Die Nutzer reflektieren ihren Prozess und verinnerlichen standardisierte Abläufe auf Grundlage der Analyse.	Das Paper zeigt einen innovativen, graphenbasierten Ansatz um wissensintensive Arbeit mit datengetriebenen, prozessorientierten Methoden zu analysieren. Das Modell kombiniert strukturiertes Verhaltenswissen mit dynamischer Wissensarbeit. Mithilfe von Process Mining werden Muster im Ablauf erkannt und Handlungsempfehlungen gegeben. Der vorgeschlagene Ansatz ist ein starker Beitrag zu F1, da er zeigt, wie wissensbasierte Prozesse formalisiert, analysiert und verbessert werden können. Das Modell bietet eine datengetriebene, grafisch interpretierbare Abbildung von Wissensflüssen, was die Voraussetzung für PM gestützte Analyse darstellt.	Retrieval-Augmented Generation oder verwandte Konzepte werden nicht erwähnt. Der Fokus liegt rein auf Graphmodellierung und -analyse.	sehr hoch 
027	Retrieving properties of manufacturing systems from traceability data for performance evaluation and material flow simulation	H. Reinhardt M. Münnich B. Prell R. Arnold F. Krippner M. Weber F. Seifert M. Putz	2021	Die Arbeit stellt eine Methodik vor, wie Rückverfolgbarkeitsdaten von Produkten genutzt werden können, um Eigenschaften von Fertigungssystemen zu identifizieren, visuelle Prozessmodelle zu erstellen und Materialflusssimulationen bzw. digitale Zwillinge zu ermöglichen. Die vorgestellte Methode generiert Mehrwert aus vorhandenen Tracking-Daten. Sie unterstützt kontinuierliche Prozessverbesserung, Modellbildung und Simulationsvorbereitung. Das unterstützt die Forschungsfrage F1 und zeigt, wie auch in nicht-physischen Prozessen durch datengestützte Methoden interne Wissensflüsse transparent, evaluierbar und lernfähig gemacht werden können.	Industrie 4.0	Produktionsdaten werden systematisch aus Traceability-Daten extrahiert, Maschinenverhalten und Materialflüsse werden transparent gemacht. Die Methode nutzt also RFID-Daten, um Prozesswissen zu externalisieren. Durch die automatisierte Visualisierung wird implizites Wissen, z. B. über Auslastung und Engpässe, externalisiert.	Erkenntnisse aus der Analyse (z. B. Materialfluss, Kapazitäten, Durchlaufzeiten) werden zur Simulation und Modellbildung genutzt – ähnlich zu PM-Logik.	Die ermittelten Prozesskennzahlen (z. B. Produktivität, Engpässe) können in kontinuierliche Verbesserungsprozesse einfließen. Internalisierung wird indirekt unterstützt, da explizit dargestellte Abläufe implizites Handlungswissen werden (Learning-by-Seeing).	Das Paper zeigt einen datengestützten Ansatz zur Prozessanalyse in der Fertigung auf Basis von Traceability-Daten. Dabei werden stationäre Prozesspfade, Durchlaufzeiten und Kapazitäten identifiziert und für Simulationen nutzbar gemacht. Zwar nicht als klassisches Process Mining benannt, aber methodisch sehr naheliegend. Das Paper liefert eine praxisnahe Anwendung von Process Mining im Produktionsumfeld - mit übertragbarem Potential auf wissensbasierte Prozesse im Unternehmen. Die Analyse von RFID-basierten Rückverfolgbarkeitsdaten erfolgt über wegpunktdiskrete Events – analog zu Ereignisprotokollen im Process Mining.	Es gibt kein Bezug zu Retrieval-Augmented Generation oder verwandten Technologien. Kein semantischer Zugriff, keine KI-gestützte Antwortgenerierung.	mittel 

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
028	Gamification and Soft Skills Assessment in the Development of a Serious Game: Design and Feasibility Pilot Study	L. Altomari N. Altomari G. Lazzolino	2023	Die Arbeit untersucht, wie Gamification, insbesondere in Form eines Serious Games, zur Bewertung und Entwicklung von Soft Skills eingesetzt werden kann. Das vorgestellte Spiel «Among the Office Criticality AOC» kombiniert spielerisches Design, datenbasierte Analyse (u.a. Process Mining) und nutzerzentriertes Feedback. Serious Games sind Spiele mit pädagogischem/strategischem Zweck, nicht primär zur Unterhaltung. Es integriert Gamification-Elemente wie: Wettbewerb, Regelbasierte Interaktion, Avatare und Feedback. Hier wird Process Mining verwendet zur Analyse von Spielerentscheidungen und - Verhalten. Bewertungsmethoden folgen dem Konzept des Stealth Assessment: so dass Spieler und Spielerinnen unbemerkt bewertet werden. Pilotstudie zeigt: Hohes Engagement und Lernzuwachs. Das hier vorgestellte Spiel bietet somit eine innovative, praxisnahe Alternative zu klassischen Rekrutierungs- und Trainingsverfahren. Das Paper bietet ein konkretes Beispiel, wie Process Mining in Kombination mit Gamification zur Analyse und Steuerung von Wissensflüssen eingesetzt werden können. Das vorgestellte Spiel erfüllt damit alle drei betrachteten Wissensprozesse nach SECI und unterstützt die Forschungsfrage F1, indem es zeigt, wie Verhaltensbasiertes Wissen strukturiert erfasst, prozessual visualisiert, und im Lernprozess rückgekoppelt werden kann.	HR	Das Spiel «Among the Office Criticality (AOC)» erfasst Entscheidungsverhalten durch Event Logs, die mit Hilfe von Process Mining analysiert werden – implizite Verhalten wird sichtbar. Durch Process Mining werden implizite Verhaltensmuster in Prozessmodelle übersetzt - also externalisiert. Das Spiel verwendet Stealth Assessment: Spieler*Innen zeigen implizite Fähigkeiten, ohne es bewusst zu tun. Das Spiel zwingt niemanden zur Selbstreflexion, aber dokumentiert automatisch implizite Kompetenzen, eine klassische Form von Externalisierung.	Gamifizierte Feedbackstrukturen und grafische Auswertungen (z. B. durch Process Mining), helfen einzelne Beobachtungen zu Mustern zu verknüpfen. Kombination wird somit im Spiel umgesetzt, indem mehrere explizite Datenquellen integriert und analysiert werden, wie Spielerergebnisse, Feedbacksysteme, Visualisierungen und Performance.	Spieler erhalten am Ende personalisiertes Feedback (grafisch & narrativ), was individuelles Lernen und Selbstreflexion fördert. Die Spielmechanik basiert auf sofortigem Feedback, was implizites Lernen fördert. D.h. durch Simulation und Wiederholung von Situationen, werden explizite Informationen in implizite Kompetenzen überführt. Internalisierung findet im Spiel statt, weil AOC das Wissen nicht nur vermittelt, sondern spielerisch verankert.	Das Paper liefert konkrete Anwendungsszenarien, wie Process Mining zur Analyse impliziter und expliziter Fähigkeiten (Wissensflüsse) in Organisationen eingesetzt werden kann - und zwar spielerisch und datengestützt. Im vorgestellten Spiel werden Verhaltensdaten der Nutzer*Innen in Echtzeit analysiert. Durch Process-Mining-Techniken wird aus diesen Daten ein Prozessmodell abgeleitet. Diese Modelle lassen sich als grafische Wissensflüsse interpretieren, wie Personen Entscheidungen treffen oder Fähigkeiten über die Zeit entwickeln.	Retrieval-Augmented Generation wird im gesamten Paper nicht thematisiert.	sehr hoch ●
029	The connection between process complexity of event sequences and models discovered by process mining	A. Augusto J. Mendling M. Vidgof B. Wurm	2022	Die Arbeit analysiert bestehende Prozesskomplexitätsmerkmale im Rahmen von Process Mining Algorithmen. Denn: es existieren sehr viele Algorithmen zur automatisierten Prozesserkennung, ein sehr wichtiger Teilaspekt von Process Mining. Bisher lag der Fokus primär auf der Verbesserung dieser Algorithmen. Die hier erwähnte Arbeit will Fokus setzen auf die Verbesserung der Qualität der Eingabe- und Ausgabedaten. D.h. insbesondere auf die Qualität der Ereignisprotokoll Daten = historische Prozessausführungsdaten. So wird im Rahmen der Arbeit eine neue Komplexitätsmessgrösse, basierend auf der Graphentropie eingeführt, welche positiv korreliert mit der Modellqualität.	Informatik	Das Paper selbst adressiert nicht direkt den Schritt von implizit zu explizit. Indirekt ist es aber dennoch relevant: Durch die Analyse von Event Logs wird aufgezeigt, welche Handlungen häufig implizites Wissen enthalten. Durch die Visualisierung solcher Muster als Prozesse können gezielte Bereiche identifiziert werden, in denen Wissen dokumentiert werden sollte. KI-gestützte Modellierung und automatische Erkennung von Abläufen, wie im Paper beschreiben, sind hilfreiche Tools zur strukturierenden Verschriftlichung impliziter Abläufe.	Verschiedene Komplexitätsmetriken (z. B. Graphentropie) werden kombiniert, um Vorhersagen zur Qualität von automatisch generierten Prozessmodellen zu ermöglichen. D.h. das Paper behandelt die Kombinationsebene besonders gut: Die Verwendung von Komplexitätsmassen ermöglicht eine strukturierte Darstellung komplexer Prozesse - auch komplexer Wissensflüsse. Die verschiedenen Masse helfen, relevante Zusammenhänge in grossen Datenmengen zu erkennen und zu aggregieren, was der Kombination von Wissen entspricht. Zudem unterstützt das Paper die Idee, dass nicht jeder Input gleichbehandelt werden sollte. Dies ist ein zentraler Aspekt bei der Auswahl und Kombination von Informationen.	Die automatisch generierten grafischen Modelle aus Event Logs dienen als Lerninstrumente: Mitarbeitende können neue Abläufe leichter verstehen und sich merken. Durch die Bewertung der Modellqualität mithilfe von Komplexitätsmassen wird sichergestellt, dass die Modelle nicht überfordern, sondern verständlich sind – was die Internalisierung fördert. Auch die Korrelation von Log-Komplexität mit Modellqualität liefert einen Hinweis darauf, wie man Wissen besser strukturieren sollte, um es effektiv zu vermitteln.	Dieses Paper untersucht systematisch, wie Eigenschaften von Event-Logs (insbesondere deren Komplexität) die Qualität automatisch generierter Prozessmodelle beeinflussen. Zudem wird ein neues Mass (Graph-Entropie) eingeführt, das sowohl Grösse, Variation als auch Distanz im Event-Log integriert. Also insgesamt zeigt das Paper, dass die Qualität der automatisch entdeckten Prozessmodelle stark von den Eigenschaften der Eingabedaten abhängt. Wenn Wissensflüsse als Prozessflüsse interpretiert werden, lassen die vorgestellten Komplexitätsmasse und die Graphentropie helfen, komplexe Wissensflüsse strukturell so aufzubereiten, dass sie besser visualisiert und interpretiert werden können. Das Paper liefert somit eine methodische Grundlage, um Wissensprozesse besser messbar, vergleichbar und interpretierbar zu machen.	Retrieval-Augmented Generation wird nicht thematisiert.	hoch ●



B Systematische Übersicht relevanter Fachliteratur zur Analyse interner Wissensflüsse mit Retrieval-augmented Generation RAG (F2)

Die nachfolgende Übersicht fasst die im Rahmen der systematischen Literaturrecherche identifizierten und ausgewerteten Fachpublikationen zur Beantwortung der Forschungsfrage F2 systematisch zusammen.

Die Übersichtstabelle orientiert sich an Anhang A bzw. an Tabelle 3.

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
001	A comprehensive survey on integrating large language models with knowledge-based methods	W. Yang L. Some L. Bain B. Kang	2025	Das Survey-Paper der Autoren untersucht, wie LLMs durch den Verbund mit strukturiertem Wissen, Knowledge Bases, Knowledge Graphs und RAG, robuster, faktengetreuer und erklärbarer werden. Es gibt verschiedene Integrationsansätze: von reinem Retrieval bis hin zur Selbstoptimierung domänenspezifischer Pipelines. Die Arbeit belegt, dass die Kombination von LLMs mit externem, strukturiertem Wissen unverzichtbar ist, um Halluzinationen zu reduzieren, Domänenwissen aktuell zu halten und Entscheidungsketten nachvollziehbar zu machen.	Softwareentwicklung	RAG wird als Methode beschrieben, die internes Modellwissen mit externem Wissen (z. B. aus Dokumenten, Wissensdatenbanken oder Graphen) anreichert. Dies unterstützt die Externalisierung, indem bestehendes Wissen kontextualisiert bereitgestellt wird. Beispiel: Experten-Chat: Antworten von Senior-Mitarbeitenden werden sofort als FAQ-Artikel generiert und ins Confluence-Wiki geschrieben.	RAG unterstützt die Kombination, indem es dynamisch relevante Informationen aus externen Wissensquellen abrufen und in die Textgenerierung integriert – etwa durch Dokument-Chunks, Graphen oder medizinische Datenbanken.	RAG ermöglicht über adaptive Retrieval-Mechanismen und metakognitive Elemente (z. B. «Self-RAG») eine gezielte Nutzeranpassung und -internalisierung von Wissen durch relevante und verständlich dargebotene Inhalte.	Der Artikel bietet keine Inhalte oder Erkenntnisse zu Process Mining, Weder Prozessanalysen noch Workflow-Daten oder Visualisierungsaspekte werden thematisiert.	Das Paper liefert einen umfassenden Überblick über die Funktionsweise, Techniken und Anwendungsbereiche von RAG. Es werden konkrete Architekturen (z. B. DPR, GraphRAG), Retrieval-Strategien (z. B. Dense/Sparse Retrieval, Self-Reflection) und Prompt-Techniken beschrieben, die direkt auf die Bereitstellung von Unternehmenswissen übertragbar sind. Das Survey zeigt: RAG ist kein Allheilmittel, deckt aber alle drei SECI-Schritte prinzipiell ab. Der Löwenanteil der Forschung adressiert die Kombination (Explizites Wissen systemisch vernetzen). Für Unternehmen liegt der grösste Mehrwert aktuell darin, RAG-Pipelines zuerst als semantische Such- & Antwortschicht über bestehende Datenlandschaften zu legen – und erst dann in Richtung automatisierter Externalisierung und spielerischer Internalisierung (Learning-Assistants) weiterzuentwickeln.	hoch ●
002	Reflection through interaction with digital twin AI in the Human-AI-Collaboration SECI Model	T. Matsumoto R. Nishikawa C. Morimoto	2024	Grosse Sprachmodelle LLM ermöglichen es, digitale Zwillinge von Personen oder ganzen Unternehmen/Verwaltungen zu bauen, deren Wissen und Argumentationsstil zu emulieren. Das Human-AI-Collaboration-SECI-Modell (HAC-SECI-Modell) ergänzt das klassische SECI-Wissenstransfermodell um zwei Schleifen: Agent-Growth-Loop: Das Ziel (Mensch) füttert den Agenten (digitaler Zwilling) mit Wissen. Das Ziel (Mensch) nutzt das im Agenten (digitaler Zwilling) gespeicherte Wissen zur Selbstreflexion. Die Fallstudie bestätigt, dass das HAC-SECI-Modell Selbstreflexion des Experten fördert, indem Diskrepanzen zwischen Menschen und digitalem Zwilling sichtbar gemacht werden. Besonders wertvoll ist die Methode für Berufsgruppen, die selten gleichrangiges Coaching erhalten (Führungskräfte, Gesetzgeber, Forscher u. a.). Digitaler Zwilling + strukturiertes Frage-Antwort-Verfahren = konkreter Spiegel für blinde Flecken. Modell skalierbar auf andere Fachgebiete, wenn RAG-Wissensbasis und QA-Katalog domänenspezifisch erstellt werden.	Wissensmanagement	Durch Retrieval-Augmented Generation RAG wird Wissen des Experten durch context learning in einem digitalen Zwilling externalisiert und für Interaktionen nutzbar gemacht. Der «Agent» repräsentiert das explizierte Wissen des «Targets». Der Experte verfasst 15 strukturierte Textzusammenfassungen + Notizen. Diese werden als Chunks ins Vektor- oder Volltext-Repository der RAG-Architektur gespeichert. RAG-Pipelines können als «Niedrig-Schwellen-CMS» dienen: Mitarbeitende diktieren oder chatten ihr Erfahrungswissen, das System bettet es ein und versieht es mit Metadaten. Damit sinkt die Hürde, häufig kleinteiliges Wissen zu erfassen (z. B. Lessons-Learned nach Projekten). «Dokumentations-Disziplin» wird durch Konversation ersetzt.	RAG wird explizit genutzt, um kontextuelles Wissen aus einer Wissensdatenbank in die Antwortgenerierung einzubinden. Dieses Wissen wird auf Basis früherer Interaktionen des Targets bereitgestellt. Bei jeder Antwort generiert der Agent aus mehreren zurückgeholten Chunks eine integrierte Aussage. Hier zeigt sich die Kernstärke von RAG: semantische Fragment-Retrieval + LLM = sofortige Synthesen quer über Abteilungs- oder Dateigrenzen hinweg. Explizite Visualisierungsschritte («Visualizing») lassen den Experten Trends und Lücken im gespeicherten Wissen erkennen. Diskrepanzen (Key Questions) offenbaren Inkonsistenzen zwischen Agent-Antworten und Expertenmeinung, anschliessend werden Chunks korrigiert oder ergänzt. RAG ermöglicht nicht nur Suche, sondern dynamische Re-Kombination: ein kontinuierliches «Redrafting» des Corporate Knowledge Graph	Indirekt: Der Mensch (Target) internalisiert reflektiertes Wissen, indem er Unterschiede zwischen eigenem Wissen und Agent-Antworten erkennt. Diese Selbsterkenntnis kann zu neuen Denk- und Handlungsweisen führen. Der Experte reflektiert über divergente Antworten des Agenten, teils ändern sich seine Werte.	Process Mining wird im Artikel nicht erwähnt und ist methodisch nicht Teil der Analyse.	Sehr hohe Relevanz. Das Paper nutzt RAG aktiv in einem digital-twin-gestützten LLM-System. Es wird gezeigt, wie Wissen eines Experten in eine Wissensdatenbank eingespeist wird, durch RAG wieder abgerufen wird, und zur Reflexion dient. Dies ermöglicht gezielte Selbstweiterentwicklung auf Basis des eigenen explizierten Wissens – ein starkes Anwendungsbeispiel für F2.	sehr hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
003	Future themes in regulating artificial intelligence in investment management	W. Buczynski F. Steffek M. Jamnik F. Cuzzolin B. Sahakian	2025	Siegeszug generativer KI verändert Anwendungsfälle und Risiken rasant. Ziel des Papers: Lücken in bestehenden Normen aufzeigen und frühere Handlungsempfehlungen ableiten. Die Autoren des Papers zeichnen ein Bild der zweiten Generation von RI-Regulierungsfragen in Wealth and Asset-Management Sektor WAM. Nachdem mittlerweile erste Hard- und Soft-Laws verabschiedet worden sind, analysiert das Paper neue aufkommende Themenfelder. Die Autoren schliessen, dass vernetztes, adaptives Regulierungsdesign notwendig ist, damit KI-Innovationen im Finanzsektor sicher, verantwortungsvoll und kundenorientiert eingesetzt werden können.	Finanztechnologie	RAG wird als Konzept erwähnt – insbesondere im Bereich Wissensmanagement (z. B. interner Wissenszugriff, Dokumentenextraktion). Das Paper untersucht diesen Umstand jedoch im Hinblick auf Regulationen, d.h. es braucht Nachweis, dass RAG-Pipelines verlässliche Quellen nutzen und Halluzinationen kennzeichnen.	RAG wird für Knowledge Management, Dokumentenverarbeitung, Kundensupport, ESG-Analyse, u. a. genannt. Konkrete Anwendungen: «gen AI + RAG». Kontextuelle Antwortketten: RAG verknüpft heterogene Dokumente (Policies, Research, Verträge) zu konsistenten, zitierfähigen Antworten. Damit wird «explizites» Wissen in strukturierte, höherwertige Wissensobjekte transformiert – genau der Fall, den das Paper als Haupt-RAG-Use-Case beschreibt.	RAG-Anwendungen fördern interne Wissensaufnahme (z. B. durch aufbereitete Dokumente, semantische Suche), allerdings ohne systematische Evaluierung.	Das Paper beschäftigt sich mit Regulierungsrahmen für KI in der Finanzbranche, nicht mit Analyse- oder Visualisierungsmethoden wie Process Mining.	Teilweise relevant: RAG wird als Methode des internen Wissensmanagements und der Informationsbereitstellung erwähnt (z. B. «RAG für Dokumentensuche im Intranet», «Chatbot-Wissensabfragen»). Konkrete technische Konzepte, Implementierungen oder Evaluationen fehlen jedoch. Für die reine Konzeptualisierung bietet das Paper gute Impulse. RAG wird fast ausschliesslich in der Kombinations-Phase als Werkzeug erkannt, d.h. internes Unternehmenswissen versionsicher bereitzustellen und policy-konforme Antworten zu generieren. Die Autoren sehen für RAG-gestützte Wissensprozesse v. a. Risiken in Halluzinationen, Datenqualität und IP-Leakage. Sie plädieren für geschlossene Systeme, Pflicht-Verifikation durch Fachkräfte und eine Ausweitung der Model-Governance-Instrumente.	mittel ●
004	Knowledge Graphs as a source of trust for LLM-powered enterprise question answering	J. Sequeda D. Allemang B. Jacob	2025	Das Paper untersucht, welche Rolle Wissensgraphen KG in unternehmensinternen Fragen-Antworten-Systemen spielen, die auf LLM basieren. Die Autoren kommen zum Schluss, dass KGs unverzichtbar bleiben, weil sie Genauigkeit, Erklärbarkeit und Governance liefern, drei Vertrauensfaktoren, die reine generative KI nicht gewährleisten kann. Nutzervertrauen steigt, wenn das System Zwischenschritte (SPARQL, Ontologieausschnitte, Mapping, SQL) offenlegt.	Wissensmanagement	Der Einsatz von RAG (z. B. über SPARQL oder SQL-Query-Generierung) dient der Externalisierung von Wissen aus relationalen Datenbanken mittels semantischer Ontologien. Eine reine RAG-Pipeline reicht für verlässliche Externalisierung nicht aus, es braucht früh einen Übergang in kuratierte Strukturen (KG + Ontologie). D.h. RAG wird bei Externalisierung nur als eine Technologie erwähnt. Eine reine RAG-Pipeline reicht nicht aus: Es braucht KG und Ontologien.	Die Kopplung von Knowledge Graphs mit LLMs durch RAG-Ansätze (GraphRAG, Ontology-based QA) erlaubt eine intelligente, kontextabhängige Kombination strukturierter Unternehmensdaten mit natürlicher Sprache. Kombination ist der Kernbeitrag: KG ergänzt RAG, um semantische Kohärenz, Validierung und Governance zu gewährleisten.	Durch kontrollierte Rückmeldung (z. B. Korrektheit von Queries, visuelle Rückverfolgbarkeit von Ontologiebezügen) wird Nutzerwissen gestärkt. Dies fördert eine Internalisierung. RAG selbst steht nicht im Vordergrund, aber die KG-gestützte Erklärungsschicht, die über RAG-Antworten gelegt wird, ist klar als Lernhilfe positioniert	Process Mining wird nicht erwähnt. Das Paper fokussiert auf semantische Technologien und Knowledge Engineering, nicht auf Prozessanalyse.	RAG wird konkret als Methode beschrieben, um LLMs mit semantischen Graphen zu koppeln, Queries auf Vertrauenswürdigkeit zu prüfen, und strukturierte Antworten zu generieren. Die vorgestellte Architektur bietet zudem Mechanismen zur Erklärung, Governance und Fehlerkorrektur – ein direkt übertragbares Konzept für F2. RAG bietet im Unternehmenskontext erst dann echten Mehrwert, wenn es mit semantischen Strukturen gekoppelt wird. Externalisierung und Internalisierung profitieren eher indirekt von RAG: LLM-basierte Tools können zwar Entwürfe für Ontologien und Mappings erzeugen. Das Paper zeigt: es braucht nachgelagerte Validierung, damit das neu externalisierte Wissen vertrauenswürdig ist.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
005	Procedural knowledge management in Industry 5.0: Challenges and opportunities for knowledge graphs	I. Celino V. A. Carriero A. Azzini I. Baroni M. Scrocca	2025	Industrieunternehmen stehen im Zuge der digitalen Transformation vor der Aufgabe, insbesondere implizites, von Mitarbeitenden getragenes Wissen zu digitalisieren. Das Paper argumentiert, dass Wissensgraphen, zusammen mit KI-Verfahren, den entscheidenden Hebel darstellen, um was, wie, warum der täglichen Arbeit abzubilden. Im Zentrum steht das Wie – also prozedurales Wissen (Procedural Knowledge, PK) über Abläufe und Workflows. Akzeptanz hängt von wahrgenommener Qualität, Transparenz und Partizipation ab. Resilienz durch Wissenssicherung, Nachhaltigkeit durch optimale Ressourcennutzung. Damit entsteht ein skalierbarer Rahmen, um prozedurales Wissen kontinuierlich zu erfassen, zu aktualisieren und direkt am Arbeitsplatz nutzbar zu machen.	Industrie 5.0	Explizite Nutzung von LLMs und Web-Interfaces zur schrittweisen Externalisierung von prozeduralem Wissen durch Experten. LLMs und strukturierte Eingabeformulare stützen sich auf Ontologien (PKO) zur semantischen Kodierung. RAG ist hier nicht Kernbestandteil. Damit zeigt das Paper, dass Retrieval-Augmented Generation besonders dann wertstiftend ist, wenn explizites Unternehmenswissen bereits in strukturierter Form (KG) vorliegt und interaktiv konsumiert werden soll, für die initiale Externalisierung ist RAG (noch) Ergänzung, nicht Hauptmechanismus.	KG-gestützte RAG-Architektur zur Kombination von strukturierten (z. B. RDF) und unstrukturierten Informationen (PDFs, Dokumente etc.). KG dient als kontextualisierter, aktueller Retrieval-Speicher. Aufbau eines domänenspezifischen Wissensgraphen. RAG verbindet hier Wissensgraphen mit der Sprachkompetenz eines LLM.	Fragen zu Abläufen werden durch Chatbot beantwortet. Die Nutzung durch Mitarbeitende fördert reflexives Lernen. RAG-Chatbot führt TechnikerInnen Schritt-für-Schritt durch Workflows und beantwortet Detailfragen. Durch interaktive, situationsbezogene Guidance wandelt sich explizites KG-Wissen in Handlungsroutinen ab.	Process Mining wird im gesamten Artikel nicht erwähnt. Die Analyse zielt auf Wissensmodellierung, -extraktion und -bereitstellung, nicht auf Prozessanalyse.	RAG wird in verschiedenen Formen implementiert: Ontologie-gestützte Webformulare zur manuell-semantischen Eingabe, semiautomatische Extraktion via LLMs sowie Chatbots mit KG-Hintergrund zur Benutzerinteraktion. Die gesamte Architektur basiert auf einem PKO-Modell als semantischer Kern. Höchster Mehrwert von RAG gemäss Paper in Kombination und Internalisierung. Das Paper setzt bei der Externalisierung den Fokus auf Ontologie-Formulare, und LLM-basierter Extraktion. RAG könnte hier die Werkzeuge erweitern, wird aber noch nicht praktisch eingesetzt.	sehr hoch 
006	Foundation models and intelligent decision-making: Progress, challenges, and perspectives	Huang et al.	2025	Der Review positioniert Intelligent Decision-Making IDM als zentrales KI-Gebiet. Grosse, im Supervised-Setting vortrainierte Multimodalmodelle verändern die menschliche Entscheidungsfindung im Rahmen von IDM grundlegend. Es braucht interdisziplinäre Lösungswege. Das Paper nennt RAG mehrfach als Schlüsseltechnik der «Knowledge Enhancement»-Schicht grosser Sprach- und Multimodalmodelle.	Softwareentwicklung	RAG wird als Interaktionsschnittstelle zwischen Mensch und Modell benannt. Unterstützt die Externalisierung von Wissen durch Schnittstellen der natürlichen Sprache.	RAG wird im Kontext von intelligenten Agenten und Entscheidungsunterstützung beschrieben, insbesondere bei Wissensintegration aus externen Quellen.	Nutzende erhalten über RAG kontextualisierte Antworten, was Lernprozesse und Verständnis fördert.	Das Paper behandelt Process Mining nicht. Es gibt keine Konzepte zur Prozessmodellierung, Prozessanalyse oder Visualisierung interner Abläufe. Die Wissensanalyse basiert auf Modellarchitekturen und KI-Agenten, nicht auf realen Unternehmensdaten.	RAG wird mehrfach als Schlüsseltechnologie genannt, vor allem im Kontext von Mensch-Maschinen-Interaktionen und kontextualisierter Wissensbereitstellung. Es wird detailliert beschrieben, wie RAG zur Verbesserung der Entscheidungsqualität beiträgt, z. B. durch Integration aktueller Informationen und benutzerzentrierte Antworten. Auch Risiken wie Halluzinationen werden thematisiert.	mittel 

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
007	AMGPT: A large language model for contextual querying in additive manufacturing	A. Chandrasekhar J. Chan F. Ogoke O. Ajenifujah A. B. Farimani	2024	Das Paper zeigt auf, dass LLM wie ChatGPT4 für materialwissenschaftliche Fachfragen oft nur oberflächliche Antworten generieren. Für eine evidenzbasierte Fragen-Antwort-Systematik im Rahmen der Metall-Additive-Fertigung, entwickeln die Autoren eine RAG-Architektur. Dazu wurden fachspezifische Artikel und Lehrbücher eingearbeitet. Das vorgestellte Modell verdeutlicht, wie ein mittelgrosses, offenes Modell durch retrieval-basiertes Fachwissen zu einem domänenspezifischen Assistenten werden kann - ohne teures Finetuning und mit offenem Ökosystem.	Fertigung	RAG wird genutzt, um Wissen aus Fachliteratur in anwendungsbezogene Antworten zu überführen. Die Interaktion erfolgt über eine Chat-Oberfläche, wodurch implizites Wissen in strukturierter Form externalisiert werden kann. Das Paper stellt Tools vor, welche z. B. handschriftliche PDF-Dateien in strukturierte TeX-Dateien umwandelt, welche sich vektorisieren lassen.	RAG wird detailliert beschrieben – inklusive Architektur, Vektorspeicher, semantischer Suche und Literatursuche. Der Fokus liegt auf der Integration wissenschaftlicher Dokumente für kontextuelle Abfrageantworten. RAG fungiert als «Semantischer Integrator»: ERP-Handbuch, Projekt-Wikis und Ticket-Logs landen in der gleichen Vektordatenbank und werden bei einer Frage dynamisch zu einem neuen, kohärenten Dokument zusammengesetzt.	Nutzer erhalten präzise, domänenspezifische Antworten, wodurch Lernen und Entscheidungsfindung gestärkt werden. Auch Evaluation durch Fachexperten findet statt. Durch Chat-Memory erkennt das System den Lernfortschritt und passt Erklärte an. Das beschleunigt die Verinnerlichung und Anwendung neuen Wissens.	Im gesamten Paper wird Process Mining nicht thematisiert. Weder werden Prozesse modelliert noch analysiert, und auch keine Prozessdaten verwendet.	Die Arbeit stellt ein voll implementiertes, domänenspezifisches RAG-System (AMGPT) vor, das kontextuelle Abfragen beantwortet. RAG wird sowohl konzeptionell als auch technisch detailliert beschrieben – inkl. Architektur, Embeddings, Retrieval-Strategien und Evaluationsmethoden. Die Arbeit ist eine sehr gute Veranschaulichung/Beispiel für den praktischen Einsatz von RAG: Das System adressiert typische Herausforderungen wie Halluzinationen, Antwortqualität und Domänenspezifität. Das AMGPT-Paper zeigt, dass RAG nicht nur ein Werkzeug zur Antwortgenerierung ist, sondern ein Baustein entlang der SECI-Spirale: Es erfasst implizites Wissen nebenbei, verknüpft heterogene Wissensquellen semantisch und unterstützt Mitarbeitende im Arbeitsprozess. Für die Praxis bedeutet das: RAG-Systeme können die klassische, oft stockende Wissensdokumentation in Unternehmen radikal beschleunigen – solange Governance, Datenqualität und Lermanalytics von Anfang an mitgedacht werden.	hoch ●
008	Knowledge graph validation by integrating LLMs and human-in-the-loop	S. Tsaneva D. Dessi F. Osborne M. Sabou	2025	Die Autoren untersuchen, wie grosse Sprachmodelle (LLMs) in den Validierungs-Workflow von automatisch erzeugten Wissensgraphen integriert werden können. Hintergrund ist, dass rein automatische Pipelines zwar grosse Abdeckung bieten, aber viele fehlerhafte Tripel enthalten. Das Paper zeigt, dass LLMs die automatisierte KG-Validierung deutlich präziser machen können, ihre Schwächen (Recall-Verlust) aber erst durch gezielte Zusammenarbeit mit menschlichen Experten ausgeglichen werden. Ein «Mensch-bei-Uneinigkeit»-Ansatz liefert aktuell das beste Kosten-Nutzen-Verhältnis. Das Paper liefert den methodischen Unterbau (hybride KG-Validierung). Setzt man darauf RAG auf, kann Unternehmenswissen entlang der SECI-Phasen effizienter externalisiert, kombiniert und internalisiert werden – bei gleichzeitig hoher Informationsqualität.	Informatik	LLMs helfen, implizites Wissen (z. B. in Triplestrukturen) zu validieren und explizit zu machen. Der «human-in-the-loop»-Ansatz unterstützt die Externalisierung durch Feedback-Mechanismen.	Einsatz von LLMs in Kombination mit Ontologie-Validierung, Regelwerken und Mensch-Feedback zur Qualitätssicherung von Wissen. Mehrwert, welcher mit RAG möglich wäre: Beim Generieren von Antworten oder neuen Artefakten kann RAG sowohl den verifizierten KG-Ausschnitt als auch zugrunde liegende Dokumente abrufen. So entstehen semantisch verlinkte Wissenslandschaften.	Validierte Triples und strukturierte Ontologien erleichtern Lernen und Nutzung innerhalb intelligenter Systeme. Human-LLM-Workflows fördern adaptives Lernen.	Dieses Paper bietet keinen Beitrag zur Beantwortung F1. Weder werden Prozesse visualisiert noch analysiert, noch wird organisationales Wissen in Form von Abläufen modelliert.	RAG als Technologie wird nicht direkt erwähnt, jedoch stehen semantisches Retrieval und LLM-gestützte Validierung im Fokus. Besonders relevant ist die Diskussion rund um die Generierung und Bewertung von Wissensträgern (Triples), was funktional eine Form der Retrieval-Augmentation darstellt – allerdings eher in Validierungs- als in Antwortgenerierungsprozessen. Auch wenn RAG nicht direkt erwähnt wird, zeigt die Arbeit, wie LLMs zur Validierung von maschinell erzeugtem Wissen eingesetzt werden können. Es entstehen hybride Workflows, in denen Domänenexperten und KI-Modelle kooperieren, um die Qualität grosser Wissensressourcen zu sichern. Dies stärkt die Wissensbasis, die später von Entscheidungssystemen (wie RAG-basierten Architekturen) verwendet werden kann. Der Fokus liegt hier allerdings klar auf der Validierung, nicht auf der Beantwortung von Nutzeranfragen.	mittel ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
009	An LLM-assisted ETL pipeline to build a high-quality knowledge graph of the Italian legislation	A. Colombo A. Bernasconi S. Ceri	2025	Die Arbeit zeigt praxisnah, wie sich ein modernes, qualitativ hochwertiges Gesetzgebungs-Knowledge-Graph-System aufbauen lässt: standardkonform, effizient, LLM-unterstützt und für andere Länder adaptierbar.	Wissensmanagement	LLMs werden gezielt zur Anreicherung unstrukturierter gesetzlicher Texte eingesetzt. Artikelüberschriften, Themen und Domänen werden mittels BERT/Mistral-7B-Modellen generiert – Beitrag zur Externalisierung impliziten Wissens. Die Autoren nutzen LLMs (BERT, Mistral-7B) um Metadaten wie Ministeriums-Domänen, Titel und Topics automatisch aus Gesetzestexten abzuleiten und als Properties in den Graph aufzunehmen. Dieselbe Vorgehensweise kann Firmen helfen, implizites Wissen in Dokumenten (z. B. E-Mails, Präsentationen) per LLM-Extraktion zu strukturieren. In einer RAG-Pipeline landen diese extrahierten Felder in der Vektor- oder Graph-DB als hochwertige Retrieval-Anker.	Kein RAG im engeren Sinn, aber vorbereitende Komponenten (Titel- und Themenextraktion, strukturierte Graphabfragen), die RAG-Anwendungen ermöglichen würden. Die ETL-Pipeline vereinigt amtliche XML-Gesetze, Parlaments-APIs und LLM-Output in einem Property Graph und bereinigt Inkonsistenzen graphbasiert.	Strukturierte Repräsentation mit Themenklassifikation und Abfragemöglichkeiten ermöglicht Nutzenden den gezielten Wissensaufbau. Graph Queries liefern fundierte Einblicke. Der konkrete Einsatz von RAG für Internalisierung wird im Paper nicht umgesetzt, aber die Autoren heben hervor, dass ihre Titel- und Topic-Anreicherung die Grundlage für spätere RAG-Query-Pipelines bildet.	Process Mining im engeren Sinne (Analyse von Eventlogs oder Wissensflüssen) wird nicht durchgeführt. Jedoch zeigt die Pipeline zahlreiche prozessanalytische Elemente.	Das Paper stellt Bausteine bereit, die für RAG zentral sind: strukturierte Wissensgraphen, semantische Anreicherung durch LLMs, graphbasierte Abfragen. Obwohl keine RAG-Architektur implementiert ist, legt die Pipeline die Grundlage dafür, indem relevante Informationen automatisch erschlossen und domänenspezifisch verankert werden.	mittel
010	Customization and personalization of large language models for engineering design	Z. Jiang A. Liu D. Zhang X. Xu Y. Dai	2025	Das Paper verdeutlicht die Erkenntnis, dass LLMs im frühen Produktionsdesign zwar verwendet werden können, jedoch sollten sie nicht «out-of-the-box» eingesetzt werden: Sie sollten durch domänenspezifisches Wissen gefüttert werden (RAG), und die Prompt-Strategien an eigenen Denkstilen kopieren: so entstehen Konzepte, die sowohl kreativ als auch fertigungstauglich sind. Ziel des Beitrags ist es, solche Allzweck-LLMs gezielt anzupassen (customization) und anschließend auf einzelne Designer zu personalisieren (personalization), um die Realisierbarkeit der generierten Konzepte zu erhöhen. Kombination aus RAG-basierter Customization und reasoning-gestützter Personalization erhöht insbesondere die Realisierbarkeit von LLM-Ideen und stabilisiert deren Qualität.	Informatik	Die Integration von RAG unterstützt die Externalisierung impliziten Wissens durch Konvertierung von patentbasierten Informationen in strukturierte, abrufbare Einheiten. So wird domänenspezifisches Wissen kodifiziert und zugänglich gemacht. Also Patent-Knowhow wird in vektorisierte Chunks überführt, die gezielt abrufbar sind. Der Workflow (Parsing, Embedding, Index) ist leichtgewichtig, weil er ohne Modell-Feintuning auskommt. Statt teures Finetuning bietet RAG eine modulare Pipeline, die jede Art von Unternehmenswissen (Text, Transkript, Bild-Beschreibungen) in Query-fähige Bausteine verwandelt. Das erhöht die Geschwindigkeit der Externalisierung drastisch.	RAG wird als zentrales Werkzeug vorgestellt, um bestehendes Wissen mit aktuellen Anfragen zu kombinieren. Dies geschieht durch die Verknüpfung externer Daten (z. B. Patente) mit Designer-Queries in Echtzeit. Der Retriever verknüpft externe Patent-Chunks dynamisch mit einer aktuellen Designer-Frage. Die Kombination aus semantischem Retriever und generativem LLM macht Wissen situationsbezogen nutzbar – ein wesentlicher Fortschritt gegenüber klassischen DMS/SharePoint-Silos, die nur statische Dokumente liefern.	Durch Nutzung kontextuell angereicherter Prompts, die aus der RAG-Pipeline stammen, kann der Designer effektiver lernen. Das System fördert die Aufnahme von domänenspezifischem Wissen durch kontextualisierte Antworten.	Der Artikel behandelt kein Process Mining. Es fehlen Hinweise auf Prozessanalytik, Workflow-Visualisierung oder datengestützte Prozessanalyse.	Der Artikel ist ein Anwendungsbeispiel für RAG in einer hochspezialisierten Domäne: Engineering Design. Es wird gezeigt, wie RAG domänenspezifisches Wissen (z. B. aus Patenten) bereitstellt, das die Qualität von LLM-Ausgaben erheblich steigert. Besonders betont wird die Fähigkeit von RAG, kontextualisiertes, externes Wissen zur Verbesserung von Konzept-Generierung und zur Reduktion von Halluzinationen beizutragen.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
011	Sustainable Digitalization of Business with Multi-Agent RAG and LLM	M. Arslan S. Munawar C. Cruz	2024	Klassische manuelle Informationsextraktion ist langsam, teuer und fehleranfällig. Gleichzeitig stehen Digital-Transformations-Projekte wegen ihres Energie- und Ressourcenverbrauchs in der Kritik. Die Autoren schlagen eine nachhaltige IE-Plattform vor, die vortrainierte Large Language Modelle mithilfe von RAG und einer Multi-Agenten-Architektur kombiniert. So lassen sich ökonomisch möglichst nachhaltige Business-Intelligence Lösungen aufbauen, welche datengetriebene Entscheidungen beschleunigt, ohne energiehungrige Modelle ständig trainieren zu müssen.	Digitale Transformation	Durch Multi-Agent-RAG werden unstrukturierte Daten (z. B. Nachrichtenartikel, PDFs, Reviews) verarbeitet und in strukturierte, abrufbare Ereignisse transformiert. Das stellt eine Form der Externalisierung impliziten Wissens dar. Somit wird im Hintergrund vorhandenes Kontextwissen codiert.	Die Kombination domänenspezifischer Daten (z. B. interne Daten, Finanzdaten) über RAG ermöglicht gezielte Verknüpfung unterschiedlicher Wissensquellen zur Anreicherung von Ereignissen. Vektorindizes lassen heterogene Datensätze kontextsensitiv fusionieren.	Nutzer können über Dashboards und interaktive Oberflächen kontextualisierte Ereignisse explorieren (z. B. Photovoltaik-Fälle in Regionen). Dies unterstützt die Aufnahme neuen Wissens und Entscheidungsbildung. D.h. LLM-gestützte Dashboards oder Chat-Interfaces liefern narrative Erklärungen, Heatmaps oder ähnlich, welche einfacher aufzunehmen sind.	Im gesamten Artikel finden sich keine Hinweise auf Process Mining oder die Nutzung von Prozessdaten (z. B. Logs, BPMN, Prozessvisualisierungen). Fokus liegt auf Informationsextraktion, nicht Prozessanalyse.	Das Paper fokussiert sich auf die Implementierung von Retrieval-Augmented Generation in einem Multi-Agenten-System, um Ereignisse aus vielfältigen Datenquellen (z. B. Nachrichten, Firmenberichte, PDFs) zu extrahieren, anzureichern und zu kategorisieren. Die Methode wird als nachhaltige Lösung präsentiert, die hohe Relevanz für Unternehmen hat, insbesondere durch geringeren Energieverbrauch im Vergleich zu kompletten LLM-Trainings.	hoch ●
012	Knowledge extraction for additive manufacturing process via named entity recognition with LLMs	X. Liu J. A. Erkoyuncu J. Y. H. Fuh W. F. Lu B. Li	2025	Das Paper stellt ein domänenspezifisches Framework für die Fertigung vor, dass die Fähigkeiten von LLM nutzt um Wissen aus Texten zu extrahieren. Dabei kann RAG Halluzinationen und Expertenaufwand dämpfen. Durch die Nutzung des internalisierten Fertigungswissens von LLM und des Expertenwissens aus akademischen Materialien mittels RAG beginnt das Framework mit der automatisierten Anpassung der Taxonomie auf Prozessebene, anstatt eine Taxonomie durch Experten zu entwerfen. Das vorgestellte Framework verdeutlicht, dass LLMs – ergänzt durch Retrieval und minimalen Trainingsaufwand – domänenspezifische Aufgaben im Manufacturing-Kontext wesentlich verbessern können. Es bietet einen skalierbaren Weg von der Rohliteratur bis hin zu strukturiertem Prozesswissen und legt somit den Grundstein für weiterführende intelligente Fertigungsanwendungen.	Fertigung	RAG wird genutzt, um unstrukturierte akademische Texte in prozessspezifisches Wissen zu transformieren (Taxonomie-Generierung). Dadurch wird domänenspezifisches Wissen aus Textquellen externalisiert und in strukturierte Form überführt.	RAG kombiniert internes Wissen des LLM mit abgerufenen Fachtexten, um ein präzises Klassifikationsschema (Taxonomie) zu erzeugen. Dies verbessert die Genauigkeit der Wissensextraktion.	Indirekt durch Annotierungsstrategien: Die extrahierten Entitäten können zur Unterstützung von Lernprozessen bei Einsteigern genutzt werden (z. B. Checklisten, Design-Entscheidungshilfe), aber dies ist nicht der zentrale Fokus des Artikels.	Es gibt keinen Bezug zu Process Mining oder prozessorientierter Datenanalyse.	Die Arbeit stellt ein umfassendes RAG-basiertes Framework vor, das akademische Texte nutzt, um prozessspezifisches Wissen (z. B. für Fused Deposition Modeling – FDM) automatisch zu strukturieren. RAG wird genutzt, um Halluzinationen zu reduzieren und präzise Taxonomien zu erzeugen. Dieses strukturierte Wissen bildet die Grundlage für maschinelles Lernen und kann direkt in Wissensmanagementsysteme eingebettet werden.	mittel ●
013	Opportunities for Knowledge Graphs in the AI landscape - An application-centric perspective	V. Presutti E. Motta M. Sabou	2025	Wissensgraphen sind nicht obsolet, sondern werden – gerade wegen der rasanten Verbreitung generativer KI – zu einem unverzichtbaren Fundament für Transparenz, Robustheit und Rechtskonformität zukünftiger KI-Systeme. Die identifizierten Herausforderungen markieren gleichzeitig eine ambitionierte Roadmap für die nächste Generation von KI-Technologien. Das Paper fasst 17 Beiträge zusammen, in denen Forschende beschreiben, wie sie Wissensgraphen in modernen KI-Anwendungen einsetzen, welche Herausforderungen dabei auftreten und welche Forschungsagenda sich daraus ableiten lässt. Empfehlung aus Paper: Skalierbare Architekturen für Echtzeit RAG mit multimodalen Knowledge Graphs. dass RAG in Verbindung mit Knowledge Graphs ein ganzes Wissens-Ökosystem für Unternehmen ermöglichen kann – von der schnellen	Informatik	RAG wird in mehreren Beiträgen thematisiert – insbesondere zur Verbesserung von LLM-Ausgaben, z. B. im Bildungsbereich, für Halluzinationsvermeidung und für juristisch relevante Empfehlungssysteme. Externalisiertes Domänenwissen wird hier zur Steuerung von LLMs verwendet. Studie hebt hervor, dass klassische RAG-Implementierung an sehr grossen Knowledge Graphs scheitern: eine modulare/domänen-Wissensgraph-Architektur ist zu empfehlen.	Wissensgraphen ermöglichen die Kombination verschiedener Datenquellen für die Generierung kontextsensitiver Antworten. Dies geschieht durch strukturierte Anreicherung von Prompts. Beispiel: Logic-Augmented Generation (LAG) kombiniert symbolische Präzision mit heuristischen LLM-Fähigkeiten.	Wissensgraphen+ RAG/LLM können Lernprozesse von Nutzern durch individualisierte Exploration und semantische Rückverfolgbarkeit unterstützen (z. B. im Bildungsbereich, bei Prompt-Guided Learning), sind aber nicht explizit als didaktisches System ausgelegt. RAG-Agenten, die auf Rollenspezifische Teil-Wissensgraphen zugreifen, liefern kontextbezogene Micro-Learnings, ein direkter Beitrag zur Internalisierung von Wissen im Arbeitsalltag.	Der Begriff «Process Mining» selbst wird nicht verwendet. Es gibt jedoch Beiträge, die sich mit Process Knowledge Graphs (PKGs) beschäftigen.	Mehrere Beiträge aus dem Paper setzen RAG gezielt ein, z. B. im Bildungsbereich: RAG-basierte LLMs zur Generierung didaktisch aufbereiteter Antworten. Halluzinationsvermeidung: RAG als Kontrollmechanismus für Faktenbasiertheit. Recht: Kombination juristischer Wissensgraphen mit RAG zur Vermeidung rechtlich riskanter Ausgaben. Erklärbarkeit: Kombination von Wissensgraphen und RAG zur semantischen Rückverfolgbarkeit von Empfehlungen.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
				Externalisierung heimlichen Expertenwissens bis hin zur kontinuierlichen Internalisierung durch kontextadaptives Coaching. Voraussetzung sind jedoch skalierbare Wissensgraph-Architekturen.							
014	Knowledge-guided large language model for material science	G. Wang J. Hu J. Zhou S. Liu Q. Li, Z. Sun	2025	Das Paper zeigt wie grosse Sprachmodelle (LLMs) die materialwissenschaftliche Forschung beeinflussen: hin zu KI-getriebenen Ansätzen. Die Arbeit dient zudem als Leitfaden, wie domänenspezifische LLMs für die Materialforschung entwickelt und eingesetzt werden können. Das Review positioniert LLMs als künftiges Kernwerkzeug der Materialforschung: Von der Literatur-Analyse über Eigenschaftsprognosen bis hin zu vollautonomen Synthese-Laboren können sie Entwicklungszyklen radikal beschleunigen. Gleichzeitig unterstreichen die Autoren, dass Fortschritte in Datenqualität, Benchmarks, Ressourcen-Effizienz und Sicherheit notwendig sind, um das volle Potenzial materialspezifischer LLMs nachhaltig auszuschöpfen.	Materialwissenschaft	RAG wird explizit vorgestellt als Methode zur dynamischen Wissensbereitstellung, z. B. durch Abfrage materialwissenschaftlicher Datenbanken oder Literatur.	Das Paper beschreibt detailliert, wie RAG in Kombination mit LLMs zur Informationsverarbeitung und -generierung in der Materialwissenschaft eingesetzt wird.	Nutzende können durch Systeme wie ChatMOF oder ChemCrow kontinuierlich lernen, z. B. durch dialogische Beantwortung komplexer wissenschaftlicher Fragen.	Process Mining wird in diesem Paper nicht thematisiert.	RAG wird ausführlich als zentrales Modul zur Verbesserung generativer Modelle durch externe Wissensquellen beschrieben. Der Einsatz reicht von wissenschaftlichem Informationsabruf über experimentelle Planungen bis hin zur Steuerung autonomer Labore. Das Paper zeigt sowohl die Architektur als auch Einsatzszenarien (z. B. ChatExtract, ChatMOF, ChemCrow), die sich stark auf die Funktionalität von RAG stützen.	mittel 🟡
015	KG.GOV: Knowledge graphs as the backbone of data governance in AI	A. M.-Peñuela E. Simpert A. Kurteva I. Reklós	2025	Generative KI vergrößert das Datenvolumen, die Modell-Komplexität und den regulatorischen Druck. Transparenz über Herkunft, Lizenzierung, Qualität & Ethik der Daten ist deshalb eine zentrale offene Baustelle. Das Paper stellt ein KG.gov-Framework vor, welches Knowledge Graphs (KGs) mit Governance-Dimensionen beschreibt: Datenmodellierung, Verwaltung von Darstellungen und Verhaltensmodellierung. Diese Dimensionen unterstützen rechtliche Audits, Nachvollziehbarkeit und Fairness.	Data Governance	Die Nutzung von KGs für strukturierte Dokumentation von LLM-Workflows (z. B. über WikiPrompts) erfüllt eine ähnliche Funktion wie RAG – Kontext wird durch Struktur erschlossen.	KGs dienen als Infrastruktur für Datenmodellierung und Workflow-Orchestrierung von generativen Systemen.	Nutzer können mit Systemen wie WikiPrompts oder MuselT lernen, wie generative Prozesse ablaufen und welche Eingaben/Outputs generiert wurden.	Process Mining ist kein Bestandteil dieser Arbeit. Die Analyse realer Abläufe oder eventbasierter Geschäftsprozesse wird nicht verfolgt. Stattdessen liegt der Fokus auf strukturierter Modellierung und semantischer Repräsentation.	Auch wenn RAG nicht explizit, als Technologie diskutiert wird, übernehmen die vorgestellten Systeme ähnliche Funktionen: KGs fungieren als strukturierte, semantisch erschlossene Speicherorte, aus denen gezielt Informationen für generative Modelle (z. B. via Prompts) bezogen werden. Besonders WikiPrompts fungiert als Brücke zwischen strukturiertem Wissen und generativer Antwortproduktion.	mittel 🟡

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
016	Application of retrieval-augmented generation for interactive industrial knowledge management via a large language model	L.-C. Chen M. S. Pardeshi Y.-X. Liao K.-C. Pai	2025	Das Paper stellt ein Interactive Industrial Knowledge Management System (IIKM) vor, welches mit der Hilfe eines RAG-Ansatzes die Dokumenten- und Service-Prozesse eines Industrieunternehmens automatisiert. Hintergrund ist die wachsende Datenmenge in Industrie 5.0 und der Bedarf des schnellen Informationsaustausches. RAG-basierte LLM eignen sich hervorragend, um domänenspezifisches Wissen in Echtzeit bereitzustellen. Eine Hybrid-Strategie aus Schlüsselwort- Vektor-Suche + Cross-Encoder-Reranking minimiert die Fehlerrate. Schwerpunkte für die Zukunft: Mehrsprachigkeit, besseres Prompt-Engineering zur Feinsteuerung der Antworten.	Fertigung	Das RAG-System dient der Externalisierung von in Dokumenten enthaltenem Wissen, welches über semantische Suche nutzergerecht abrufbar gemacht wird.	RAG wird umfassend zur Domänenanpassung eingesetzt: für technische Services und Unternehmensregeln (z. B. Reisekosten, Wartung).	Der AI-Assistent hilft Mitarbeitenden, technische und administrative Inhalte zu verstehen und anzuwenden. Lernprozesse werden durch dialogische Interaktion unterstützt.	Die Arbeit verwendet keine Process-mining-basierten Verfahren zur Analyse oder Visualisierung von internen Wissensprozessen. Es erfolgt keine systematische Auswertung von Event Logs oder anderen prozessualen Datenquellen.	Die Studie ist ein Paradebeispiel für den praktischen Einsatz von RAG in industriellen Kontexten. Es wird eine vollständig integrierte Architektur (IIKM-System) vorgestellt, bei der RAG über BM25, Embedding und Re-Ranking (BAAI) eingesetzt wird. Anwendungskontexte sind u.a. TechniksUPPORT, Regelsuche und interne Anfragen. Das System erzielt dabei beachtliche Leistungskennzahlen.	hoch ●
017	Exploring Business Events using Multi-source RAG	M. Arslan S. Munawar C. Cruz	2024	Das Paper ist eine Fallstudie im Bereich Betriebswirtschaft und es wird die Problemstellung von geschäftsrelevanten Ereignissen betrachtet, welche vom Unternehmen nur mittels heterogenen, schnell wachsenden Datenquellen beschrieben werden können. Klassische Extraktionsverfahren sind zu starr bzw. zu wartungsintensiv, um Quellen in Echtzeit auswerten zu können. Das Paper zeigt, wie RAG-gestützte LLMs die Extraktion von Geschäftsereignissen aus multimodalen Datenquellen automatisieren und damit einen hohen Nutzen für Wissensmanagement-Prozesse stiften. Der Ansatz bietet eine skalierbare, wartungsarme Alternative zu traditionellen IE-Pipelines, erfordert jedoch sorgfältige Daten-Governance und den Ausbau der Quellenbasis, um sein volles Potenzial zu entfalten.	Business Intelligence	RAG wird eingesetzt, um Informationen aus heterogenen Datenquellen (strukturiert, semi-strukturiert, unstrukturiert) nutzergerecht bereitzustellen. Automatisches Crawling & Vektorisieren verschiedenartiger Datenquellen erhöht Breite & Tiefe des organisationalen Wissenspools. Zentrale Erkenntnis: RAG senkt die Eintrittsbarriere, implizites Fachwissen dauerhaft in expliziter, durchsuchbarer Form vorzuhalten, ohne dass Mitarbeitende ihre Arbeitsroutine radikal ändern müssen.	RAG dient als Kernkomponente in einem Multi-Source-Framework (LangChain, OpenAPI, Chainlit) zur Analyse von Business Events aus vielfältigen Datenstrukturen. Veraltete Datensets lassen sich gegen neue CSV oder sonstige Dateien tauschen, ohne die ganze Pipeline neu zu bauen. RAG wird zur semantischen Klebeschicht, die fragmentierte Dokumente, Tabelle, Streams zu kohärenten Wissensseinheiten zusammensetzt. Grundlage für den Decision Support. Nebeneffekt: Durch Kombination wird festgestellt, wo Fehl- oder Doppelablage im Wissen herrscht.	Benutzer erhalten über das QA-System tiefgreifende Informationen zu Unternehmen, Vorgängen und Zahlen, die zu Lern- und Entscheidungsprozessen beitragen. Erlaubt exploratives Frage-Antwort-Lernen. Durch interaktive, belegte Antworten wird explizites Wissen in Handlungswissen überführt: Mitarbeitende können neue Einsichten direkt in Entscheidungen umsetzen.	Process Mining wird nicht behandelt.	Die Studie zeigt ein praxisnahes, technisches Anwendungsbeispiel für RAG in der Event-Erkennung aus unterschiedlichsten Datenquellen. Die Architektur ermöglicht den Zugriff auf externe Informationen in Echtzeit, gestützt durch LangChain und OpenAI. Die hohe Genauigkeit (über 89 %) bei der Informationsextraktion zeigt die Praxistauglichkeit.	hoch ●

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
018	A Survey on RAG with LLMs	M. Arslan H. Ghanem S. Munawar C. Cruz	2024	Ziel der Studie ist das Bieten eines systematischen Überblicks über RAG in Kombination mit LLM. Der Fokus liegt weniger auf den Algorithmus selbst, sondern darauf wo und wie RAG bereits produktiv genutzt wird. Medizin/Biomedizin sowie Technologie/Software sind dominierende Bereiche, in welchen RAG untersucht wird. Ein Sprunghafter Anstieg seit 2023 in der Forschungsarbeit zeigt die rasch wachsende Relevanz von RAG-Anwendungen. Implikationen für Wissensmanagement ersichtlich: Durch RAG werden generierte Antworten belegbar. Dynamische Kontexteinbindung: Knowledge Worker erhalten situativ, die jeweils neusten Dokumente. RAG kann dabei heterogene Datenquellen integrieren. Das Paper bzw. die Literaturrecherche zeigt gut, dass RAG-basierte LLM-Workflows bereits in vielen Branchen Fuss fassen, den grössten Impact aber bisher dort haben, wo strukturierte Wissensbasen vorliegen. z. B. in Medizin und in Technik. Für das Wissensmanagement bedeutet RAG einen Paradigmenwechsel: Weg vom statischen Dokument-Speicher hin zu einem lebenden Wissenssystem, das Generierung und Retrieval nahtlos verschmelzt.	Data Science	RAG wird gezielt genutzt, um externes Wissen aus vielfältigen Quellen (Texte, Datenbanken, Tabellen) abzurufen und in strukturierter Form bereitzustellen. Dabei: Versionierung mit Quellenangaben - damit wenige bis keine Halluzination. Domänen-Feintuning notwendig, damit interne Fachtermini verstanden werden. Datenschutz bei sensiblen Chats eine grosse Herausforderung.	RAG wird breit in Anwendungen genutzt, um heterogene Datenquellen kontextuell zu vereinen (z. B. QA, Entscheidungsunterstützung, Informationsabruf). Bisher bei RAG: noch schwache Entity-Linking-Unterstützung gemäss Literaturrecherche: Ohne saubere Verankerung in Ontologien drohen Inkonsistenzen. Ermöglicht das Schlagen von semantischen Brücken zwischen Silos.	RAG-basierte Systeme helfen bei personalisiertem Lernen, Entscheidungsfindung und Textverständnis (z. B. in Medizin, Bildung, Softwareentwicklung). Learning-by-Doing: Mitarbeitende greifen auf einen dialogischen Wissenspool zu, erproben Lösungen sofort und verankern neues Know-how im Arbeitsprozess.	Process Mining oder verwandte Techniken werden im Artikel nicht berücksichtigt.	Die Arbeit bietet eine umfassende Darstellung von RAG-Anwendungen, klassifiziert nach Aufgaben (z. B. QA, Summarization, Information Extraction) und Disziplinen (z. B. Medizin, Finanzen, Softwareentwicklung).	sehr hoch 
019	Making waves: Generative artificial intelligence in water distribution networks: Opportunities and challenges	R. Taiwo A.-M. Yussif T. Zayed	2025	Zum ersten Mal wird systematisch untersucht, welche Rolle generative KI (GenAI) - z. B. Large Language Models, Diffusions- und GAN-Architekturen - in konventionellen und wiederverwendeten Wassernetzwerken (reclaimed WDNs) spielen kann. Grundlage dafür ist eine Literaturrecherche. Zentrale Erkenntnisse für die nahe Zukunft: RAG-Systeme erhöhen Treffersicherheit bei Wartungs-, Betriebs- und Compliance-Dokumenten. RAG-basierte Wissenssysteme und Visual-Anomalie-Detektion lassen sich mit vorhandener IT relativ rasch plotten. GenAI dient als Entscheidungsassistent, Endverantwortung bleibt bei erfahrenen Operator:innen. Im Lichte des SECI-Modells zeigt das Paper, dass Retrieval-Augmented Generation nicht nur ein Such-Upgrade, sondern ein Zyklusbeschleuniger für organisationales Lernen ist: Es erleichtert die Externalisierung von Erfahrungswissen, verdichtet es in der Kombination zu handlungsrelevanten Wissensnetzen und unterstützt die Internalisierung durch kontextualisierte, interaktive Lernpfade – vorausgesetzt Datenqualität, Erklärbarkeit und Beteiligung der Fachkräfte werden von Anfang an mitgedacht	Infrastrukturmanagement	RAG wird gezielt eingesetzt zur Analyse technischer Dokumente, Wartungsberichte, Compliance-Vorgaben. Fördert Wissenserhalt & Kontextzugriff. Bis zu einem gewissen Grad eine Auto-Dokumentation mittels RAG möglich: Multimodale Kombination von Sprach und Textdateien.	RAG verknüpft verschiedene interne Datenquellen (z. B. Wartungsprotokolle, regulatorische Anforderungen) für systematische Entscheidungsunterstützung. Semantische Fusion: RAG verknüpft Handbücher, Daten, Normen und generiert dabei konsolidierte Antworten mit Quell-Callouts. RAG füllt Lücken in Dokumentation, z. B. durch Querverweisung zwischen unterschiedlichen Projekten.	ChatGPT-ähnliche Systeme zur Schulung, Einsatz von Multimodalität (Texte, Bilder) zur Unterstützung von Bedienpersonal – fördert kontextbasiertes Lernen. Learning-by-Chatting: RAG-Tutor gibt kontextbezogene Erklärungen. Szenario Immersion: GenAI erzeugt «Was-wäre-wenn»-Sims. Operator trainiert im Digital Twin, verankert Handlungsroutinen.	Der Begriff oder die Methodik von Process Mining kommt im Artikel nicht vor.	Der Artikel benennt RAG ausdrücklich als eine Schlüsseltechnologie zur Unterstützung des Wissensmanagements in Wasserverteilungssystemen. Konkrete Anwendungsfelder: Analyse von Wartungsprotokollen & technischen Dokumentationen, Kontextuelle Hilfestellung bei regulatorischen Anforderungen, Institutionalisierung von Erfahrungswissen (z. B. bei Renteneintritt), Realisierung von dokumentgestütztem Frage-Antwort-System. RAG ermöglicht kontextuelle Antworten mit Bezug zu betriebspezifischen Quellen: im Sinne der Forschungsfrage F2.	hoch 

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
020	RAG4DS: Retrieval-Augmented Generation for Data Spaces – A Unified Lifecycle, Challenges, and Opportunities	M. Al-Qatf et al	2025	<p>Problem LLM: Halluzinationen, Wissenslücken, veraltete Fakten</p> <p>Problem RAG: Mühe qualitativ hochwertige Daten aus heterogenen Quellen zuverlässig einzubinden. Das Paper schlägt daher einen RAG-Data-Space bzw. ein RAG-Data-Space-Modell vor (RAG DSM): eine komplementäre Integration von RAG in Datenraum-Ökosysteme. So soll der Ansatz Datenräume als gesicherte, domänenspezifische Wissensquellen für RAG nutzen, gleichzeitig den Support-Service der Datenräume durch die generativen und erklärenden Fähigkeiten von LLMs verbessern.</p> <p>RAG-DSM: Kann alle Kerndienste eines Datenraums aufwerten: z. B. Datenkatalogisierung & -suche, Frage-Antwort-Assistenz, Monitoring und Qualitätssicherung. RAG-DSM verknüpft die jeweils stärksten Seiten von RAG und Datenräumen: aktuelle, qualitativ hochwertige Domänendaten treffen auf generative Intelligenz mit dem Potenzial, sowohl die Leistungsfähigkeit als auch die Akzeptanz von LLM-basierten Lösungen in sensiblen Bereichen wie Gesundheit und Mobilität deutlich zu steigern</p>	Data Engineering	<p>RAG wird genutzt, um Wissen aus strukturierten und unstrukturierten Datenräumen zugänglich zu machen, insbesondere im Rahmen dieser Arbeit in regulatorischen, medizinischen und Mobilitätsdaten. Data Spaces steuern Zugriffsrechte und Datenhoheit, RAG konsumiert nur freigegebene Ausschnitte.</p>	<p>RAG kombiniert semantisch heterogene Datenquellen durch Retrieval und Prompting, gestützt durch Datenräume mit strukturierten Metadaten. RAG-DSM nutzt Ontologien und Metadaten aus Data Spaces, um Abfragen zu erweitern, zu zerlegen und semantisch zu re-ranken. RAG-DSM unterstützt eine Betrachtung des Data Lifecycle: so werden Aktualisierungen von bestehenden Handbüchern, Analysen etc. nahezu in Echtzeit bereitgestellt. Nicht mehr aktuelle Versionen werden entsprechend gekennzeichnet.</p>	<p>RAG-DSM unterstützt durch kontextualisierte Retrieval-Modelle Lernprozesse, z. B. bei medizinischer Aufklärung oder Richtliniennavigation. Mitarbeitende verinnerlichen neues Wissen schneller, da es im Arbeitsfluss abrufbar ist. Das Paper zeigt, wie RAG-DSM Material kuratiert: Übertragbar auf Corporate Learning: Trainingsmodule passen sich an Rolle, Reifegrad oder Projektkontext an.</p>	<p>Das Paper behandelt ausschliesslich RAG und Data Spaces. Process Mining wird nicht erwähnt.</p>	<p>Das Paper ist vollständig RAG-zentriert und liefert: eine Architektur für die Integration von RAG mit Data Spaces (RAG-DSM), ein Lifecycle-Modell zur Implementierung und Optimierung von RAG-Systemen, Use Cases in den Bereichen Gesundheit und Mobilität. Fokus auf Qualität, Relevanz, Kontext und Governance der bereitgestellten Daten. Das Paper ist ein zentraler Beitrag zu F2 und zeigt die Potenziale von RAG-DSM als Architekturmodell für die intelligente, kontextuelle Bereitstellung von Wissen aus komplexen Datenräumen.</p>	sehr hoch
021	LLM Agentic Workflow for Automated Vulnerability Detection and Remediation in Infrastructure-as-Code	D. Toprani V. K. Madiseti	2025	<p>Fehlkonfigurationen in Infrastructure-as-Code-Vorlagen gelten als eine der häufigsten Ursachen für Cloud-Sicherheitsvorfälle. Bestehende einfache Monitoring-Instrumente erkennen insbesondere einfache, bekannte Muster. Komplexe, kontextabhängige Schwachstellen oder Wechselwirkungen zwischen Ressourcen bleiben häufig unbemerkt. Beitrag des Papers ist ein mehrstufiges Agentensystem: RAG Retriever: lädt zu jeder Code-Vorlage passende Best-Practices-Snippets aus einer Vektordatenbank. Vulnerability-Agent: Analysiert den Code + Kontext, erkennt dabei Fehlkonfigurationen und schläft Korrekturen vor. Report-Agent: Generiert ein priorisiertes Entwicklungsreporting. Das Paper demonstriert, dass ein LLM-gestützter, RAG-angereicherter Multi-Agent-Ansatz die Sicherheitsanalyse von IaC-Vorlagen deutlich präziser und kontextbewusster macht als klassische statische Werkzeuge. Mit 85 % Trefferquote, vertretbarer Runtime und nahtloser CI/CD-Integration markiert die Arbeit einen vielversprechenden Schritt hin zu proaktiver, skalierbarer Cloud-Security – erfordert aber laufende Pflege der Wissensbasis und weitere Optimierung für Spezialfälle.</p>	IT-Architektur	<p>RAG wird genutzt, um best-practice-Wissen aus Dokumentationen, Frameworks und Sicherheitsstandards zu extrahieren und auf IaC-Templates zu beziehen. RAG kann dabei jede Form von Fach-Guidelines, SOPs oder Entscheidungsprotokollen aufnehmen und so explizites Wissen organisationsweit zur Verfügung stellen. Automatisiertes Strukturieren erleichtert das spätere Auffinden und Zitieren. RAG-Pipelines reduzieren den manuellen Dokumentationsaufwand und senken damit eine der grössten Hürden bei der Externalisierung von Expertenwissen.</p>	<p>Der RAG-Mechanismus erlaubt das Kombinieren verschiedener Sicherheitsdokumente (AWS Well-Architected, CIS Benchmarks) mit realen IaC-Code-Snippets. Explizites Wissen wird mit Fallkontext (z. B. Kundenanfragen oder Incident-Log) verschmolzen, eine dynamische Form der Knowledge-Kombination.</p>	<p>Die generierten Berichte sind klar strukturiert, enthalten konkrete Handlungsanweisungen und fördern die sicherheitsbezogene Kompetenzentwicklung von Entwickler:innen. Die Reports enthalten klare Schritte, Begründungen und Zitate aus best-Practice-Dokumentation. Integration in CI/CD-Pipelines sorgt dafür, dass das Wissen im Arbeitsfluss erscheint, nicht in separaten Portalen. Kontinuierliche Aktualität ermöglicht das Vorhandensein stets aktueller Schulungsunterlagen und erhöht nachhaltige Verinnerlichung.</p>	<p>Der Artikel verwendet keine Prozessdaten.</p>	<p>RAG wird aktiv eingesetzt, um domänenspezifische Inhalte (z. B. AWS-Richtlinien, Security-Benchmarks) zu kontextualisieren und relevante Auszüge in den Prompt zu integrieren. Resultat ist eine präzise, aktuelle und kontextsensitiv begründete Wissensbereitstellung, z. B. für CI/CD-Pipelines.. Das Paper ist relevant für F2, da es ein konkretes, einsatzfähiges Framework für RAG-gestützte Wissensbereitstellung in sicherheitskritischen Cloud-Umgebungen zeigt. Die Integration in CI/CD-Prozesse, die Nutzung aktueller Wissensquellen und die Fähigkeit zur kontextsensitiven Antwortgenerierung verdeutlichen das Potenzial von RAG in praktischen, unternehmensnahen Szenarien.</p>	hoch

ID	Titel	Autoren	Jahr	Kurzfassung der Inhalte	Fachbereich	SECI-Externalisierung	SECI-Kombination	SECI-Internalisierung	Relevanz für F1	Relevanz für F2	Gesamt-Relevanz
022	The Role of Accuracy and Validation Effectiveness in Conversational Business Analytics	A. Alparslan	2025	Das Paper untersucht, wie Conversational Business Analytics (CBA) mit Large-Language-Models – hier exemplarisch Text-to-SQL - Fachanwendern eigenständig Self-Service-Analytics ermöglicht. RAG wird als eine Möglichkeit vorgestellt, wie kontext-relevante Metadaten in Prompts eingebettet werden können und dadurch die Query-Genauigkeit steigert. D.h. Es handelt sich primär um eine konzeptionelle und mathematische Modellierung von Entscheidungslogik rund um RAG-basierte Business Analytics.	Business Analytics	RAG (Text-to-SQL + Retrieval) dient explizit zur Konvertierung natürlicher Sprache in strukturierte Datenbankabfragen – fördert Externalisierung von Domänenwissen. D.h. es existiert eine LLM-gestützte Erfassung von Wissen: implizites Erfahrungswissen wird sofort in einer strukturierten Form abgelegt. Im Paper verbessert RAG die Trefferquote der Text-to-SQL Übersetzung und kann damit die Konditionen von Partial Support PS schneller erfüllen.	Die RAG-Integration kombiniert verschiedene kontextuelle Informationen (Datenmodell, Beispiele) zur gezielten SQL-Generierung – klare Wissenssynthese.	Validierte Ergebnisse und dialogbasierte Erklärungen unterstützen Endnutzer:innen bei der Wissensaufnahme – insbesondere ohne SQL-Kenntnisse.	Das Paper thematisiert keine Event Logs, Prozessanalysen oder Abläufe in Form von Workflows oder Mining-Techniken.	RAG wird als zentraler Mechanismus beschrieben (Text-to-SQL + Retrieval aus Vektordatenbanken) zur Beantwortung komplexer Abfragen. Die Arbeit bietet eine der bisher konzeptionell fundiertesten Auseinandersetzungen mit der Frage, wann RAG einen echten Mehrwert bietet. Besonders hervorzuheben ist die theoretisch fundierte Modellierung von Nutzenentscheidungen im Kontext von AI-generierter Business Intelligence.	hoch ●

C Umfrage zur Bewertung der Handlungsempfehlungen (Fallstudie)

Im Rahmen der Fallstudie (Kapitel 7) wurde eine standardisierte Online-Umfrage durchgeführt, um die im theoretischen Teil abgeleiteten Handlungsempfehlungen (H1–H4) hinsichtlich ihrer Relevanz, Umsetzbarkeit und Akzeptanz in der Praxis zu bewerten. Die Befragung richtete sich an 71 Fachpersonen aus den Bereichen HR, digitale Transformation und Wissensmanagement. Dabei handelte es sich überwiegend um Projektleitende, HR-Fachverantwortliche oder Experten und Expertinnen mit Bezug zu Wissensprozessen in ihrer Organisation.

Der nachfolgende Anhang enthält den vollständigen Fragebogen der Microsoft-Forms-Umfrage sowie alle Rückmeldungen, die unabhängig von der standardisierten Befragung schriftlich eingereicht wurden. Alle Angaben sind vollständig anonymisiert dargestellt.

Einleitungstext Umfrage (MS-Forms)

Online-Umfrage – Fachliche Integration mit KI-Technologien

Diese Umfrage ist Teil einer Masterarbeit, die das Zusammenspiel zwischen Wissensmanagement in Organisationen und KI-Technologien untersucht. Die zentrale Annahme: Bestimmte digitale Technologien haben das Potenzial, das betriebliche Wissensmanagement – insbesondere in personalbezogenen Prozessen – nachhaltig zu verbessern. Im Fokus dieser Befragung stehen zwei Technologien, deren Nutzen im Kontext der **beruflichen Integration neuer Mitarbeitender** (z. B. im Rahmen von Onboarding oder Einarbeitung) untersucht wird:

Process Mining (PM) Process Mining bezeichnet die datenbasierte Analyse realer Arbeitsabläufe und Entscheidungsprozesse. Dabei werden digitale Spuren (z. B. aus IT-Systemen, Logdaten, Workflows) ausgewertet, um **tatsächliche Prozessverläufe sichtbar zu machen** – inklusive Abweichungen, Engpässen oder inoffiziellen Routinen. So können z. B. implizite Wissensflüsse oder informelle Hilfsstrukturen erkannt und gezielt verbessert werden.

Retrieval-Augmented Generation (RAG) RAG kombiniert klassische Informationssuche mit generativer KI. Grundlage ist ein sprachmodellbasiertes System (z. B. ein LLM), das auf bestehende Wissensquellen der Organisation zugreifen kann. Dadurch werden **gezielte, kontextbasierte Antworten auf individuelle Fragen** ermöglicht – z. B. über einen intelligenten Chatbot oder eine semantisch erweiterte Suchfunktion. Ziel ist es, Wissen zur richtigen Zeit in verständlicher Form bereitzustellen.

Auf Basis aktueller wissenschaftlicher Literatur wurden **vier Handlungsempfehlungen (H1 bis H4)** formuliert. Diese sollen im Rahmen der folgenden Forschungsfrage bewertet werden: **Inwiefern lassen sich aus der Kombination von PM und RAG konkrete, praxisrelevante Empfehlungen zur Verbesserung der fachlichen Integration neuer Mitarbeitender ableiten – und wie werden diese von HR-Fachpersonen eingeschätzt?** Wir bitten Sie, die vier vorgeschlagenen Handlungsempfehlungen hinsichtlich ihrer **Relevanz, Akzeptanz, praktischen Umsetzbarkeit** und potenzieller **Herausforderungen** einzuschätzen. Die Ergebnisse unterstützen die Bewertung der Übertragbarkeit wissenschaftlicher Erkenntnisse in die Praxis.

Datenschutz: Die Angaben bleiben anonym.

Verbreitung: Die Umfrage darf gerne an geeignete Kolleginnen und Kollegen weitergeleitet werden. Herzlichen Dank für Ihre Teilnahme!

Simon Sahli

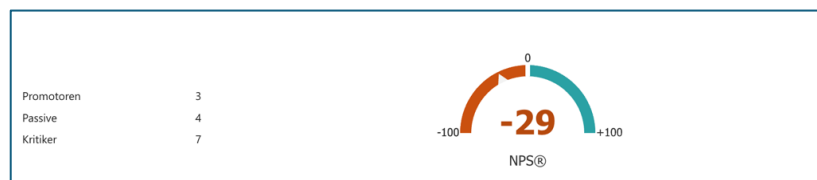
Frage 1: E-Mail

Wird nicht ausgewiesen – anonymisierte Auswertung.

Frage 2: Ihre Position / Funktion

A word cloud containing the following text: Leiterin HR Reporting, Wissenschaftlicher MA, Leiter HR-Analytics, Stv. Geschäftsführer Recht, Angestellte Group Head, Head People Analytics, Analytics/HR Analyst, Koordinationsbereich Hochschulen.

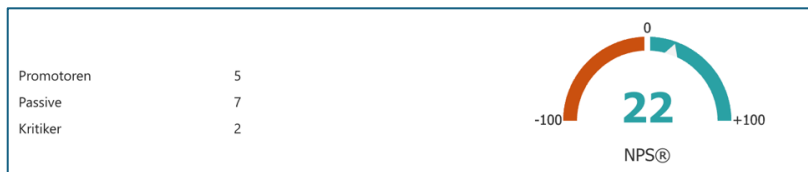
Frage 3: Wie stark können Sie in Ihrem Unternehmen / in Ihrer Organisation aktuelle Prozesse / Projekte im HR / in der digitalen Transformation beeinflussen?



ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	6	Kritiker
2	anonymous	7	Passive
3	anonymous	8	Passive
4	anonymous	1	Kritiker
5	anonymous	6	Kritiker
6	anonymous	10	Promotoren
7	anonymous	10	Promotoren
8	anonymous	6	Kritiker
9	anonymous	7	Passive
10	anonymous	6	Kritiker
11	anonymous	8	Passive
12	anonymous	10	Promotoren
13	anonymous	3	Kritiker
14	anonymous	6	Kritiker

Die Skala reicht von 0 (sehr schwach) bis 10 (sehr stark).
Mittelwert: 6.7

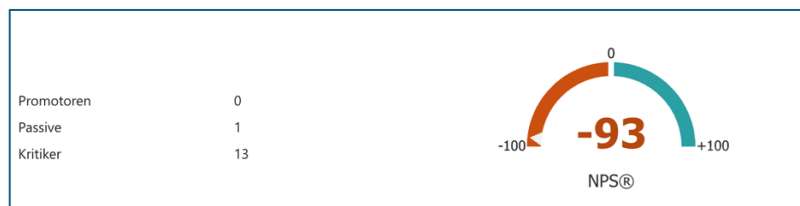
Frage 4: Wie würden Sie Ihre persönliche Haltung gegenüber dem Einsatz von KI-Technologien im HR-Kontext beschreiben?



ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	6	Kritiker
2	anonymous	9	Promotoren
3	anonymous	9	Promotoren
4	anonymous	7	Passive
5	anonymous	7	Passive
6	anonymous	9	Promotoren
7	anonymous	10	Promotoren
8	anonymous	8	Passive
9	anonymous	7	Passive
10	anonymous	6	Kritiker
11	anonymous	8	Passive
12	anonymous	10	Promotoren
13	anonymous	8	Passive
14	anonymous	7	Passive

Die Skala reicht von 0 (starke Abneigung) bis 10 (sehr offen).
Mittelwert: 7.9

Frage 5: Wie gut funktioniert das Wissensmanagement in Ihrer Organisation aktuell – insbesondere mit Blick auf Personalfuktuation und Wissenssicherung?



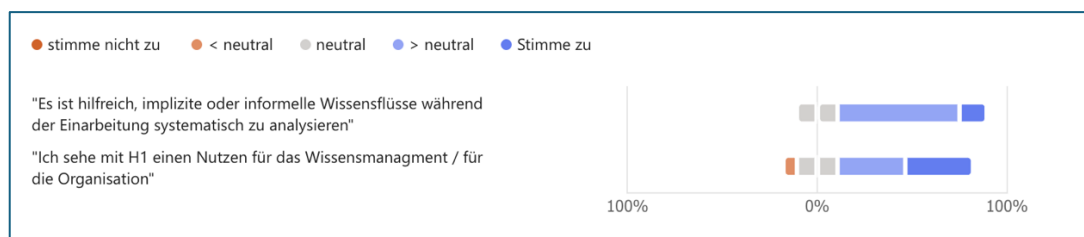
ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	3	Kritiker
2	anonymous	7	Passive
3	anonymous	5	Kritiker
4	anonymous	5	Kritiker
5	anonymous	3	Kritiker
6	anonymous	5	Kritiker
7	anonymous	1	Kritiker
8	anonymous	4	Kritiker
9	anonymous	4	Kritiker
10	anonymous	2	Kritiker
11	anonymous	4	Kritiker
12	anonymous	3	Kritiker
13	anonymous	3	Kritiker
14	anonymous	3	Kritiker

Die Skala reicht von 0 (es gibt noch viel zu tun) bis 10 (kein Handlungsbedarf).
Mittelwert: 3.7

Handlungsempfehlung H1: Wissensflüsse sichtbar machen (PM, Externalisierung)

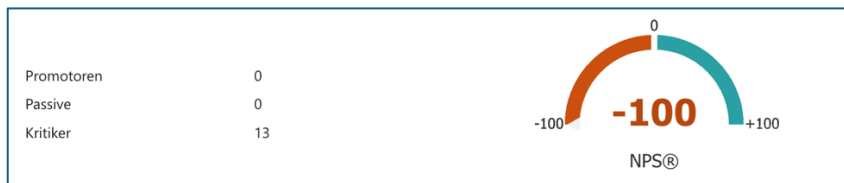
Fallbeispiel: Eine Organisation stellt fest, dass sich neue Mitarbeitende inoffiziell immer an dieselben Kolleginnen und Kollegen wenden, um Aufgaben zu verstehen. Eine Analyse von Logdaten (z.B. aus Tickets, LMS, usw.) zeigt: Offizielle Onboarding-Abläufe werden häufig umgangen. Der entsprechenden HR-Abteilung wird empfohlen, die Ereignisprotokolle relevanter IT-Systeme zu analysieren, um daraus Informations- und Lernpfade abzuleiten.

Frage 6: Was halten Sie von genannten Aussagen?



ID ↑	Name	Antworten	
		"Es ist hilfreich, implizite oder informelle Wissensflüsse während der Einarbeitung systematisch zu analysieren"	"Ich sehe mit H1 einen Nutzen für das Wissensmanagement / für die Organisation"
1	anonymous	> neutral	> neutral
2	anonymous	> neutral	> neutral
3	anonymous	neutral	neutral
4	anonymous	> neutral	> neutral
5	anonymous	neutral	< neutral
6	anonymous	neutral	Stimme zu
7	anonymous	Stimme zu	Stimme zu
8	anonymous	> neutral	Stimme zu
9	anonymous	> neutral	neutral
10	anonymous	> neutral	> neutral
11	anonymous	> neutral	Stimme zu
12	anonymous	> neutral	> neutral
13	anonymous	Stimme zu	neutral
14	anonymous	> neutral	Stimme zu

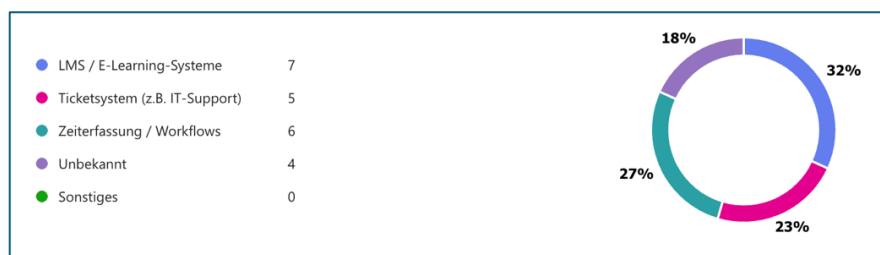
Frage 7: Sofern noch nicht umgesetzt: Wie realistisch wäre eine solche Analyse in Ihrer Organisation?



ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	3	Kritiker
2	anonymous	6	Kritiker
3	anonymous	6	Kritiker
4	anonymous	5	Kritiker
5	anonymous	2	Kritiker
6	anonymous	4	Kritiker
7	anonymous	4	Kritiker
8	anonymous	4	Kritiker
9	anonymous	3	Kritiker
10	anonymous	5	Kritiker
11	anonymous	2	Kritiker
12	anonymous	5	Kritiker
13	anonymous	3	Kritiker

Die Skala reicht von 0 (äussert unwahrscheinlich) bis 10 (äussert wahrscheinlich).
Mittelwert: 4.0

Frage 8: Welche Datenquellen wären theoretisch für eine Analyse verfügbar?



ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	["LMS / E-Learning-Systeme", "Ticketsystem (z.B. IT-Support) "]
2	anonymous	["LMS / E-Learning-Systeme", "Ticketsystem (z.B. IT-Support) ", "Zeiterfassung / Workflows"]
3	anonymous	["LMS / E-Learning-Systeme", "Ticketsystem (z.B. IT-Support) ", "Zeiterfassung / Workflows"]
4	anonymous	["Unbekannt"]
5	anonymous	["Ticketsystem (z.B. IT-Support) ", "LMS / E-Learning-Systeme", "Zeiterfassung / Workflows"]
6	anonymous	["Zeiterfassung / Workflows"]
7	anonymous	["Unbekannt"]
8	anonymous	["Ticketsystem (z.B. IT-Support) ", "LMS / E-Learning-Systeme"]
9	anonymous	["Unbekannt"]
10	anonymous	["LMS / E-Learning-Systeme", "Zeiterfassung / Workflows"]
11	anonymous	["Unbekannt"]
12	anonymous	["LMS / E-Learning-Systeme", "Zeiterfassung / Workflows"]

Frage 9: Welche Herausforderungen oder Risiken sehen Sie bei der Umsetzung?

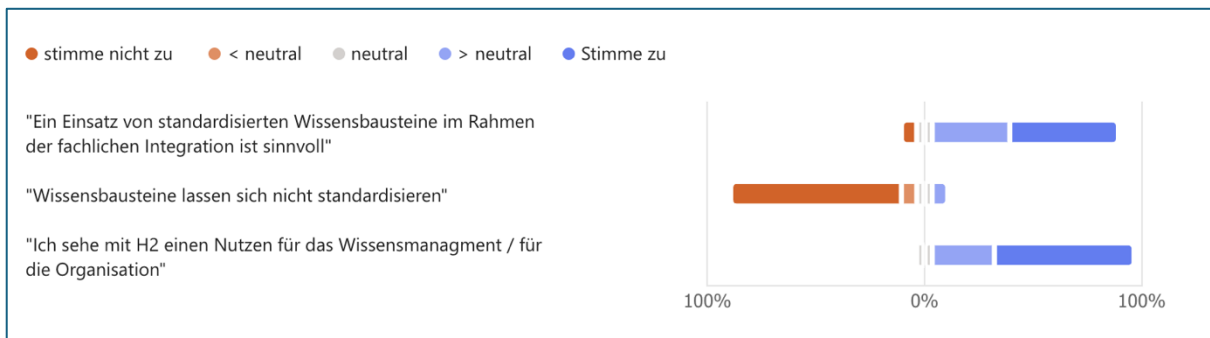
ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	Die datenschutzkonforme Nutzung von Logdaten erfordert klare Kommunikation und Transparenz gegenüber den Mitarbeitenden. Technisch ist die Umsetzung oft komplex und setzt die Zusammenarbeit mit IT oder Analytics-Teams voraus. Zudem besteht das Risiko, informelle, gut funktionierende Wissensflüsse durch eine zu starke Formalisierung zu stören. Die Daten müssen sorgfältig interpretiert und ggf. durch qualitative Insights ergänzt werden.
2	anonymous	Ich finde der Einsatz von KI/Analytics hat sehr viele Chancen, aber auch einige Risiken. Genau an dem Beispiel sehe ich viele Chancen - man könnte mögliche Hürden der Abläufe/Infos aufzeigen und die Kollegin entlasten. Ausser es gehört zu deren Aufgabenprofil - dann könnte ein Wegfallen für ihre Tätigkeit natürlich Auswirkungen haben. Datenschutz und Ethik müssen berücksichtigt werden. Und es gibt einfach auch den "Faktor Mensch", es geht nicht alles automatisiert und ohne Menschen. Die Person kennt vielleicht Tricks und Tipps usw.
3	anonymous	Wissen wird nicht nur über Systeme weitergeben sondern auch mündlich/bilateral
4	anonymous	Akzeptanz der MA
5	anonymous	Akzeptanz durch Mitarbeitende
6	anonymous	Datenschutz: Daten über Mitarbeiter dürfen nur zu einem berechtigten Zweck verarbeitet werden. Die Daten müssten somit anonymisiert ausgewertet werden, was den Mehrwert reduziert
7	anonymous	Datenschutz wenn man die auf konkrete Personen zurückschliessen kann. Und wenn es aber nicht genug tief geht, dann unklar ob es viel bringt.



Handlungsempfehlung H2: Wissensbausteine standardisieren (PM, Kombination)

Fallbeispiel: Eine Organisation entwickelt für die fachliche Integration modulare "Wissensbausteine" zu fachlichen Themen. Inhalte und Bausteine, basierend aus Ereignisprotokolldaten, werden möglichst strukturiert bzw. standardisiert bereitgestellt - beispielsweise als FAQs oder Kurzanleitungen.

Frage 10: Was halten Sie von genannten Aussagen?



ID ↑	Name	Antworten
		"Ein Einsatz von standardisierten Wissensbausteine im Rahmen der fachlichen Integration ist sinnvoll"
		"Wissensbausteine lassen sich nicht standardisieren"
		"Ich sehe mit H2 einen Nutzen für das Wissensmanagment / für die Organisation"
1	anonymous	Stimme zu
2	anonymous	Stimme zu
3	anonymous	> neutral
4	anonymous	> neutral
5	anonymous	Stimme zu
6	anonymous	stimme nicht zu
7	anonymous	Stimme zu
8	anonymous	Stimme zu
9	anonymous	> neutral
10	anonymous	neutral
11	anonymous	> neutral
12	anonymous	Stimme zu
13	anonymous	> neutral
14	anonymous	Stimme zu

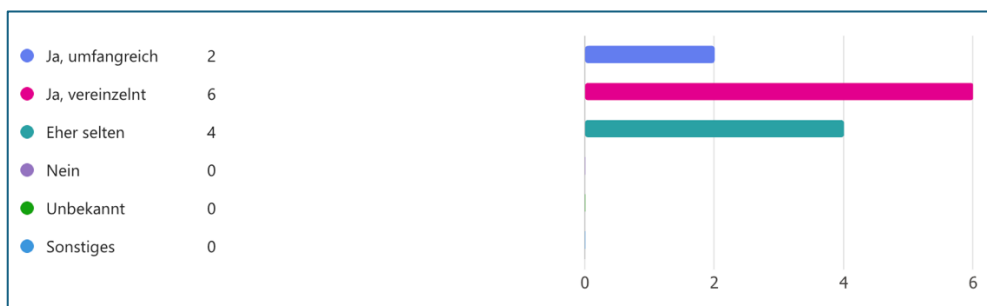
Frage 11: Sofern noch nicht umgesetzt: Wie realistisch wäre eine solche Entwicklung von standardisierten Wissensbausteinen in Ihrer Organisation?



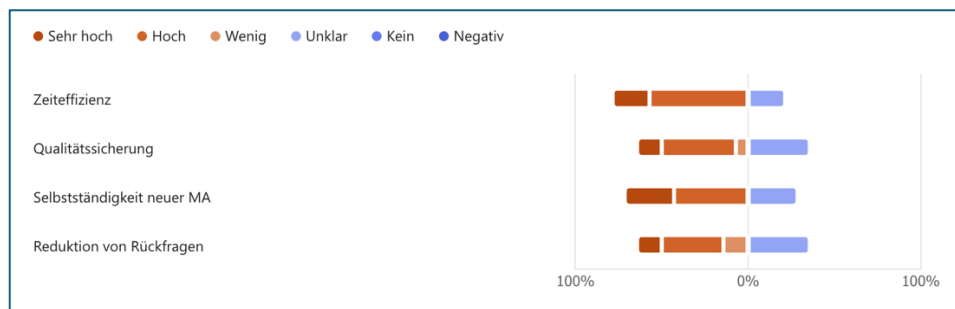
ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	8	Passive
2	anonymous	8	Passive
3	anonymous	6	Kritiker
4	anonymous	5	Kritiker
5	anonymous	9	Promotoren
6	anonymous	8	Passive
7	anonymous	10	Promotoren
8	anonymous	7	Passive
9	anonymous	7	Passive
10	anonymous	6	Kritiker
11	anonymous	8	Passive
12	anonymous	9	Promotoren
13	anonymous	3	Kritiker
14	anonymous	5	Kritiker

Die Skala reicht von 0 (äussert unwahrscheinlich) bis 10 (äussert wahrscheinlich).
Mittelwert: 7.1

Frage 12: Existieren bei Ihnen bereits vergleichbare Produkte? / vergleichbare Elemente? (Checklisten, Themenmodule, FAQs?)

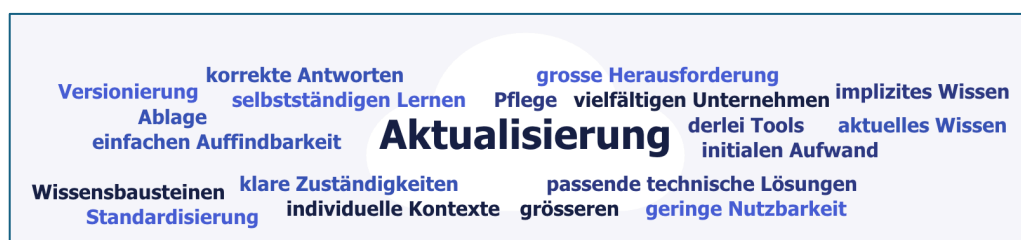


Frage 13: Beurteilen Sie das Potential von standardisierten Wissensbausteinen



ID ↑	Name	Antworten			
		Zeiteffizienz	Qualitätssicherung	Selbstständigkeit neuer MA	Reduktion von Rückfragen
1	anonymous	Hoch	Unklar	Sehr hoch	Sehr hoch
2	anonymous	Hoch	Sehr hoch	Hoch	Unklar
3	anonymous	Unklar	Unklar	Unklar	Unklar
4	anonymous	Hoch	Unklar	Hoch	Wenig
5	anonymous	Sehr hoch	Hoch	Hoch	Wenig
6	anonymous	Hoch	Hoch	Sehr hoch	Hoch
7	anonymous	Sehr hoch	Sehr hoch	Sehr hoch	Hoch
8	anonymous	Hoch	Hoch	Hoch	Hoch
9	anonymous	Unklar	Hoch	Unklar	Unklar
10	anonymous	Unklar	Unklar	Unklar	Unklar
11	anonymous	Hoch	Hoch	Unklar	Unklar
12	anonymous	Sehr hoch	Hoch	Sehr hoch	Sehr hoch
13	anonymous	Hoch	Unklar	Hoch	Hoch
14	anonymous	Hoch	Wenig	Hoch	Hoch

Frage 14: Welche Herausforderungen oder Risiken sehen Sie bei der Umsetzung? Gibt es technische Herausforderungen?



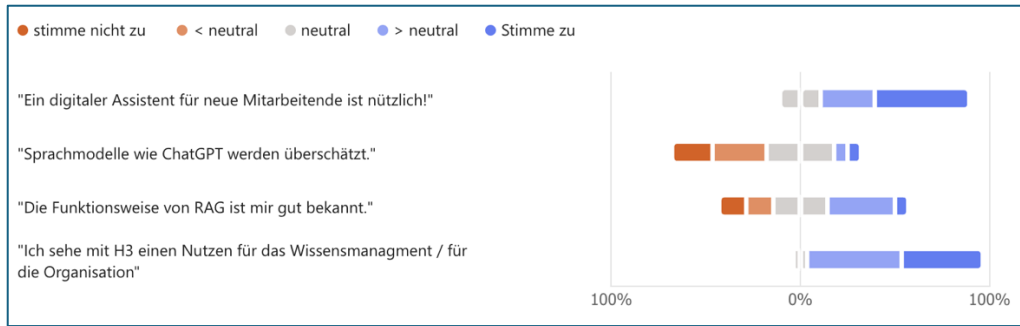
ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	Die Standardisierung von Wissensbausteinen erfordert initialen Aufwand und klare Zuständigkeiten für Pflege und Aktualisierung. Ohne passende technische Lösungen, etwa zur Ablage, Versionierung oder einfachen Auffindbarkeit, droht eine geringe Nutzbarkeit. Auch die Akzeptanz kann leiden, wenn Inhalte zu stark vereinheitlicht und individuelle Kontexte nicht berücksichtigt werden.
2	anonymous	Wie schon angedeutet - man kann nicht alles digitalisieren / automatisieren. Menschen haben auch implizites Wissen, Erfahrungswissen usw. das durch derlei Tools nicht abgedeckt werden kann. Sie kennen evtl. Tipps/Kniffe wie man manche Sachen effizienter machen kann usw.
3	anonymous	Wissen aktuell behalten. Prozesse und Wissen ändert sich und müsste so auch immer wieder aktualisiert werden. Ansonsten wird "nicht mehr aktuelles Wissen" weitergegeben was bei selbstständigen Lernen gefährlich ist.
4	anonymous	Zeitaufwand für die Erstellung, Validierung und Aktualisierung
5	anonymous	Mitarbeitende erkennen die Grenzen des Einsatzes/verstehen in welchem Kontext die Bausteine eingesetzt werden können
6	anonymous	Es braucht eine Wissensdatenbank, jedoch ist man dadurch sehr Abhängig von einem Anbieter.
7	anonymous	Der Inhalt muss korrekt und eindeutig sein damit KI auch korrekte Antworten zurückspielen kann. Dies eist aber eine grosse Herausforderung, insbesondere bei grösseren und vielfältigen Unternehmen.

Handlungsempfehlung H3: Kontextualisierte Wissensbereitstellung (RAG, Komb. & Intern.)

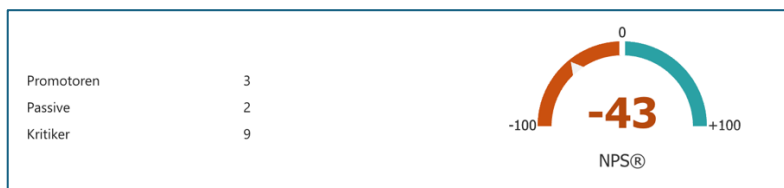
Fallbeispiel: Eine Organisation setzt einen Chatbot ein, der auf interne Dokumentenablagen (GEVER, DMS, Sharepoint, etc.), Richtlinien und Anleitungen zugreifen kann. Neue Mitarbeitende können im Rahmen der fachlichen Integration Fragen stellen. Antworten werden generativ erstellt mit Referenz in die Ablage.

Frage 15: Was halten Sie von genannten Aussagen?

ID ↑	Name	Antworten
		<div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div style="width: 15%;">"Ein digitaler Assistent für neue Mitarbeitende ist nützlich!"</div> <div style="width: 15%;">"Sprachmodelle wie ChatGPT werden überschätzt."</div> <div style="width: 15%;">"Die Funktionsweise von RAG ist mir gut bekannt."</div> <div style="width: 15%;">"Ich sehe mit H3 einen Nutzen für das Wissensmanagment / für die Organisation"</div> </div>
1	anonymous	Stimme zu neutral > neutral Stimme zu
2	anonymous	Stimme zu stimme nicht zu > neutral Stimme zu
3	anonymous	Stimme zu stimme nicht zu neutral neutral
4	anonymous	neutral < neutral stimme nicht zu > neutral
5	anonymous	Stimme zu neutral stimme nicht zu > neutral
6	anonymous	Stimme zu stimme nicht zu > neutral Stimme zu
7	anonymous	Stimme zu < neutral > neutral Stimme zu
8	anonymous	> neutral neutral neutral > neutral
9	anonymous	neutral neutral < neutral > neutral
10	anonymous	neutral neutral < neutral > neutral
11	anonymous	> neutral < neutral > neutral Stimme zu
12	anonymous	Stimme zu > neutral Stimme zu Stimme zu
13	anonymous	> neutral < neutral neutral > neutral
14	anonymvous	> neutral Stimme zu neutral > neutral



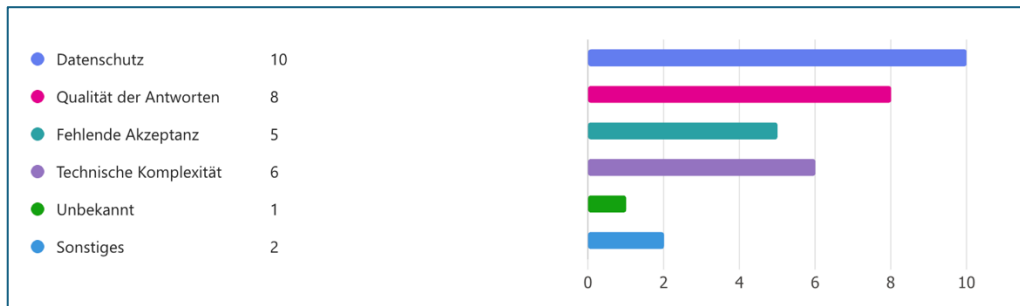
Frage 16: Sofern noch nicht umgesetzt: Wie realistisch wäre eine Implementation einer RAG-Architektur + Chatbot in Ihrer Organisation?



ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	4	Kritiker
2	anonymous	9	Promotoren
3	anonymous	5	Kritiker
4	anonymous	6	Kritiker
5	anonymous	2	Kritiker
6	anonymous	7	Passive
7	anonymous	9	Promotoren
8	anonymous	4	Kritiker
9	anonymous	6	Kritiker
10	anonymous	5	Kritiker
11	anonymous	7	Passive
12	anonymous	10	Promotoren
13	anonymous	2	Kritiker
14	anonymous	4	Kritiker

Die Skala reicht von 0 (äussert unwahrscheinlich) bis 10 (äussert wahrscheinlich).
Mittelwert: 5.7

Frage 17: Was sind / was wären mögliche Risiken beim Einsatz solcher Systeme?



Frage 18: Welche Inhalte oder Fragen wären aus Ihrer Sicht für ein solches System besonders geeignet?

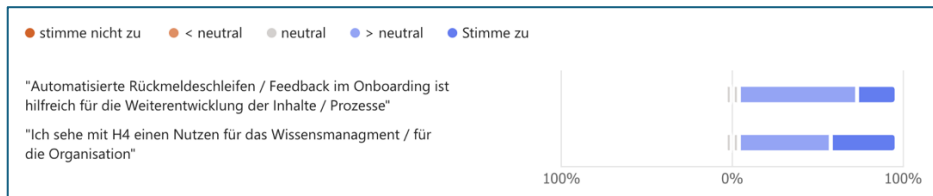
Richtlinien Geschäftsreise Bot abteilungsinterne Regelungen Abbildung Reglemente
technische Anleitungen kleine standardisierte Aufgaben verlässliche Antworten System
Formularen Zuständigkeiten internen Abläufen eindeutige Antworten
IT-Fragen Tools hohe Komplexität menschliche IT Abteilung veraltetes Wissen
zugrundeliegenden Informationen wiederkehrende, prozessbezogene Fragen

ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	Besonders geeignet sind wiederkehrende, prozessbezogene Fragen wie z. B. zu internen Abläufen, Zuständigkeiten, Tools, Formularen oder Richtlinien. Auch technische Anleitungen („Wie buche ich eine Geschäftsreise?“) oder abteilungsinterne Regelungen („Wer ist für X zuständig?“) lassen sich gut abbilden. Wichtig ist, dass die zugrundeliegenden Informationen klar strukturiert und aktuell sind, damit das System verlässliche Antworten liefern kann.
2	anonymous	Wir haben einen Bot für IT-Fragen und leider kann er mir selten helfen und ich werde dann doch an die menschliche IT Abteilung verwiesen. Ich denke als Assistenz ja, der evtl. kleine standardisierte Aufgaben übernehmen kann - aber ohne hohe Komplexität und definitiv kein Ersatz für die KollegInnen
3	anonymous	Abbildung Reglemente, Anleitungen, Wo was zu finden ist, Verantwortlichkeiten. Aber auch hier wäre es wichtig, dass immer nur aktuelles abgelegt ist. Andernfall greif es auf veraltetes Wissen zu
4	anonymous	Will man sich an einem Anbieter richten (z.b. Microsoft) oder eine eigene KI benutzen (z.b. Qwen3 oder DeepSeek)?
5	anonymous	Fragen, welche eindeutige Antworten betreffen (bspw. öffnungszeiten)

Handlungsempfehlung H4: Integration von Lernfeedback (RAG + PM, Internalisierung)

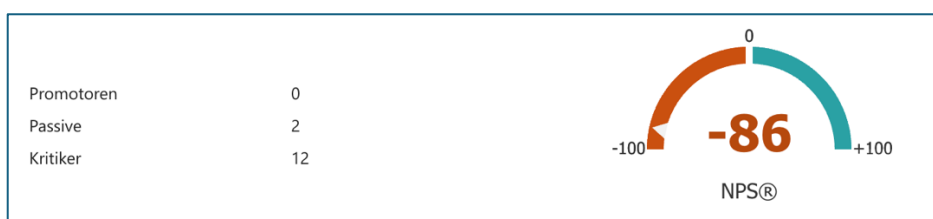
Fallbeispiel: Ein adaptives Onboarding-System bittet neuen Mitarbeitenden nach jedem Modul / Arbeitstag / Woche / Informationsabruf um kurzes Feedback ob zugestellte Informationen hilfreich waren. Gleichzeitig werden Nutzungsdaten analysiert, um zu erkennen, welche Themen wiederholt bearbeitet oder aufgerufen wurden. Inhalte werden entsprechend angepasst / für weitere Arbeiten fokussiert.

Frage 19: Was halten Sie von unten genannten Aussagen?



ID ↑	Name	Antworten	
		"Automatisierte Rückmeldeschleifen / Feedback im Onboarding ist hilfreich für die Weiterentwicklung der Inhalte / Prozesse"	"Ich sehe mit H4 einen Nutzen für das Wissensmanagement / für die Organisation"
1	anonymous	Stimme zu	Stimme zu
2	anonymous	> neutral	> neutral
3	anonymous	> neutral	> neutral
4	anonymous	> neutral	> neutral
5	anonymous	Stimme zu	Stimme zu
6	anonymous	> neutral	Stimme zu
7	anonymous	neutral	Stimme zu
8	anonymous	> neutral	> neutral
9	anonymous	> neutral	> neutral
10	anonymous	> neutral	> neutral
11	anonymous	> neutral	neutral
12	anonymous	> neutral	> neutral
13	anonymous	Stimme zu	Stimme zu

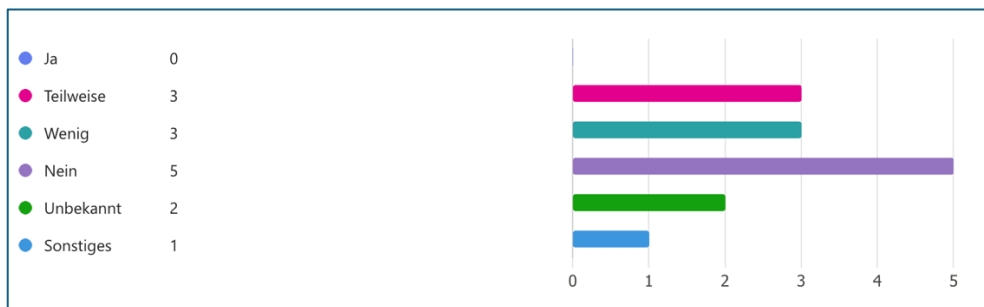
Frage 20: Sofern noch nicht umgesetzt: Wie realistisch wäre eine Implementation von Lernfeedback in Ihrer Organisation?



ID ↑	Name	Ergebnis	Kategorie
1	anonymous	8	Passive
2	anonymous	7	Passive
3	anonymous	5	Kritiker
4	anonymous	3	Kritiker
5	anonymous	6	Kritiker
6	anonymous	3	Kritiker
7	anonymous	5	Kritiker
8	anonymous	4	Kritiker
9	anonymous	4	Kritiker
10	anonymous	2	Kritiker
11	anonymous	5	Kritiker
12	anonymous	2	Kritiker
13	anonymous	1	Kritiker
14	anonymous	4	Kritiker

Die Skala reicht von 0 (äussert unwahrscheinlich) bis 10 (äussert wahrscheinlich).
Mittelwert: 4.2

Frage 21: Werden bei Ihnen aktuell Rückmeldungen zur Einarbeitung systematisch erfasst und genutzt?

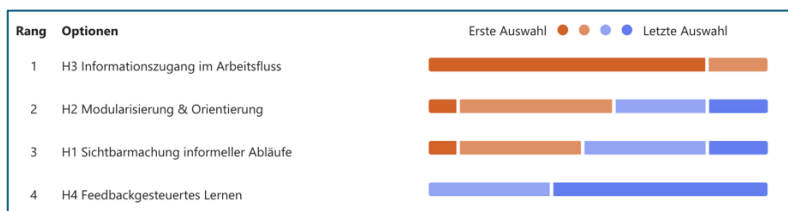


Frage 22: Welche technischen, personellen oder rechtlichen Voraussetzungen sind/wären für die Implementierung von H4 notwendig?



ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	Technisch braucht es ein integriertes System, das Feedback und Nutzungsdaten erheben, auswerten und inhaltlich rückkoppeln kann. Idealerweise verknüpft mit dem LMS oder Onboarding-Tool. Personell ist Data Literacy notwendig, um die Daten richtig zu interpretieren und didaktisch sinnvoll weiterzuentwickeln. Rechtlich sind Datenschutz- und Mitbestimmungsfragen zu klären, insbesondere bei personenbezogener Datennutzung. Transparenz gegenüber den Mitarbeitenden ist entscheidend.
2	anonymous	Ich denke das ist auch eine kulturelle Frage, abhängig auch von strukturellen Aspekten und der eigenen Zeit (Ressourcen). Ich hätte persönlich keine Zeit/Lust immer Feedback geben zu müssen, auch wenn ich die Idee dahinter sehe. Sonst eben auch wieder Thema Datenschutz, ethische Überlegungen..
3	anonymous	Es bräuchte ein Tool der dieses individuell abfragt. Bis jetzt gibt es nur ein Fragebogen über die allg. Einführungszeit, aber nicht welche Teile der Einführung sinnvoll, nützlich waren.
4	anonymous	Aktuell die Integration in bestehende Prozesse / die Bereitschaft, Prozesse anzupassen
5	anonymous	Das braucht zusätzliche Ressourcen und die Frage ist, ob das Aufwands/Ertragsverhältnis stimmt
6	anonymous	Möglichkeit Feedback anonym zu senden. Nicht allzu oft Feedback abholen, sonst sind sie nicht mehr bereit zu antworten.

Frage 23: Bitte ordnen Sie die vier vorgestellten Handlungsempfehlungen (H1 bis H4) nach Relevanz für Ihre Organisation



ID ↑	Name	1.	2.	Drittanbieter
1	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe	H2 Modularisierung & Orientierung
2	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H2 Modularisierung & Orientierung	H4 Feedbackgesteuertes Lernen
3	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe	H4 Feedbackgesteuertes Lernen
4	anonymous	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H2 Modularisierung & Orientierung
5	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H2 Modularisierung & Orientierung	H4 Feedbackgesteuertes Lernen
6	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe	H4 Feedbackgesteuertes Lernen
7	anonymous	H2 Modularisierung & Orientierung	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe
8	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H2 Modularisierung & Orientierung	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe
9	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H2 Modularisierung & Orientierung	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe
10	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe	H2 Modularisierung & Orientierung
11	anonymous	H3 Informationszugang im Arbeitsfluss	H2 Modularisierung & Orientierung	H1 Sichtbarmachung informeller Abläufe

Frage 24: Gäbe es nach Ihnen weitere Handlungsempfehlungen in der Kombination / Verwendung der Technologien PM und RAG im Rahmen der fachlichen Integration / Onboarding von Mitarbeitenden?

ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	.
2	anonymous	Hilfreich wäre es auch, wenn ich einen Arbeitsablauf aufzeichne und dann die KI ein E-Learning daraus generiert. So müsste ich dann nicht alles vorzeigen sondern neue Mitarbeitende könnten es durchspielen

Frage 25: Möchten Sie abschliessend noch Hinweise, Anmerkungen oder Praxisbeispiele beitragen?

ID ↑	Name	Antworten
1	anonymous	.
2	anonymous	Ein zentraler Erfolgsfaktor bei allen vier Empfehlungen ist die enge Zusammenarbeit zwischen HR, IT und den Fachbereichen. Nur so lassen sich sowohl technische als auch inhaltliche Anforderungen gut abbilden. In der Praxis hat sich zudem bewährt, neue Systeme oder Formate zuerst in einem kleineren Bereich zu testen (Pilotphase), um Erfahrungen zu sammeln und Akzeptanz zu fördern. Wichtig ist auch, die betroffenen Mitarbeitenden frühzeitig einzubeziehen – ihr Feedback ist oft entscheidend für die erfolgreiche Umsetzung.
3	anonymous	Die Akzeptanz für diese Technologie ist sehr unterschiedlich. Zudem gibt es Berufe/Job wo dies besser geeignet ist als bspw. in der Pflege wo das Wissen nicht direkt am PC abgerufen werden kann.
4	anonymous	Da ich in meinem Bereich für die Einarbeitung neuer Mitarbeitenden verantwortlich bin, habe ich mir erlaubt, die Umfrage auszufüllen, auch wenn ich nicht zu unserem HR gehöre

Zusammenstellung von Rückmeldungen, die unabhängig voneinander und ausserhalb der Umfrage übermittelt wurden – jeweils mit Bezug zu den Hypothesen H1 bis H4. Die nachfolgenden Beiträge sind anonymisiert dargestellt.

From: [redacted]

Date: Thursday, 26 June 2025 at 09:01

To: simonsahli@gmail.com <simonsahli@gmail.com>

Lieber Simon

Gerne hier meine Einschätzung.

Die H3 sehe ich als prioritär, aber ich würde behaupten, dass als Grundlage zuerst H1 angegangen werden muss. H2 ist m.E. die am einfachsten umsetzbare und H4 folgt dann am Schluss – als Weiterentwicklung sozusagen.

[...]

Es gibt ein paar Ideen (im HR und bei IT), aber noch keine konkreten Vorhaben.

Ich hoffe, das hilft dir.

Liebe Grüsse

[redacted]

From: [Redacted] <[Redacted]>

Date: Thursday, 12 June 2025 at 12:51

To: Simon Sahli <simonsahli@gmail.com>

Lieber Simon

Besten Dank für deine Anfrage. Ich habe die Umfrage soeben ausgefüllt – ich denke, so hast du am meisten davon.

Grundsätzlich kann ich dir sagen, dass die Handlungsempfehlung H3 bei uns aktuell ein Thema ist. Im Rahmen eines Proof of Concept (PoC) prüfen wir derzeit den Einsatz einer eigenen KI-Lösung (zum Beispiel Qwen3 in einer Private Cloud). Ziel ist es unter anderem, den Onboarding-Prozess zu vereinfachen: Neue Mitarbeitende sollen künftig direkt einem Chatbot Fragen stellen können, anstatt sich bei jedem Anliegen an den HR Business Partner wenden zu müssen.

Auch in anderen Bereichen – zum Beispiel im Compliance-Umfeld – sehen wir Potenzial für den Einsatz einer solchen Lösung.

Die übrigen Handlungsempfehlungen sind bei uns im Moment weniger im Fokus.

Melde dich gerne, falls du noch Fragen hast oder etwas unklar ist.

LG

[Redacted]

Von: [Redacted] <[Redacted]>

Datum: Montag, 9. Juni 2025 um 22:19

An: Simon Sahli <simonsahli@gmail.com>

Lieber Simon,

mein Feedback in der Kürze:

- Prio1: H3
- Prio2: H2
- Prio 3: H1
- Prio 4: H4

Lieber Gruss und dir viel Erfolg,

[Redacted]

From: Simon Sahli <simonsahli@gmail.com>
Date: Friday, 4 July 2025 at 14:12
To: simonsahli@gmail.com <simonsahli@gmail.com>

Lieber Simon,

Platz 3: H1 scheint wertvoll für die Analse im Hintergrund, jedoch ohne unmittelbaren Nutzen für die neuen MA.

Platz 4: H2 scheint auch eine gute Initiative zu sein, um Wissen systematisch bereitzustellen. Ich sehe das aber nicht als eine top Priorität.

Platz 1: H3 scheint mir von grösster Relevanz, da es einen unmittelbaren Nutzen für neue Mitarbeiter (MA) bietet. Neue MA haben oft viele Fragen und benötigen schnelle und präzise Antworten. Die Lösung würde die Kolleginnen und Kollegen des neuen MA entlasten und scheint zudem sehr skalierbar zu sein.

Platz 2: H4 bietet ebenfalls einen unmittelbaren Nutzen. Die Analyse der gewonnenen Daten würde helfen, den Onboardingprozess kontinuierlich zu verbessern und so aktuell und effizient zu halten. Man könnte so sicherstellen, dass das Onboarding an den tatsächlichen Bedürfnissen der neuen MA angepasst ist.

From: Simon Sahli <simonsahli@gmail.com>
Date: Friday, 4 July 2025 at 18:43
To: Simon Sahli <simonsahli@gmail.com>

Lieber Simon,

Spezifisch im Onboarding setzen wir momentan noch keine KI ein und haben auch kein vergleichbares Projekt am laufen.

Wir verwenden KI jedoch an anderen Orten im HR, bspw. in Form eines Q&A Chats für HR Fragen bzgl. Reglementen, Prozessen, etc. - vergleichbar mit H3.

Eine Gruppe von Mitarbeitern wird jeweils im Testing solcher Lösungen bereits miteinbezogen. Sobald die Lösungen dann live gehen, ist es wichtig, die Mitarbeiter zu schulen und ihnen die Möglichkeiten und Limitationen der neuen Lösungen genau zu erklären. Viele Mitarbeiter sind Neuerungen sehr positiv gesinnt. Es gibt jedoch genauso viele, die solchen Veränderungen (und speziell KI) eher skeptisch begegnen. Diesen Mitarbeitern versuchen wir die Vorzüge der neuen Lösung aufzuzeigen und die Möglichkeit zu geben, ihre Bedenken zu teilen und Fragen zu stellen.

Datenschutz wird bei der Zurich sehr gross geschrieben. Das IT Security Team prüft jede neue Lösung ganz genau, bevor sie für die Nutzung freigegeben wird.

Wie dies genau läuft, kann ich dir leider nicht sagen.

Schönes Wochenende und viel Erfolg mit deiner Arbeit,

Simon



Herr Sahli - 10:10

Guten Tag Herr Sahli

Noch einmal danke für Ihre Anfrage. Gerne nehme ich dazu Stellung. Ihre Fragestellung ist nicht ganz einfach zu beantworten. Entsprechend versuche ich, Ihre Hypothesen primär in einen Kontext zu bringen.

Wenn ich richtig verstehe, verstehen Sie unter SECI eine menschlich-soziale Wissensvermittlung. Entsprechend setzt keine der Hypothesen ausschliesslich auf Technologie-Unterstützung. Dies finde ich schon mal einen wichtigen Aspekt. Lernen von Peers, unterstützt durch die passende Technologie, ergibt die besten Lernsettings.

Welche der Hypothesen sich nun im Alltag am besten bewährt, hängt meiner Ansicht nach stark vom beruflichen Kontext und von der erforderlichen Tiefe des Onboarding ab. H1 und H2 sehe ich am ehesten in einem semi-strukturierten Umfeld, wie einem Kundendienst im Einsatz. H3 kann ich mir in einem Querschnittsbereich wie Finanzen, HR oder IT gut vorstellen. Und H4 womöglich für eine Sales-Abteilung.

Entsprechend ist hier weniger eine Rangfolge zielführend, sondern den Anspruch zu haben, die passende Massnahme zur vorliegenden Onboarding-Herausforderung zu finden.

Ich hoffe, diese paar Zeilen helfen Ihnen weiter. Viel Erfolg bei Ihrem Abschluss.

Beste Grüsse

Herr Sahli



Herr Sahli - 11:23

Hallo Herr Sahli,

von meiner Seite aus auch gerne per Du, falls in Ordnung.

Das Thema trifft sich gut. Ich habe mich selbst vor einigen Jahren im Rahmen meiner Masterarbeit mit Process Mining beschäftigt und bin auf dem Gebiet (meiner Einschätzung nach) relativ fit. 😊

Frage H3 empfinde ich als besonders relevant und damit beginnen wir in dem Unternehmen, für das ich arbeite, bereits. Gen AI kann mit internen Dokumenten oder Wissensdatenbanken gefüttert werden und diese zur Beantwortung von Fragen nutzen. Im Rahmen des Onboardings kann ich mir jedoch vorstellen, dass es für neue Mitarbeiter schwer sein kann Falschaussagen eines Chatbots zu erkennen. Bislang antworten Chatbots noch nicht zu 100% richtig. Erfahrene Mitarbeiter erkennen falsche Aussagen sofort. Bei neuen wäre ich mir unsicher.

Bzgl. H4 bin ich nicht sicher, ob der gewählte Ansatz nicht etwas "overengineered" ist. Ob Angebote genutzt werden kann üblicherweise leicht über Teilnahmequoten sowie Feedback-Formulare ausgewertet werden. Welchen Mehrwert erwarten Sie hier durch Process Mining?

Beste Grüsse

Herr Sahli



Herr Sahli - 14:43

Hallo Simon

H4

H3

H2

H1

Und auch:

Exploration and Acceleration. This two usage modes/patterns were mentioned in a study. <https://arxiv.org/abs/2206.15000> and https://www.youtube.com/watch?v=bQ7Ef-E1_BM



Thomas Obrecht - 11:22

Hallo Simon,

danke für den reminder.

Zu H3: Technisch läuft das über ein auf das Unternehmen angepasstes UI, aber im Hintergrund ist es das ChatGPT LLM. Das ganze wurde und wird nach und nach um unternehmensinterne Daten ergänzt. Am Anfang waren dies Daten, die dem Customer Service die Arbeit erleichtern sollen. Sprich produkttechnische Daten, nach denen unsere Kunden regelmäßig fragen.

Ein weiterer zukünftig angedachter use case ist die Hinterlegung von Betriebsvereinbarungen (z. B. Regelungen zu Mobilem Arbeiten oder Mitarbeiterbenefits). Fragen bezüglich solchen Themen müssen dann zukünftig nicht mehr durch HR sondern können im self service durch die Mitarbeiter über den Chatbot erfragt werden.

Organisatorisch setzte die Einführung natürlich viele Abstimmungen mit Betriebsrat, Datenschutz und IT-Compliance voraus. Da insb. generative KI aktuell jedoch in aller Munde ist und insb. technisch versierte Mitarbeiter danach fragten fand die Lösung schnell hohe Nutzungsraten.

Technisch war ich nicht in der operativen Implementierung eingebunden war, kann uch über Herausforderungen hier wenig sagen.

Falls du noch Fragen hast, melde dich gerne.

Beste Grüße

Thomas



Thomas Obrecht - 11:19

Sali Simon Sahli - merci für die Kontaktaufnahme. Spannende Arbeit. Persönlich kenne ich und bin Fan von RAG Modellen. Global zu sagen, welche Handlungsempfehlung für "ein Unternehmen" mehr Sinn macht, hängt vom Unternehmen ab. H3, H4, H2 und H1 ist meine Rangfolge. Basis für mein Ranking ist, wie direkt ich die Wirkung für den Mitarbeitenden einschätze. LG Timo Obrecht

From: thomas.obrecht@swisscom.ch (2271488) <thomas.obrecht@swisscom.ch>

Date: Monday, 4 August 2025 at 09:55

To: Simon Sahli <simonsahli@gmail.com>

Lieber Simon

Sorry, deine Mail ging wohl unter...

Gerne gebe ich dir unten die Antworten auf deine Fragen:

Im Fokus des PoC stehen bei uns primär HR sowie einige zentrale Corporate Functions wie Finance, IT, Compliance und Audit. Für die erste Testphase haben wir zwei konkrete Anwendungsfälle definiert:

1. **Widerspruchs- und Redundanzanalyse:** Weisungen aus verschiedenen Bereichen (z. B. Compliance oder Audit) werden miteinander abgeglichen, um potenzielle Widersprüche oder inhaltliche Redundanzen zu identifizieren.
2. **HR-Chatbot:** Reglemente und Weisungen aus dem HR-Bereich werden eingespeist, um einen Chatbot zu testen, der standardisierte Anfragen von Mitarbeitenden automatisiert beantworten kann. Ziel ist es, HR Business Partner zu entlasten, indem wiederkehrende Fragen nicht mehr manuell beantwortet werden müssen.

Technisch setzen wir auf ein RAG-Verfahren mit lokalem Deployment in einer abgeschotteten Cloud-Sandbox – die KI ist somit vollständig vom Unternehmensnetzwerk getrennt. Im aktuellen PoC-Setup werden die relevanten Dokumente manuell importiert; es bestehen keine automatisierten Datenanbindungen, da der Fokus auf der reinen Funktionalitätsprüfung liegt.

Der PoC ist bewusst schlank und im kleinen Rahmen aufgesetzt, ohne breite Kommunikation ins Unternehmen. Entsprechend liegen derzeit noch keine Rückmeldungen von HR oder Endnutzenden vor. Wir rechnen im Oktober/November mit ersten Rückmeldungen, wenn die Zielgruppen in die Testphase einbezogen werden – auch hier selektiv und gesteuert. Generell ist das Vorhaben aber auf ein breites Interesse gestossen – und dies aus allen Fachrichtungen.