EMPFEHLUNGSSYSTEME ALS TREIBER FÜR NUTZERZENTRIERTE PROZESSVERBESSERUNGEN: PERSONALISIERUNG DER PROZESSAUSFÜHRUNG DURCH BERÜCKSICHTIGUNG VON MITARBEITERPRÄFERENZEN

Von der Universität Bayreuth
zur Erlangung des Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)
genehmigte Abhandlung

von

SEBASTIAN FRITZ PETTER
aus Bayreuth

UNIVERSITÄT BAYREUTH

1. Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Stefan Jablonski
2. Gutachterin:	Prof. Dr. Agnes Koschmider
Tag der Einreichung:	02.05.2025
Tag des Kolloquiums:	22.07.2025

Sebastian Fritz Petter: *Empfehlungssysteme als Treiber für nutzerzentrierte Prozessverbesserungen: Personalisierung der Prozessausführung durch Berücksichtigung von Mitarbeiterpräferenzen, ,* © 2025

ZUSAMMENFASSUNG

Die zunehmende Digitalisierung und Individualisierung von Arbeitsumgebungen stellt Unternehmen vor die Herausforderung, Prozesse sowohl effizient als auch nutzerzentriert zu gestalten. Dabei erweisen sich klassische Ansätze des Prozessmanagements oft als unzureichend, da sie individuelle Präferenzen von Mitarbeitenden kaum berücksichtigen. Ziel dieser Arbeit ist es daher, einen innovativen Ansatz zur nutzerzentrierten Prozessverbesserung zu entwickeln, der eine systematische Erfassung, Analyse und dynamische Integration von Mitarbeiterpräferenzen mittels Empfehlungsdiensten ermöglicht.

Auf Basis einer systematischen Literaturanalyse werden zunächst bestehende Forschungsansätze und insbesondere relevante Forschungslücken identifiziert, beispielsweise hinsichtlich der unzureichenden Berücksichtigung expliziter Nutzerpräferenzen und mangelnder Flexibilität existierender Systeme. Mithilfe des Design-Science-Research-Ansatzes wird darauf aufbauend ein modulares Rahmenwerk entwickelt, welches erstmals unterschiedliche Empfehlungsmethoden – wissensbasiert, inhaltsbasiert und kollaborativ – systematisch integriert und flexibel erweiterbar ist.

Ein wesentlicher Beitrag der Dissertation besteht in der Entwicklung eines konzeptuellen Rahmenwerks, das sowohl explizite als auch implizite Nutzerpräferenzen berücksichtigt sowie die flexible Einbindung verschiedener Empfehlungsalgorithmen ermöglicht. Dabei werden insbesondere prozessübergreifende Präferenzanalysen sowie die Berücksichtigung von individuellen Mitarbeiterpräferenzen und betrieblichen Prioritäten unterstützt. Die prototypische Implementierung bestätigt die technische Machbarkeit und die praktische Relevanz dieses Ansatzes. Die Evaluation anhand synthetisch generierter Daten zeigt dabei, dass das entwickelte Empfehlungssystem präzise und nutzerzentrierte Empfehlungen generieren kann und somit zu einer nachhaltigen Berücksichtigung der Nutzerpräferenzen beiträgt.

Die Ergebnisse der Dissertation liefern somit wichtige wissenschaftliche und praktische Impulse. Sie verdeutlichen, wie Empfehlungsdienste effektiv zur Gestaltung nutzerzentrierter Prozesse beitragen und gleichzeitig die betrieblichen Effizienzziele wahren können. Zukünftige Forschungsarbeiten können insbesondere auf einer spezifischeren Anpassung und einer methodischen Verfeinerung des entwickelten Rahmenwerks basieren, um dessen Einsatzmöglichkeiten und Effektivität weiter zu steigern.

ABSTRACT

The ongoing digitalization and increasing personalization of work environments pose significant challenges for companies aiming to design processes that are both efficient and user-centered. Traditional process management approaches often prove insufficient, as they rarely consider individual employee preferences. Therefore, the objective of this dissertation is to develop an innovative approach to user-centered process improvement, enabling the systematic capturing, analysis, and dynamic integration of employee preferences through recommender systems.

Initially, existing research approaches and relevant gaps are identified through a systematic literature review. Notably, the analysis highlights the inadequate consideration of explicit user preferences and a general lack of flexibility in existing systems. Based on these findings, a modular framework is developed using the Design Science Research approach.

A major contribution of this dissertation is the development of a conceptual framework that incorporates both explicit and implicit user preferences while also enabling the flexible integration of diverse recommendation algorithms. In particular, it facilitates cross-process preference analyses and effectively balances individual employee preferences with organizational priorities. The prototype implementation confirms the technical feasibility and practical relevance of the proposed solution. Furthermore, an evaluation using synthetically generated data demonstrates that the developed recommender system can generate precise and user-centered recommendations, thus sustainably embedding user preferences into process execution.

The findings of this dissertation provide significant theoretical and practical insights, illustrating how recommender systems can effectively contribute to user-centered process design while maintaining essential operational efficiency. Future research could particularly focus on the specific adaptation and further methodological refinement of the developed framework to enhance its applicability and effectiveness.

DANKSAGUNG

Wissenschaft lebt von Begegnungen, Gesprächen und der Unterstützung durch Menschen, die diesen Weg mittragen. Auch diese Dissertation wurde durch Menschen geprägt, die mich auf diesem Weg begleitet, bestärkt und unterstützt haben. Ihnen allen gilt an dieser Stelle mein besonderer Dank.

Als mein Doktorvater hat Prof. Dr.-Ing. Stefan Jablonski meine Promotionszeit nachhaltig geprägt. Mit großem Vertrauen, wertvollen Anregungen und kontinuierlicher Unterstützung hat er mir stets den notwendigen Freiraum gegeben, diese Arbeit zu entwickeln und abzuschließen. Seine Offenheit und Verlässlichkeit haben ein Umfeld geschaffen, das eigenständiges Arbeiten ebenso wie konstruktiven Austausch gefördert hat. Für diese Unterstützung und das kollegiale Miteinander bin ich ihm sehr dankbar. Ebenso danke ich Prof. Dr. Agnes Koschmider für die Übernahme des Zweitgutachtens.

Ein besonderer Dank gilt Prof. Dr. Stefan Schönig und Dr. Myriel Fichtner, die mich über viele Jahre hinweg sowohl fachlich als auch persönlich begleitet haben. Stefan Schönig ermutigte mich früh, den Weg in die wissenschaftliche Laufbahn einzuschlagen. Myriel Fichtner war während der gesamten Promotionszeit eine kritische und verlässliche Sparringspartnerin, deren Offenheit, Ausdauer und Zuspruch mir in vielen Momenten weitergeholfen haben. Aus der Zusammenarbeit mit beiden sind enge Freundschaften entstanden, für die ich sehr dankbar bin.

Für die konstruktive und kollegiale Zusammenarbeit danke ich meinen Kollegen, insbesondere Prof. Dr. Lars Ackermann, Martin Käppel, Dr. Julian Neuberger, Dr. Nicolai Schützenmeier und Dr. Christian Sturm. Intensive und aufschlussreiche Gespräche haben mich fachlich immer wieder weitergebracht und zur Weiterentwicklung meiner Ideen beigetragen. Zudem danke ich Kerstin Haseloff, deren stets verlässliche und unkomplizierte Unterstützung im administrativen Bereich eine wertvolle Hilfe im Arbeitsalltag war.

Abschließend gilt mein Dank meiner Familie, allen voran meinem Bruder Thomas sowie meinen Eltern, die mich über all die Jahre hinweg mit Geduld, Rückhalt und uneingeschränkter Unterstützung begleitet hat.

Diese Dissertation entstand im Rahmen des Verbundprojekts *Prozessbasierte Integration menschlicher Erwartungen in digitalisierten Arbeitswelten - PRIME* (Förderkennzeichen: 02L18A043), welches durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung sowie den Europäischen Sozialfonds der Europäischen Union gefördert wurde.

Bayreuth, im Juli 2025
Sebastian Petter

INHALTSVERZEICHNIS

I PROBLEMSTELLUNG UND GRUNDLAGEN 1

1 EINLEITUNG . . . 3
- 1.1 Motivation . . . 5
- 1.2 Problemstellung und Ziel der Forschungsarbeit . . . 8
- 1.3 Forschungsmethodik . . . 10
- 1.4 Beitrag der Arbeit . . . 13
- 1.5 Aufbau der Arbeit . . . 15

2 GRUNDLAGEN UND ZENTRALE KONZEPTE . . . 17
- 2.1 Prozessmanagement . . . 17
  - 2.1.1 Zentrale Konzepte des Prozessmanagements . . . 19
  - 2.1.2 Prozesslebenszyklus . . . 21
  - 2.1.3 Prozessperspektiven . . . 24
  - 2.1.4 Prozessverbesserung und Prozessoptimierung . . . 26
- 2.2 Empfehlungssysteme . . . 28
  - 2.2.1 Zentrale Konzepte von Empfehlungsdiensten . . . 29
  - 2.2.2 Präferenzen und Feedback . . . 31
  - 2.2.3 Methoden von Empfehlungsdiensten . . . 33
- 2.3 Beispiel . . . 39
- 2.4 Reflexion und Ausblick . . . 41

II LÖSUNGSKONZEPTION 43

3 VERWANDTE ARBEITEN . . . 45
- 3.1 PRISMA-Methode zur systematischen Literaturanalyse . . . 47
- 3.2 Anwendung der PRISMA-Methode . . . 48
- 3.3 Klassifizierung der Ergebnisse . . . 52
- 3.4 Zusammenfassende Bewertung . . . 56

4 KONZEPTION EINES EMPFEHLUNGSSYSTEMS . . . 59
- 4.1 Anforderungen an das Konzept . . . 61
- 4.2 Aufbau des Empfehlungssystems . . . 65
  - 4.2.1 Rahmenwerk zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement . . . 68
  - 4.2.2 Eingabemodul . . . 70
  - 4.2.3 Vorverarbeitungsmodul . . . 80
  - 4.2.4 Empfehlungsmodul . . . 84
  - 4.2.5 Nachverarbeitungsmodul . . . 90
  - 4.2.6 Ausgabemodul . . . 94

4.2.7 Analysemodul ... 98
4.3 Prüfung der Konzeptkonformität ... 101

III PRAKTISCHE UMSETZUNG, EVALUATION UND ZUSAMMENFASSUNG 109

5 IMPLEMENTIERUNG ... 111
5.1 Anforderungen an das System ... 112
5.1.1 Funktionale Anforderungen ... 113
5.1.2 Nicht-funktionale Anforderungen ... 117
5.2 Implementierungsansatz ... 119
5.2.1 Architektur ... 120
5.2.2 Datenfluss und Integration ... 124
5.2.3 Verwendete Technologien ... 126
5.3 Implementierungsdetails der Systemkomponenten ... 130
5.3.1 Workflow Engine ... 130
5.3.2 Recommendation Engine ... 132
5.3.3 Weitere Engines ... 140
5.4 Prüfung der Implementierungskonformität ... 144
5.4.1 Funktionale Anforderungen ... 144
5.4.2 Nicht-funktionale Anforderungen ... 149
5.5 Implementierung als Machbarkeitsstudie ... 152
6 DEMONSTRATION UND EVALUATION ... 155
6.1 Demonstration ... 156
6.1.1 Konfiguration ... 157
6.1.2 Ausführung ... 169
6.1.3 Analyse ... 173
6.2 Evaluation ... 176
6.2.1 Zielsetzung und methodische Vorgehensweise ... 177
6.2.2 Evaluationsszenarien ... 178
6.2.3 Generierung der synthetischen Daten ... 182
6.2.4 Simulation der Szenarien ... 192
6.2.5 Ergebnisse der Evaluation ... 193
6.2.6 Diskussion und Limitationen ... 197
7 FAZIT UND AUSBLICK ... 199
7.1 Zusammenfassung ... 199
7.2 Beitrag der Arbeit ... 200
7.3 Einschränkungen und Ausblick ... 202

IV ANHANG 205

A NUTZERBESCHREIBUNGEN ... 207

LITERATUR ... 211

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1 Schematische Darstellung der Wechselwirkungen zwischen Prozessmanagement, Empfehlungsdiensten und Nutzerpräferenzen. 5
Abbildung 2 Schematische Darstellung der sechs DSR-Phasen nach Peffers [111]. 11
Abbildung 3 Prozesslebenszyklus nach van der Aalst [4]. 22
Abbildung 4 Schematische Darstellung wissensbasierter und inhaltsbasierter Empfehlungsdienste. 34
Abbildung 5 Schematische Darstellung kollaborativer Empfehlungsdienste. . . 35
Abbildung 6 Beispielprozess: Veranstaltungsplanung. 41
Abbildung 7 Schematische Darstellung des PRISMA-Flussdiagramms [115]. . . 49
Abbildung 8 Schematische Darstellung eines integrierten Empfehlungssystems im Prozessmanagement. 66
Abbildung 9 Gesamtkonzept des Rahmenwerks. 69
Abbildung 10 Struktur des Eingabemoduls in Modellierungs- und Ausführungsebene. 72
Abbildung 11 Architektur des entwickelten Systems. 120
Abbildung 12 UML-Sequenzdiagramm zur Erfassung des Feedbacks. 125
Abbildung 13 UML-Sequenzdiagramm zur Berechnung der Aufgabenliste. 126
Abbildung 14 Konfiguration eines neuen Prozesses am Beispiel der *Veranstaltungsplanung*. 158
Abbildung 15 Erstellung eines neuen Metaattributs am Beispiel *Planung*. 159
Abbildung 16 Zuweisung bestehender Metaattribute zu Aktivitäten am Beispiel *Budget planen*. 160
Abbildung 17 Erstellung eines Umgebungsparameters am Beispiel *Temperatur*. 162
Abbildung 18 Erstellung eines Aktivitätsparameters am Beispiel *Budget*. 163
Abbildung 19 Zuweisung bestehender Aktivitätsparameter zu Aktivitäten am Beispiel *Budget planen*. 164
Abbildung 20 Konfiguration des Feedbackmechanismus am Beispiel einer *10-Sterne-Bewertung*. 165
Abbildung 21 Konfiguration einer Dimension am Beispiel der *Temperatur*. 167
Abbildung 22 Konfiguration eines Empfehlungsdienstes am Beispiel eines *kollaborativen Empfehlungsdienstes*. 168
Abbildung 23 Anzeige der initialen Aufgabenliste mit verfügbaren Empfehlungsdiensten. 170
Abbildung 24 Benutzeroberfläche zur Eingabe von Kriterien im wissensbasierten Empfehlungsdienst. 171

Abbildung 25 Anzeige der Aufgabenliste bei aktivem inhaltsbasiertem Empfehlungsdienst. 172
Abbildung 26 Benutzeroberfläche zur Bearbeitung einer ausgewählten Aufgabe mit entsprechenden Eingabefeldern. 173
Abbildung 27 Benutzeroberfläche zur Eingabe des expliziten Nutzerfeedbacks nach Abschluss einer Aufgabe. 174
Abbildung 28 Exemplarisches Histogramm der Abweichungen zwischen berechneter und tatsächlicher Nutzerbewertung. 175
Abbildung 29 Vergleich der durchschnittlichen Nutzerbewertungen zwischen den einzelnen Evaluationsszenarien. 194
Abbildung 30 Durchschnittliche Bewertungen der einzelnen Nutzenden je Evaluationsszenario. 196

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1 Übersicht über Empfehlungsmethoden. 38
Tabelle 2 Suchanfragen, die auf den Datenbanken ausgeführt wurden [115]. 50
Tabelle 3 Publikationen in Journalen und Konferenzen [115]. 50
Tabelle 4 Ein- und Ausschlusskriterien [115]. 51
Tabelle 5 Übersicht der analysierten Publikationen [115]. 53
Tabelle 6 Anforderungen an das Konzept zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung. 64
Tabelle 7 Aufteilung der Dimension *Umgebungstemperatur* in Bereiche und die zugehörigen Intervalle. 83
Tabelle 8 Übersicht über Eingabe- und Ausgabedaten der Empfehlungsdienste. 90
Tabelle 9 Beispiel: Aufgabenliste mit Prioritäten und Positionen nach Präferenzen der Nutzenden. 96
Tabelle 10 Beispiel: Aufgabenliste nach Konsolidierung von Prioritäten und Präferenzen. 97
Tabelle 11 Übersicht der Anforderungen mit jeweiligem Erfüllungsgrad, relevanten Modulen und Erweiterungspotenzialen. 107
Tabelle 12 Anforderungen an das System zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement. 118
Tabelle 13 Übersicht der wesentlichen Methoden zur Integration von Workflow Engines. 131

Tabelle 14 Übersicht der Implementierungskonformität mit den definierten Anforderungen. 153
Tabelle 15 Übersicht der verwendeten Metaattribute. 161
Tabelle 16 Übersicht der Evaluationsszenarien mit eingesetzten Empfehlungsdiensten, Sortiermethoden und berücksichtigten Daten. . . . 181
Tabelle 17 Übersicht der Prompt-Struktur mit Inhaltsbeschreibung, eingesetzten Patterns sowie den jeweiligen Zielen. 191

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

API	Application Programming Interface
BPM	Business Process Management
BPMN	Business Process Model and Notation
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung
DSR	Design-Science-Research
FIFO	First in First out
KI	Künstliche Intelligenz
kNN	k-Nearest-Neighbor
KPI	Key Performance Indicator
LLM	Large Language Model
PRIME	Prozessbasierte Integration menschlicher Erwartungen in digitalisierten Arbeitswelten
PRISMA	Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis
RecPro	RECommender System for Business PROcess Management
REST	REpresentational State Transfer
SQL	Structured Query Language
UI	User Interface
UML	Unified Modeling Language
URL	Uniform Resource Locator
XML	Extensible Markup Language

Teil I

PROBLEMSTELLUNG UND GRUNDLAGEN

1 EINLEITUNG

Präferenzen

In vielen Bereichen des täglichen Lebens stehen Menschen vor Entscheidungen, die von individuellen Präferenzen geleitet werden. Ob es um die Wahl eines Produkts, einer Dienstleistung oder einer bestimmten Handlung geht – persönliche Vorlieben beeinflussen maßgeblich, welche Option bevorzugt wird [84, 146]. Im wissenschaftlichen Kontext spricht man dabei in der Regel von **Präferenzen**, während im Alltagsgebrauch häufig der Begriff **Vorlieben** verwendet wird. Zur besseren Lesbarkeit werden in dieser Arbeit beide Bezeichnungen synonym verwendet. Präferenzen spiegeln subjektive Bewertungen wider und sind somit ein wesentlicher Faktor für das Entscheidungsverhalten [146, 151]. In der wissenschaftlichen Literatur gelten sie als grundlegendes Konzept, insbesondere in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, da sie eine zentrale Rolle bei der Erklärung von Konsumverhalten, sozialen Interaktionen und individuellen Lebensentwürfen spielen [84, 94, 151]. Daher stellt sich die grundlegende Frage, wie Präferenzen definiert sind und wie diese konzeptionell gefasst werden können.

Präferenzen

In der vorliegenden Arbeit werden Präferenzen als individuelle Bewertungen von Alternativen betrachtet, die sich auf Produkte, Dienstleistungen oder Handlungen beziehen können. Sie sind subjektiv und können sich je nach Kontext oder Erfahrung verändern [84, 146].

Präferenzen sind ein zentrales Konzept bei Entscheidungsprozessen, da sie maßgeblich beeinflussen, welche Alternativen bevorzugt werden. Ihre subjektive Natur führt dazu, dass sie nicht nur von Individuum zu Individuum variieren, sondern sich auch bei einer einzelnen Person in Abhängigkeit vom Kontext und der Zeit unterscheiden können [146]. Während einige Menschen beispielsweise eine starke Präferenz für strukturierte, vorhersehbare Arbeitsabläufe haben, die durch klare Vorgaben und Automatisierung unterstützt werden, bevorzugen andere eine flexiblere Gestaltung, die ihnen mehr Freiraum für individuelle Entscheidungen und kreative Lösungsansätze ermöglicht [134]. Diese Unterschiede machen deutlich, dass Präferenzen keine objektiven, feststehenden Größen sind, sondern durch komplexe Wechselwirkungen geprägt werden. Gerade in betrieblichen Umgebungen, wie etwa im Geschäftsprozessmanagement (engl. Business Process Management (BPM) [4, 159]), ist das Verständnis dieser

Dynamik von hoher Bedeutung, um Arbeitsabläufe effizient und gleichzeitig nutzerzentriert zu gestalten [21, 142].

Messbarkeit von Präferenzen

Präferenzen sind ein latentes Konstrukt, das nicht direkt beobachtbar ist. Anders als physische Eigenschaften wie Körpergröße oder Gewicht lassen sie sich nicht unmittelbar messen, sondern müssen indirekt erschlossen werden [55, 94, 151]. Dies erfordert spezielle methodische Ansätze, um Präferenzen zu erfassen und in eine messbare Form zu überführen [151]. Die Herausforderung liegt in der Vielschichtigkeit und oft unbewussten Natur von Präferenzen, die durch persönliche Erfahrungen, individuelle Werte, kulturelle Einflüsse und soziale Normen geprägt sind. Diese Faktoren beeinflussen, wie Alternativen wahrgenommen und beurteilt werden.

Um Präferenzen messbar zu machen, gibt es verschiedene wissenschaftliche Methoden [55, 94, 151]. Eine weit verbreitete Herangehensweise ist die Rangordnung, bei der Alternativen anhand der Präferenzstärke in eine Reihenfolge gebracht werden. Eine weitere Möglichkeit besteht in der direkten Bewertung einzelner Objekte auf einer Skala, etwa von 1 bis 10, um damit eine Intensität der Präferenz zu erfassen. Zudem werden Paarvergleiche genutzt, bei denen Individuen zwischen zwei Alternativen wählen, wodurch eine Gesamtrangordnung abgeleitet werden kann. Alle genannten Methoden zielen darauf ab, das latente Konstrukt der Präferenz in eine beobachtbare und quantifizierbare Größe zu überführen. Die Wahl der Methode hängt dabei stark vom Untersuchungsgegenstand sowie vom Kontext der Präferenzerfassung ab [55, 94].

Empfehlungsdienste

Ein Bereich, in dem diese Methoden besonders häufig zum Einsatz kommen, sind Empfehlungsdienste [8, 57, 73, 129]. Sie greifen auf gesammelte Daten und analytische Verfahren zurück, um individuelle Vorlieben zu erkennen und personalisierte Vorschläge zu generieren [8, 73, 129]. Dabei analysieren sie das bisherige Verhalten der Mitarbeitenden und identifizieren Muster, die Rückschlüsse auf ihre Präferenzen zulassen. Durch diesen gezielten Einsatz helfen sie, Präferenzen nicht nur zu erfassen, sondern aktiv in Entscheidungsprozesse einzubinden, um so die Nutzererfahrung nachhaltig zu verbessern [52]. Dies gilt sowohl für alltägliche Entscheidungen als auch für komplexere Prozesse, etwa im Bereich des Prozessmanagements [96].

Präferenzen im Prozessmanagement

Die Bedeutung individueller Präferenzen geht damit über persönliche Entscheidungen hinaus und spielt auch in organisatorischen Kontexten eine zunehmend wichtige Rolle. Während klassische Ansätze im Prozessmanagement primär auf Effizienz und Standardisierung ausgerichtet sind [45, 71, 88], wächst das Interesse an einer stärkeren Berücksichtigung individueller Vorlieben [21, 142]. Dabei stellt insbesondere die gleichzeitige Sicherstellung von Prozessharmonisierung und Flexibilität eine zentrale Herausforderung dar. Einerseits sind standardisierte Prozesse hilfreich, um Kosten, Qualität und Durchlaufzeiten zu kontrollieren. Andererseits beeinträchtigt zu viel Standardisierung die Zufriedenheit und Motivation der Mitarbeitenden, wenn ihre persönlichen Präferenzen nicht berücksichtigt werden [19, 30].

Empfehlungsdienste im Prozessmanagement

Empfehlungsdienste bieten beim Prozessmanagement vielversprechende Ansätze, indem sie Mechanismen zur Identifikation und Analyse von Präferenzen bereitstel-

len [8, 130]. Sie ermöglichen es, Entscheidungsprozesse auf Basis individueller Vorlieben zu gestalten und dynamisch an veränderte Bedingungen anzupassen [141]. Dadurch lassen sich nicht nur personalisierte Nutzererfahrungen schaffen, sondern auch Arbeitsabläufe flexibler gestalten, was langfristig zu höherer Zufriedenheit und Akzeptanz führt [19, 30, 134]. Genau in diesem Spannungsfeld zwischen Effizienzsteigerung und Individualisierung setzt die vorliegende Arbeit an. Konkret wird untersucht, wie Präferenzen im Sinne eines nutzerzentrierten Prozessmanagements erfasst, analysiert und gezielt genutzt werden können, ohne gleichzeitig die grundlegenden Vorteile einer stabilen Prozessorganisation zu gefährden.

Abbildung 1: Schematische Darstellung der Wechselwirkungen zwischen Prozessmanagement, Empfehlungsdiensten und Nutzerpräferenzen.

Nutzerzentrierte Prozessverbesserung

Abbildung 1 illustriert auf abstrakter Ebene die grundlegende Interaktion der zentralen Komponenten dieser Arbeit. Dabei liefert das Prozessmanagement Rahmenbedingungen und Aufgabenstrukturen, während Empfehlungsdienste die Daten zu Nutzerpräferenzen auswerten und passende Handlungsvorschläge generieren. Die Präferenzen selbst können sich durch die Prozessgestaltung weiterentwickeln, sodass ein fortlaufender Rückkopplungseffekt entsteht, in dem alle drei Komponenten miteinander interagieren und sich gegenseitig beeinflussen.

Struktur des Kapitels

Der Aufbau des ersten Kapitels gliedert sich wie folgt. Kapitel 1.1 erläutert die Motivation und Hintergründe für die Integration von Präferenzen in das Prozessmanagement. Anschließend folgt in Kapitel 1.2 die zentrale Problemstellung und Zielsetzung dieser Arbeit. Das darauffolgende Kapitel 1.3 widmet sich einem kurzen Überblick über die angewandte Forschungsmethodik. In Kapitel 1.4 werden der wissenschaftliche sowie der praktische Beitrag dieser Arbeit dargestellt. Abschließend wird im letzten Teil des Kapitels (Kapitel 1.5) ein Überblick über den strukturellen Aufbau der vorliegenden Dissertation gegeben.

1.1 MOTIVATION

Präferenzen im Arbeitskontext

Im Arbeitskontext spielen Präferenzen eine immer wichtigere Rolle, insbesondere wenn es um die Zufriedenheit, Effizienz und Motivation von Mitarbeitenden geht [19, 30].

Präferenzen beeinflussen, wie Aufgaben wahrgenommen werden, welches Arbeitsumfeld bevorzugt wird und mit welchen Kolleginnen und Kollegen sie gerne zusammenarbeiten [51]. Diese Faktoren wirken sich nicht nur auf das individuelle Wohlbefinden, sondern auch auf die Leistungsfähigkeit und Produktivität der Mitarbeitenden aus [19, 30]. Durch die Berücksichtigung von Präferenzen können Unternehmen ein Arbeitsumfeld schaffen, in dem sich die Mitarbeitenden stärker wertgeschätzt fühlen und sich eher mit ihren Aufgaben identifizieren [51]. Dies führt zu der Frage, inwieweit Unternehmensprozesse diesen Bedürfnissen gerecht werden können – insbesondere im Rahmen des Prozessmanagements.

Prozessmanagement

Das Prozessmanagement befasst sich grundlegend mit der Planung, Überwachung und Steuerung von Arbeitsabläufen innerhalb von Unternehmen mit dem Ziel, Effizienz, Qualität und Flexibilität zu maximieren [71, 83, 88]. Dabei werden Prozesse identifiziert, modelliert, ausgeführt und kontinuierlich verbessert [71, 83, 88]. Prozesse bezeichnen dabei aufeinanderfolgende oder miteinander verknüpfte Aktivitäten, die gemeinsam auf ein bestimmtes Ergebnis abzielen und in nahezu allen Unternehmensbereichen zu finden sind [45]. Traditionell liegt der Fokus auf der Optimierung von Durchlaufzeiten, Kosten und Qualität [45, 159]. Doch in modernen Unternehmen, die verstärkt auf Fachkräfte angewiesen sind, wächst die Bedeutung menschzentrierter Faktoren [19, 30]. Zunehmend steht deshalb die Frage im Vordergrund, wie individuelle Bedürfnisse und Präferenzen von Mitarbeitenden in die Ausgestaltung der Prozesse einbezogen werden können, ohne zentrale Effizienzziele zu gefährden [21].

Wechselwirkung von Präferenzen

Häufig bleibt unklar, in welchem Maße sich betriebliche Rahmenbedingungen und persönliche Präferenzen gegenseitig beeinflussen. Dabei besteht ein wechselseitiges Verhältnis. Einerseits können Faktoren wie Unternehmenskultur, Teamstruktur oder vorhandene Ressourcen dazu führen, dass sich individuelle Vorlieben formen oder ändern. Andererseits kann das bewusste Eingehen auf Präferenzen die Gestaltung der betrieblichen Abläufe und Aufgabenverteilungen maßgeblich beeinflussen [21]. Aus dieser wechselseitigen Beziehung ergibt sich daher eine wichtige Motivation, Präferenzen im Kontext des Prozessmanagements stärker zu berücksichtigen.

Mitarbeiterzufriedenheit als Wettbewerbsfaktor

Eine wesentliche Motivation ergibt sich aus der steigenden Bedeutung der Mitarbeiterzufriedenheit als Wettbewerbsfaktor. Unternehmen sind zunehmend darauf angewiesen, Fachkräfte zu gewinnen und langfristig zu binden [49, 143]. Mitarbeitende, deren Bedürfnisse und Vorlieben ernst genommen werden, sind erwiesenermaßen motivierter und engagierter [29, 30, 70]. Sie identifizieren sich eher mit ihrem Arbeitsplatz, was sich positiv auf das Arbeitsklima und die Bindung zum Unternehmen auswirkt. In Zeiten von Fachkräftemangel und hoher Fluktuation kann dies einen wettbewerbsrelevanten Vorteil darstellen.

Praxisbezug: PRIME

Ein praktisches Beispiel für die Bedeutung dieser Thematik liefert das Forschungsprojekt *Prozessbasierte Integration menschlicher Erwartungen in digitalisierten Arbeitswelten (PRIME)*[1], an dem im Rahmen dieser Arbeit aktiv mitgearbeitet wurde. Dabei wird

1 https://prime-interaktionsarbeit.de

aus arbeitswissenschaftlicher Perspektive untersucht, wie Mitarbeitende nachhaltig an das Unternehmen gebunden und die Zufriedenheit am Arbeitsplatz gesteigert werden kann. Die in *PRIME* formulierten Anforderungen und Problemstellungen bilden die arbeitswissenschaftliche Grundlage, auf die sich die vorliegende Forschungsarbeit stützt. Auf diese Weise wird sichergestellt, dass die hier vorgestellten Konzepte nicht nur einen theoretischen, sondern auch einen fundierten praktischen Bezug besitzen.

Produktivität und Zufriedenheit

Empirische Untersuchungen belegen, dass zufriedene Mitarbeitende oftmals produktiver arbeiten und qualitativ hochwertigere Ergebnisse erzielen [106]. Zudem wird gezeigt, dass zufriedene Mitarbeitende gegenüber unzufriedenen Kolleginnen und Kollegen eine um bis zu 13 % höhere Produktivität aufweisen [19, 30]. Ein Arbeitsumfeld, in dem persönliche Präferenzen Berücksichtigung finden – sei es bei der Wahl der Arbeitsmethoden, der Teamzusammenstellung oder der konkreten Aufgabenverteilung – fördert die intrinsische Motivation [106]. Weitere Forschungsarbeiten zeigen, dass eine wahrgenommene Autonomie und die Möglichkeit, persönliche Stärken einzubringen, nicht nur die Zufriedenheit, sondern auch die Effizienz in der Arbeitsausführung erhöhen.

Autonomie der Mitarbeitenden

In diesem Zusammenhang kommt dem Maß an Autonomie, das Mitarbeitenden gewährt wird, eine zentrale Bedeutung zu. Wer größere Handlungsspielräume besitzt, ist eher bereit, Verantwortung zu übernehmen und Eigeninitiative zu zeigen [134]. Dieses Prinzip lässt sich gezielt stärken, indem Betriebe individuelle Vorlieben ermitteln und berücksichtigen, sodass Mitarbeitende Tätigkeiten übernehmen, die ihrem Fähigkeits- und Interessensprofil entsprechen. Dabei sollte jedoch auch vermieden werden, die Unternehmensprozesse zu stark zu individualisieren, um ihre Struktur und Standardisierung nicht zu verlieren. Allerdings weisen viele herkömmliche BPM-Ansätze hier weiterhin Defizite auf.

Defizite klassischer BPM-Ansätze

In der Praxis wird deutlich, dass ein Großteil klassischer BPM-Konzepte nach wie vor primär auf Kennzahlen und Effizienzsteigerungen ausgerichtet ist, ohne die individuellen Bedürfnisse der Mitarbeitenden ausreichend zu berücksichtigen [85, 115, 162]. Ein rein kennzahlenorientierter Blick kann dazu führen, dass Mitarbeitende eher als austauschbare Ressourcen betrachtet werden. Dabei wird übersehen, dass die Zufriedenheit, Motivation und individuellen Fähigkeiten der Mitarbeitenden entscheidende Erfolgsfaktoren für das Unternehmen sein können. Daraus ergibt sich die Frage, wie ein menschzentrierter Ansatz konkret umgesetzt werden könnte.

Menschzentriertes Prozessmanagement

Ein menschzentrierter Ansatz im Prozessmanagement soll es ermöglichen, die Präferenzen, Fähigkeiten und Bedürfnisse aller Beteiligten systematisch in die Prozessausführung zu integrieren. Auf diese Weise können nicht nur Effizienz und Qualität, sondern auch die Zufriedenheit und Bindung der Mitarbeitenden gesteigert werden [106]. In anderen Bereichen, etwa im E-Commerce, haben sich Empfehlungsdienste bereits erfolgreich bewährt, um die Bedürfnisse der Nutzenden zu verstehen und personalisierte Vorschläge zu generieren [8]. Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, wie ein solcher Ansatz auf das Prozessmanagement übertragen werden kann, um Arbeits-

abläufe so zu gestalten, dass sie sowohl den Unternehmensanforderungen als auch den individuellen Präferenzen gerecht werden.

1.2 PROBLEMSTELLUNG UND ZIEL DER FORSCHUNGSARBEIT: PRÄFERENZEN IM BEREICH DER PROZESSAUSFÜHRUNG

Menschzentrierte Prozesse

Moderne Unternehmen stehen zunehmend vor der Herausforderung, ihre Prozesse nicht nur effizient, sondern auch menschzentriert zu gestalten. Während klassische, stark kennzahlenorientierte Ansätze im Prozessmanagement die Prozessoptimierung primär anhand von Durchlaufzeiten, Kosten und Qualität vorantreiben, bleiben individuelle Bedürfnisse und Präferenzen der Mitarbeitenden oftmals unterrepräsentiert [85, 115, 162]. So kann eine Diskrepanz zwischen effizienzgetriebener Prozessverbesserung und einer stärker am Menschen orientierten Perspektive entstehen.

Problemstellung

In der Praxis zeigt sich, dass vornehmlich kennzahlenorientierte Verfahren wichtige Faktoren, wie die Arbeitszufriedenheit oder die individuelle Kompetenzentfaltung, nur unzureichend berücksichtigen [85, 115, 162]. Viele Unternehmen betrachten ihre Mitarbeitenden trotz wertvoller Fachkenntnisse und persönlicher Vorlieben nach wie vor weitgehend als austauschbare Ressourcen. Dies kann nicht nur zu Motivationseinbußen und Effizienzverlusten führen, sondern birgt auch das Risiko, Potenziale für Prozessinnovationen zu übersehen. Denn wenn Mitarbeitende ihre individuellen Stärken und Ideen nicht einbringen können, bleiben wertvolle Impulse zur Prozessverbesserung häufig ungenutzt [106].

Das Fehlen eines übergreifenden Konzepts, das sowohl betriebliche Vorgaben als auch persönliche Präferenzen gleichrangig berücksichtigt, verstärkt diese Problematik. Infolgedessen mangelt es häufig an flexiblen Strukturen, die auf veränderte Anforderungen oder neue Ideen reagieren können. Die damit verbundenen Defizite äußern sich etwa in einer geringeren Innovationsbereitschaft, sinkender Mitarbeiterbindung und einem generellen Mangel an Anpassungsfähigkeit im Prozessablauf [19, 134].

Ziel der Arbeit

Angesichts der unzureichenden Berücksichtigung persönlicher Präferenzen in bestehenden Prozessmanagement-Ansätzen verfolgt die vorliegende Dissertation das Ziel, einen neuartigen Ansatz zur menschzentrierten Prozessverbesserung zu entwickeln. Dabei sollen die individuellen Präferenzen der Mitarbeitenden konsequent berücksichtigt werden, sodass während der Prozessausführung auf persönliche Vorlieben eingegangen wird. Im Mittelpunkt steht die Frage, wie persönliche Vorlieben hinsichtlich Aufgaben, Tools oder Arbeitsmethoden in den betrieblichen Ablauf integriert werden können, ohne zentrale Unternehmensziele wie Effizienz, Qualität oder Termintreue zu vernachlässigen. Statt Prozesse ausschließlich auf Kennzahlen auszurichten, verfolgt das hier gewählte Konzept das Ziel, betriebliche Vorgaben mit persönlichen Präferenzen in Einklang zu bringen. Durch diese Ausrichtung sollen nicht nur Zufriedenheit und Motivation gesteigert werden, sondern auch die Innovationsfähigkeit und die Attraktivität des Unternehmens als Arbeitgeber erhöht werden. Gleichzeitig soll die

bestehende Prozessstruktur erhalten bleiben, damit bewährte Prinzipien der Effizienz und Stabilität gewahrt werden. Auf diese Weise entsteht ein ganzheitlicher Mehrwert für alle Beteiligten.

Zur Realisierung einer menschzentrierten Prozessverbesserung bieten sich sogenannte Empfehlungssysteme an, die aus dem E-Commerce bereits als etablierte Lösung zur Personalisierung bekannt sind [8, 73, 129]. In diesem Kontext analysieren sie das Verhalten der Nutzenden, um passgenaue Produktempfehlungen zu generieren. Allerdings kann die Übertragung dieser Mechanismen auf Unternehmensprozesse mit spezifischen Herausforderungen verbunden sein, etwa hinsichtlich der Datenverfügbarkeit, Prozessstandardisierung oder IT-Infrastruktur. Übertragen auf den betrieblichen Kontext können solche Systeme herangezogen werden, um Mitarbeitende beim Ausführen von Prozessen individuell zu unterstützen und ihre persönlichen Präferenzen in Echtzeit zu berücksichtigen [16, 17, 142]. Dieser Gedanke bildet einen Kernaspekt der vorliegenden Arbeit. Durch die Adaption bewährter Mechanismen aus dem E-Commerce sollen individuelle Präferenzen der Mitarbeitenden gezielt in den Prozessablauf integriert werden, ohne die Effizienz und Stabilität des Gesamtablaufs zu gefährden.

Forschungsfrage

Vor diesem Hintergrund stellt sich die folgende zentrale Forschungsfrage dieser Arbeit:

Zentrale Forschungsfrage

Wie können Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung mithilfe von Empfehlungsdiensten erfasst, analysiert und berücksichtigt werden?

Ausgehend von der übergeordneten Fragestellung erfolgt im weiteren Verlauf der Arbeit, insbesondere in Kapitel 3, eine detaillierte Betrachtung verwandter Arbeiten und bestehender Forschungslücken. Im Zuge dessen wird die zentrale Fragestellung um spezifische Teilaspekte erweitert, sodass anschließend vertiefende Forschungsfragen formuliert werden können. Die weiterführenden Fragen greifen gezielt einzelne Dimensionen der übergeordneten Forschungsfrage auf und erlauben es, das Forschungsfeld systematisch und differenziert zu erschließen.

Vorgehensweise

Um diese Frage zu beantworten, wird in dieser Dissertation zunächst ein theoretischer Rahmen für die Einbindung von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement entwickelt. Darauf aufbauend erfolgt eine prototypische Umsetzung, die exemplarisch zeigt, wie die Berücksichtigung von Mitarbeiterpräferenzen in der Praxis gestaltet werden kann. Anschließend werden Untersuchungen mit synthetisch erzeugten Daten durchgeführt, um die praktische Relevanz des Ansatzes sowie potenzielle Umsetzungsaspekte zu beleuchten. Dabei rücken sowohl organisatorische als auch grundlegende technische Fragestellungen in den Fokus. Auf diese Weise wird das Konzept

zunächst auf einer theoretischen Ebene fundiert, anschließend beispielhaft umgesetzt und zuletzt hinsichtlich seines Potenzials im Unternehmenskontext untersucht.

Ein besonderer Fokus liegt auf dem Einsatz von Empfehlungsdiensten, wie man sie beispielsweise aus dem E-Commerce kennt. Diese Dienste sollen dafür sorgen, dass während der Prozessausführung kontinuierlich Vorschläge unterbreitet werden, die auf individuellen Präferenzen basieren. Ziel ist es, einen unmittelbaren Nutzen für die Mitarbeitenden zu schaffen und damit die Arbeitssituation zu verbessern, ohne die grundlegenden Ziele einer effizienten Prozessorganisation zu vernachlässigen.

Abgrenzung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit konzentriert sich dabei ausschließlich auf die Berücksichtigung von Mitarbeiterpräferenzen während der **Prozessausführung**. Aspekte wie Prozessmodellierung, Neugestaltung von Prozessstrukturen oder die Einbindung externer Stakeholder (z. B. Kundenpräferenzen) werden nicht betrachtet. Ziel ist es vielmehr, bereits bestehende Abläufe zu erweitern, ohne ihre Effizienz- und Qualitätsziele grundlegend zu beeinträchtigen.

Letztlich soll das entwickelte Konzept einen Beitrag dazu leisten, die Lücke zwischen klassischer Prozessverbesserung und einer stärker menschzentrierten Perspektive zu schließen. Auf diese Weise werden nicht nur die betrieblichen Zielsetzungen des Prozessmanagements unterstützt, sondern auch die Bedürfnisse und Wünsche der Mitarbeitenden in den Mittelpunkt gerückt. Gerade in Zeiten des Fachkräftemangels kann dies entscheidend sein, um die Attraktivität des Arbeitsplatzes und die Bindung der Mitarbeitenden an das Unternehmen zu erhöhen.

Ausblick

Um den skizzierten Ansatz systematisch zu entwickeln und zu überprüfen, wird im folgenden Unterkapitel die Forschungsmethodik vorgestellt. Dabei werden die methodischen Grundlagen erläutert, die den theoretischen Überlegungen, der prototypischen Umsetzung und der Untersuchung mit synthetischen Daten zugrunde liegen.

1.3 FORSCHUNGSMETHODIK

Methodisches Vorgehen

Um die Forschungsfrage dieser Arbeit systematisch zu beantworten und ein fundiertes Rahmenwerk für die Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement zu entwickeln, wird ein mehrstufiges methodisches Vorgehen gewählt. Dabei kommen zwei zentrale Ansätze zum Einsatz. Erstens die *systematische Literaturanalyse nach PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis)* und zweitens die *Design-Science-Research (DSR)-Methodik* nach Peffers et al. sowie Hevner et al. [67, 107, 111]. Beide Ansätze ergänzen sich, indem sie einerseits den aktuellen Forschungsstand und bestehende Forschungslücken im Bereich der Einbindung von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement aufdecken und andererseits die Grundlage für die Entwicklung eines Lösungsansatzes zur Schließung dieser Lücken schaffen.

PRISMA

SYSTEMATISCHE LITERATURANALYSE NACH PRISMA Um einen fundierten Überblick über den aktuellen Forschungsstand zu gewinnen, erfolgt zunächst eine systematische Literaturanalyse nach den PRISMA-Richtlinien [107]. PRISMA bietet eine methodische Leitlinie zur gezielten Identifikation, Auswahl und Auswertung relevanter Publikationen [107].

Ziel dieser Analyse ist es herauszufinden, inwiefern Empfehlungsdienste bereits im Prozessmanagement eingesetzt werden und wo Forschungslücken bestehen. Die dabei gewonnenen Erkenntnisse bilden den Ausgangspunkt für das menschzentrierte Konzept, das in dieser Arbeit entwickelt wird. Dabei konzentriert sich die Analyse ausschließlich auf den Einsatz von Empfehlungsdiensten **während** der Prozessausführung. Die genauen Such- und Auswahlschritte, das methodische Vorgehen sowie die Ergebnisse der Analyse werden in Kapitel 3 im Detail beschrieben.

Design-Science-Research

DESIGN-SCIENCE-RESEARCH Aufbauend auf den Ergebnissen der PRISMA-Studie kommt der DSR-Ansatz nach Peffers et al. zur Anwendung [111]. Dieser Ansatz wird gewählt, da er speziell darauf ausgelegt ist, praxisnahe Lösungen für komplexe Probleme zu erarbeiten und zu evaluieren. Dabei ist das Ziel, ein konkretes Artefakt zu entwickeln – etwa ein Konzept, einen Prototyp oder ein Rahmenwerk – dessen wissenschaftlicher Mehrwert sich aus der fundierten Verknüpfung theoretischer Erkenntnisse mit realen Anwendungserfordernissen ergibt. Nach Peffers et al. umfasst das Vorgehen sechs definierte Schritte, die iterativ durchlaufen werden können, sodass das Artefakt kontinuierlich weiterentwickelt und Forschungsergebnisse fortlaufend verbessert und validiert werden können.

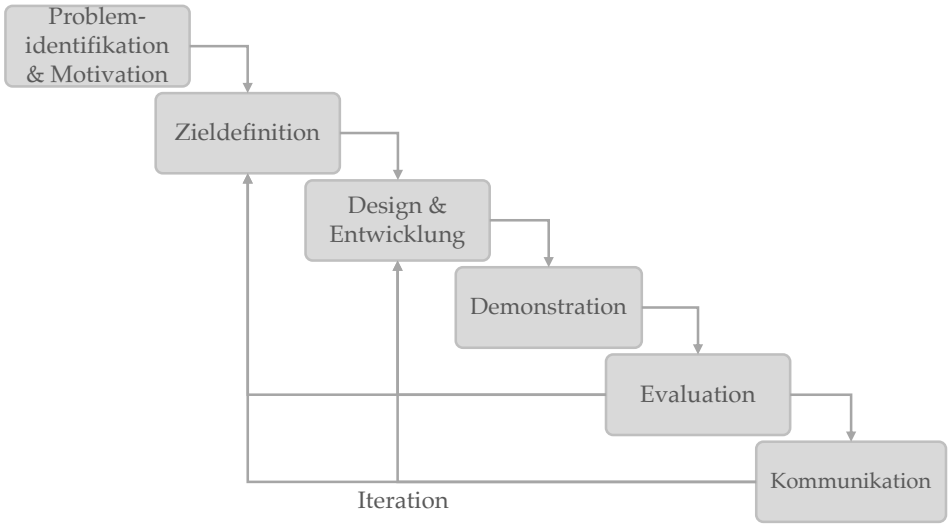


Abbildung 2: Schematische Darstellung der sechs DSR-Phasen nach Peffers [111].

Phasen des DSR

Im Folgenden werden diese Phasen, wie in Abbildung 2 illustriert, kurz beschrieben:

1. **Problemidentifikation & Motivation (Identify Problem & Motivate):** Aufbauend auf den Erkenntnissen aus der systematischen Literaturanalyse werden Defizite bzw. Forschungslücken im Bereich der Empfehlungssysteme im Prozessmanagement herausgearbeitet, indem einerseits bisherige Einsatzmöglichkeiten analysiert und andererseits unzureichend behandelte Aspekte ermittelt werden. Im Zuge dessen wird begründet, warum diese Defizite für eine weiterführende Untersuchung im Rahmen dieser Arbeit relevant sind. Eine genaue Problemabgrenzung hilft dabei, den Fokus zu schärfen und die Bedeutung der identifizierten Lücken zu betonen.

2. **Zieldefinition (Define the Objectives for a Solution):** Aus den identifizierten Lücken lassen sich Ziele und Anforderungen ableiten, die ein menschzentriertes Empfehlungssystem erfüllen soll (z. B. Berücksichtigung individueller Präferenzen, Wahrung von Effizienz). Diese Anforderungen werden priorisiert, um sowohl die Umsetzungskomplexität als auch den erwarteten Nutzen abzuschätzen. Dabei wird stets darauf geachtet, dass die Ziele praxisrelevant und wissenschaftlich begründbar sind.

3. **Design & Entwicklung (Design & Development):** In dieser Phase wird ein geeignetes Artefakt entworfen, das die zuvor definierten Anforderungen in ein umsetzbares Konzept oder System überführt. Dabei kann es sich beispielsweise um ein Modell, einen Prototypen oder ein Rahmenwerk handeln, das die gewünschten Funktionalitäten und Strukturen abbildet. In dieser Dissertation wird das Artefakt in Form eines konzeptionellen Rahmenwerks umgesetzt, um die Einbindung von Mitarbeiterpräferenzen in die Prozessausführung zu veranschaulichen. Dieses Rahmenwerk strukturiert die Prozessausführung und die Erfassung, Analyse und Verwendung von Präferenzen.

4. **Demonstration:** Das Artefakt wird prototypisch implementiert, um zu zeigen, wie die vorgeschlagene Lösung in der Praxis angewendet werden kann. Die Demonstration kann sowohl in einer Laborumgebung als auch in einer realen Anwendungssituation erfolgen, je nach Verfügbarkeit und Zielsetzung. Erste Nutzertests oder Workshops helfen, Feedback einzuholen und frühzeitig Optimierungspotenziale zu erkennen.

5. **Evaluation:** In dieser Phase wird das zuvor entwickelte Artefakt hinsichtlich seiner Wirksamkeit, Praktikabilität und Zielerreichung untersucht. Üblicherweise werden hierzu sowohl qualitative als auch quantitative Methoden eingesetzt, um Rückmeldungen der Nutzenden einzuholen, relevante Leistungsindikatoren

(z. B. Akzeptanz, Effizienz) zu messen oder Verbesserungspotenziale zu identifizieren. Die Evaluation kann dabei entweder in einer kontrollierten Laborumgebung stattfinden oder unter realen Bedingungen erfolgen – abhängig von Ressourcen und Studienzielen. Die gewonnenen Erkenntnisse fließen wiederum in den Entwicklungsprozess zurück und bilden die Grundlage für weitere Anpassungen und Optimierungen.

6. **Kommunikation (Communication):** Abschließend werden alle gewonnenen Erkenntnisse, Ergebnisse sowie der wissenschaftliche Beitrag dokumentiert und diskutiert. Hierbei wird sowohl die theoretische Einordnung (z. B. Rückbezug auf Literatur, Theoriebildung) als auch die praktische Relevanz (z. B. Handlungsempfehlungen für Unternehmen) hervorgehoben. Eine abschließende Reflexion über die Stärken, Schwächen und mögliche Erweiterungen des Artefakts rundet diesen Schritt ab.

Der DSR-Ansatz stellt sicher, dass ausgehend von einem identifizierten Problem eine zielgerichtete Lösung entwickelt, demonstriert und evaluiert wird. Die konkreten Umsetzungsschritte und Ergebnisse werden in den folgenden Kapiteln ausführlich erläutert, um sowohl den theoretischen Ansatz als auch dessen Praxistauglichkeit transparent darzustellen.

Mehrfache Iteration

Der gesamte Zyklus der Design-Science-Research-Methode wird für diese Arbeit dreimal durchlaufen, um das Rahmenwerk kontinuierlich zu verbessern. Die drei aufeinander aufbauenden DSR-Zyklen sowie deren Schwerpunkte werden in Kapitel 4 erläutert, wobei der Fokus insbesondere auf der Darstellung und Diskussion der Ergebnisse des abschließenden Zyklus liegt. Das Resultat dieses iterativen Prozesses ist ein praxistaugliches Empfehlungssystem, das die nahtlose Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement ermöglicht und damit die individuellen Präferenzen und Bedürfnisse der Mitarbeitenden berücksichtigt.

1.4 BEITRAG DER ARBEIT

Prozessmanagement und Empfehlungsdienste

Mit dieser Arbeit wird ein Ansatz vorgestellt, der Prozessmanagement und Empfehlungsdienste miteinander verknüpft. Dabei steht im Vordergrund, wie sich exemplarisch Empfehlungsmethoden **während** der Prozessausführung integrieren lassen, ohne die zugrunde liegenden Prozessstrukturen grundlegend zu verändern; das Konzept bleibt jedoch flexibel erweiterbar, sodass auch alternative Methoden hinzugefügt werden können. Die Kernidee besteht darin, die individuellen Präferenzen der Mitarbeitenden zu erfassen, zu analysieren und Empfehlungen bereitzustellen, die sie bei ihrer Arbeit unterstützen. Auf diese Weise soll ein **menschzentriertes** Prozessmanagement gefördert werden, das sich stärker an den persönlichen Vorlieben der Mitarbeitenden orientiert, ohne etablierte Abläufe zu beeinträchtigen.

Entwicklung eines konzeptionellen Rahmenwerks

Als Hauptergebnis wird ein **konzeptionelles Rahmenwerk** erarbeitet, das die Einbindung verschiedener Empfehlungsstrategien in die Prozessausführung ermöglicht. Es zeigt konzeptionell, wie Empfehlungsdienste für eine menschzentrierte Prozessausführung genutzt werden können, ohne die Effizienz oder Stabilität der bestehenden Prozesse zu beeinträchtigen. Auf diese Weise sollen Mitarbeitende in ihrer täglichen Arbeit unterstützt werden, indem sie Vorschläge zu relevanten Aufgaben erhalten, die ihren persönlichen Präferenzen entsprechen.

Ein zentrales Merkmal des entwickelten Rahmenwerks liegt in seiner modularen Struktur, die eine Einbindung verschiedener, in der Literatur weit verbreiteter Empfehlungsstrategien (**wissensbasiert**, **inhaltsbasiert**, **kollaborativ**) ermöglicht. Jede dieser Strategien stützt sich auf unterschiedliche Daten und Mechanismen und ist für bestimmte Anwendungsfälle besonders geeignet – etwa wenn bereits umfangreiches Feedback zu Aufgaben vorliegt (inhaltsbasiert) oder wenn explizites Fachwissen eine wesentliche Rolle spielt (wissensbasiert). Während bestehende Ansätze zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement in der Regel nur einzelne Strategien isoliert betrachten, erlaubt das hier entwickelte Rahmenwerk erstmals eine integrierte Nutzung mehrerer Strategien. Zudem lässt es sich aufgrund seiner modularen Gestaltung unkompliziert um zusätzliche Strategien erweitern. Dadurch ist es möglich, unterschiedliche Anforderungen und Anwendungsszenarien abzudecken, ohne für jede Methode oder jeden Anwendungsfall ein eigenständiges Konzept entwickeln zu müssen. Mitarbeitenden erhalten somit während der Prozessausführung passgenaue Empfehlungen, die flexibel auf ihre individuellen Anforderungen und Präferenzen abgestimmt sind.

Das entwickelte Rahmenwerk untersucht, welche Daten aus dem Prozessmanagement verfügbar sind – etwa Informationen über den aktuellen Prozessschritt, die Rolle der Mitarbeitenden oder zuvor gewählte Aufgaben – und wie diese Daten für die jeweilige Empfehlungsmethode nutzbar gemacht werden können. Dabei werden Schnittstellen definiert, die es erlauben, die Empfehlungen in gängige Prozessmanagementsysteme einzubetten.

Prototypische Umsetzung

Um die grundsätzliche Umsetzbarkeit des vorgestellten Rahmenwerks zu demonstrieren, wird eine prototypische Proof-of-Concept-Implementierung entwickelt und an einem exemplarischen Beispielprozess ausgeführt. Dabei kommen synthetische Daten zum Einsatz, um unterschiedliche Szenarien zu simulieren und potenzielle Herausforderungen frühzeitig zu erkennen. Durch die generierten Informationen lassen sich verschiedene Varianten von Mitarbeiterpräferenzen, Prozessschritten und Entscheidungsoptionen abbilden, ohne auf eine reale Unternehmensumgebung zurückgreifen zu müssen. Die prototypische Implementierung geht dabei weit über rein konzeptionelle Betrachtungen hinaus und umfasst eine detaillierte technische Realisierung einschließlich einer integrierten Systemarchitektur, präziser Schnittstellendefinitionen

sowie klar strukturierter Datenflüsse. Dies ermöglicht bereits in einem frühen Stadium eine Einschätzung der Machbarkeit, ohne eine umfassende Produktivlandschaft einzubeziehen. Rückmeldungen aus dieser Testphase fließen in eine schrittweise Verfeinerung des Konzepts ein. Auf diese Weise wird das Rahmenwerk iterativ verbessert und zeigt, dass eine prinzipielle Integration des Ansatzes in gängige Prozessmanagementsysteme umsetzbar ist. Die detaillierte Beschreibung und Dokumentation der Implementierung unterstreicht dabei bewusst die praktische Relevanz und Anwendbarkeit der entwickelten Lösungsansätze und liefert konkrete Ansatzpunkte für deren Übertragung auf reale Einsatzszenarien.

Abgrenzung

Obwohl der vorgestellte Ansatz prinzipiell auf reale Daten anwendbar ist, steht in dieser Arbeit vor allem der Machbarkeitsnachweis im Vordergrund. Daher werden Performanz- oder Skalierungsfragen nicht vertieft untersucht, da sie erst in einer großflächigen, produktiven Umgebung an Bedeutung gewinnen. Ebenso werden Datenschutz- und Privatsphäreaspekte nur am Rande betrachtet, da die Evaluierung mit synthetischen Daten erfolgt. Eine umfassende Analyse dieser Aspekte würde eine breitere Einbindung realer Unternehmenslandschaften und zusätzlicher Compliance-Vorgaben erfordern, die über den prototypischen Rahmen hinausgehen.

Zusammenfassung

Zusammengefasst trägt diese Arbeit dazu bei, eine konzeptionelle Brücke zwischen modernen Empfehlungssystemen und dem Prozessmanagement zu schlagen. Durch die Berücksichtigung unterschiedlicher Empfehlungsansätze sowie möglicher Anwendungsbereiche im Prozessablauf entsteht ein Modell, mit dem die Präferenzen der Mitarbeitenden systematisch in die Prozessausführung integriert werden können. Damit liefert diese Arbeit einen Beitrag zur Weiterentwicklung menschzentrierter Prozessausführung und bietet zugleich Anhaltspunkte für die praktische Umsetzung in bestehende Prozessmanagementsysteme.

1.5 AUFBAU DER ARBEIT

Die vorliegende Arbeit ist in insgesamt sieben Kapitel gegliedert, die von den konzeptionellen Grundlagen über die prototypische Realisierung bis zur abschließenden Evaluation des entwickelten Konzepts führen. Der Aufbau der Arbeit ist so gestaltet, dass die einzelnen Kapitel aufeinander aufbauen und anhand eines durchgängigen Beispiels, welches in Kapitel 2.3 eingeführt wird, unterstützt werden, um die entwickelten Konzepte und Methoden anschaulich zu erläutern.

Kapitel 2: Grundlagen der Arbeit

Zunächst werden in Kapitel 2 die zentralen Grundlagen vorgestellt, die das Fundament der Arbeit bilden. Dabei werden die grundlegenden Konzepte des Prozessmanagements erläutert und ein Überblick über unterschiedliche Empfehlungsansätze gegeben, die später in die Prozessausführung eingebunden werden. Am Ende des Kapitels wird ein Beispiel eingeführt, welches als durchgängiger Referenzprozess dient und die theoretischen Konzepte anhand eines konkreten Prozesses illustriert.

Kapitel 3: Verwandte Arbeiten

Kapitel 3 umfasst eine systematische Literaturanalyse nach den PRISMA-Richtlinien, um verwandte Arbeiten im Themenfeld *Empfehlungsdienste im Prozessmanagement* zu identifizieren. Diese Analyse zeigt bereits adressierte Forschungsfragen auf und liefert zugleich eine fundierte Grundlage für die Identifikation von Forschungslücken.

Kapitel 4: Design des Konzepts

Auf Basis der Ergebnisse der Literaturanalyse werden in Kapitel 4 zunächst die Anforderungen an ein Konzept formuliert, welches die Integration von Mitarbeiterpräferenzen in die Prozessausführung betrachtet. Dabei stellt sich vor allem die Frage, welche Daten bereits verfügbar sind, welche zusätzlich erhoben werden müssen und wie sich Mitarbeiterpräferenzen erfassen und einbinden lassen. Im weiteren Verlauf des Kapitels wird das entwickelte Rahmenwerk vorgestellt und in seinen Kernbestandteilen erläutert, sodass es als konzeptionelle Grundlage für die prototypische Umsetzung in den nachfolgenden Kapiteln dient.

Kapitel 5: Umsetzung des Konzepts

In Kapitel 5 erfolgt die konkrete Umsetzung des Konzepts in Form eines prototypischen Systems, das anhand der zuvor definierten Anforderungen entwickelt wird. Hierbei wird dargelegt, wie die einzelnen Komponenten umgesetzt werden und aufeinander abgestimmt sind, um das Zusammenspiel von Prozessmanagement und Empfehlungsdiensten zu realisieren.

Kapitel 6: Demonstration und Evaluation

Den praktischen Einsatz des entwickelten Prototyps zeigt Kapitel 6. Anhand des eingangs erwähnten Beispiels wird dargelegt, wie Empfehlungen während der Prozessausführung generiert werden können, ohne die bestehenden Abläufe grundlegend zu verändern. Zur Evaluation werden synthetische Daten verwendet, die unterschiedliche Szenarien abbilden und so einen Machbarkeitsnachweis für die Konzeption liefern.

Kapitel 7: Fazit & Ausblick

Abschließend fasst Kapitel 7 die Ergebnisse der Arbeit in einem Fazit zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche zukünftige Forschungsansätze. Es wird aufgezeigt, welche neuen Fragen sich aus den Ergebnissen dieser Arbeit ergeben und welche Entwicklungen in der Zukunft sinnvoll sein können, um das Potenzial von Empfehlungsdiensten im Prozessmanagement weiter auszuschöpfen.

2

GRUNDLAGEN UND ZENTRALE KONZEPTE

Prozessmanagement & Empfehlungsdienste

In diesem Kapitel werden die konzeptionellen Grundlagen der vorliegenden Arbeit dargelegt. Der Fokus liegt dabei auf den zwei zentralen Bereichen des Prozessmanagements und der Empfehlungsdienste. Beide Bereiche stellen eigenständige Forschungsfelder dar, deren Integration im Kontext dieser Dissertation untersucht wird. Im Folgenden wird zunächst eine Einführung in die grundlegenden Konzepte des Prozessmanagements gegeben. Dabei wird insbesondere auf die Prozessausführung eingegangen, die für die Erhebung und Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen von entscheidender Bedeutung ist. Anschließend wird das Feld der Empfehlungsdienste betrachtet, wobei sowohl die Funktionsweise als auch die wesentlichen Anwendungsgebiete dargestellt werden. In Kapitel 2.3 wird zudem ein Beispielprozess eingeführt, welcher im weiteren Verlauf der Arbeit verwendet wird, um entwickelte Konzepte zu veranschaulichen.

Fokus des Kapitels

Ziel dieses Kapitels ist es, eine fundierte konzeptionelle Basis zu schaffen, die das Verständnis für die im weiteren Verlauf der Arbeit vorgeschlagenen Integrationsansätze ermöglicht. Die hier präsentierten Grundlagen dienen somit als Ausgangspunkt für die anschließende Analyse der Potenziale, die sich aus der Einbindung von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung ergeben.

2.1 PROZESSMANAGEMENT

Definition und Ziel

Das Prozessmanagement ist ein zentraler Ansatz zur Gestaltung, Ausführung und Optimierung von Prozessen innerhalb von Organisationen [154]. Es umfasst die systematische Planung, Überwachung und fortlaufende Verbesserung von Prozessen, welche maßgeblich zur Erreichung spezifischer Unternehmensziele beitragen [45]. Prozesse stellen dabei die grundlegenden Abläufe innerhalb einer Organisation dar, angefangen bei der Herstellung von Produkten bis hin zur Bereitstellung von Dienstleistungen [159]. Ziel des Prozessmanagements ist es, diese Abläufe so zu gestalten, dass sie einerseits effizient sind und andererseits bei sich ändernden Rahmenbedingungen flexibel angepasst werden können [59].

Eine der Hauptherausforderungen für moderne Unternehmen besteht darin, ihre Prozesse nicht nur einmalig zu optimieren, sondern sie kontinuierlich zu überwachen und – falls erforderlich – zu modifizieren. In einer zunehmend globalisierten und digitalisierten Geschäftswelt wird es immer wichtiger, schnell auf neue Anforderungen,

gesetzliche Vorgaben oder veränderte Marktbedingungen zu reagieren [76, 131]. Genau hier setzt das Prozessmanagement an, indem es Methoden zur Identifikation von Schwachstellen, zur Anpassung von Abläufen und zur Messung der Effizienz bereitstellt. Auf diese Weise bleiben Prozesse dynamisch und ermöglichen es, langfristig wettbewerbsfähig zu agieren [27].

Das Hauptziel des Prozessmanagements besteht in der Effizienzsteigerung [59, 76]. Ineffiziente Prozesse können zu erhöhtem Ressourcenverbrauch, längeren Bearbeitungszeiten sowie einer Beeinträchtigung der Ergebnisqualität führen. Mithilfe systematischer Analyse, Gestaltung und Optimierung lassen sich Engpässe frühzeitig erkennen und beheben. Ergänzend zur Effizienzsteigerung wird auch die Flexibilität der Prozesse angestrebt, sodass das Unternehmen in der Lage ist, dynamisch auf neue Anforderungen zu reagieren, ohne seine Kernprozesse zu gefährden [18, 45].

Ein weiteres essenzielles Ziel des Prozessmanagements ist die Schaffung von Transparenz. Da Prozesse oftmals komplex und in mehrere Abteilungen oder Teams eingebunden sind, können Engpässe und Ineffizienzen in den Abläufen leicht übersehen werden. Durch Prozessmodellierungen lassen sich diese Strukturen sichtbar machen, sodass ein gemeinsames Verständnis aller Beteiligten entsteht [44, 124, 159]. Auf Basis dieses gemeinsamen Verständnisses können gezielte Maßnahmen zur Prozessverbesserung eingeleitet werden, um beispielsweise die Durchlaufzeiten oder auch die Qualität der Abläufe zu optimieren [27].

Technologische Unterstützung

Moderne Technologien spielen eine entscheidende Rolle für das Prozessmanagement, insbesondere im Bereich der Automatisierung und Digitalisierung. Mithilfe leistungsfähiger Informationssysteme können Prozesse in Echtzeit überwacht und gesteuert werden. Dadurch lassen sich Routineaufgaben automatisieren, Fehlerquellen reduzieren und Anpassungen an geänderte Bedingungen zügig umsetzen [2, 45]. Auf diese Weise kann das Unternehmen nicht nur seine operative Leistungsfähigkeit steigern, sondern auch das Risiko von Fehlleistungen senken [60].

Der Einsatz von Prozessmanagementsystemen empfiehlt sich vor allem in Organisationen mit komplexen, sich wiederholenden oder stark standardisierten Abläufen [27, 76, 159]. Dies gilt beispielsweise für den Finanzsektor, das Gesundheitswesen oder die Fertigungsindustrie, wo eine hohe Prozesstreue und gleichbleibende Qualität entscheidend sind. Darüber hinaus profitieren Unternehmen, die einem starken Innovations- oder Regulierungsdruck ausgesetzt sind, von der Fähigkeit, Prozesse effizient und agil zu gestalten.

Grundlegende Begriffe

Zur Erreichung zentraler Ziele wie Effizienzsteigerung und Qualitätssicherung bedient sich das Prozessmanagement verschiedener Konzepte und Methoden. Wichtige Grundbegriffe sind unter anderem der **Prozess**, das **Prozessmodell** und das **Prozessmanagementsystem**. Diese Elemente bilden das Fundament für eine zielgerichtete Steuerung von Abläufen und die Einführung passender Technologien [18, 45, 159].

Struktur des Kapitels

Im nächsten Schritt werden die wesentlichen Konzepte erläutert (Kapitel 2.1.1), gefolgt von einer Darstellung des Prozesslebenszyklus (Kapitel 2.1.2), der die Phasen

von der Gestaltung über die Implementierung bis zur Ausführung und Anpassung von Prozessen abdeckt. Daran anschließend werden unterschiedliche Prozessperspektiven betrachtet (Kapitel 2.1.3) und abschließend die Prozessverbesserung thematisiert, um zentrale Ziele und Strategien einer Optimierung zu beleuchten (Kapitel 2.1.4).

2.1.1 *Zentrale Konzepte des Prozessmanagements*

Grundlegende Begriffe

Für ein fundiertes Verständnis des Prozessmanagements ist es hilfreich, zunächst die grundlegenden Begriffe und Konzepte zu kennen, die für eine erfolgreiche Anwendung entscheidend sind. Sie ermöglichen eine klare Strukturierung von Prozessen, schaffen Transparenz hinsichtlich der Zusammenhänge und bilden damit eine Basis für die Modellierung, Ausführung und Verbesserung von Prozessen.

Prozess

Ein zentraler Begriff ist der **Prozess *(engl. Process)*** selbst. Ein Prozess beschreibt eine geordnete Abfolge von Aufgaben, die in einer Organisation durchgeführt werden, um ein bestimmtes Ziel zu erreichen [46, 59, 62]. Diese Aufgaben können von verschiedenen Rollen, von unterschiedlichen Personen oder durch IT-Systeme ausgeführt werden. Ziel eines Prozesses ist es, betriebliche Abläufe zu strukturieren, Ressourcen optimal einzusetzen und zu koordinieren und dadurch einen Mehrwert für das Unternehmen zu schaffen [45, 62].

Prozessmodell

Um einen Prozess visuell darzustellen und analysieren zu können, wird ein **Prozessmodell *(engl. Business Process Model)*** verwendet. Ein Prozessmodell ist eine formale Abbildung des Prozesses und dient dazu, die Struktur, den Ablauf und die beteiligten Entitäten des Prozesses zu visualisieren [44, 155, 159]. Es bildet die Grundlage für das Verständnis des gesamten Prozesses, indem es strukturiert aufzeigt, welche Aufgaben zu erledigen sind, wer welche Verantwortung trägt, an welchen Stellen und zu welchen Zeiten die einzelnen Schritte ausgeführt werden und in welche Beziehung sie zueinander stehen [45, 86]. Diese Klarheit ermöglicht es, auch komplexe Abläufe zu vereinfachen, was wiederum eine wichtige Voraussetzung für die Implementierung, Automatisierung und kontinuierliche Verbesserung von Prozessen darstellt.

Prozessmodellierungssprache

Zur Erstellung von Prozessmodellen existieren verschiedene **Prozessmodellierungssprachen**, welche konkrete Werkzeuge zur Abbildung von Prozessen bieten [44, 159]. Zu den bekanntesten zählen Petrinetze, Ereignisgesteuerte Prozessketten und insbesondere die Business Process Model and Notation (BPMN) [4, 104, 139]. In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt auf BPMN, da diese international standardisierte Sprache sowohl in der Praxis als auch in der Forschung häufig eingesetzt wird [35, 124], wodurch eine bessere Vergleichbarkeit und Anschlussfähigkeit der erzielten Ergebnisse gewährleistet ist. Ein Beispiel zur Nutzung von BPMN wird in Kapitel 2.3 aufgezeigt.

Aktivitäten in Prozessen

Aktivitäten *(engl. Activity)* sind elementare Prozessschritte innerhalb eines Prozesses. Jede Aktivität beschreibt eine konkrete Handlung oder Aufgabe, die von einer Person oder einem System ausgeführt wird und direkt zur Zielerreichung beiträgt [44–46]. Die Granularität der Aktivitäten kann dabei variieren. Bei manchen Prozessen wer-

den mehrere Einzelschritte in einer Aktivität zusammengefasst, während bei anderen Prozessen sehr feingliedrig definierte Aufgaben verwendet werden [18, 98].

Prozessmanagementsysteme

In der Regel übernimmt ein **Prozessmanagementsystem** die Steuerung der Aktivitäten, indem es die im Prozessmodell definierten Abläufe interpretiert und überwacht [45, 125, 159]. Dadurch wird sichergestellt, dass alle Schritte in der vorgesehenen Reihenfolge ausgeführt werden. Zusätzlich stellt ein solches System den Prozessteilnehmenden eine personalisierte **Aufgabenliste** bereit, in der anfallende Aufgaben nach Rollen oder Kompetenzen zugewiesen werden [18, 76]. Auf diese Weise gelangt jede Aufgabe rechtzeitig zu der zuständigen Person, was Transparenz schafft und gleichzeitig den Arbeitsfluss erleichtert.

Prozessinstanz

Die Ausführung eines in einem Prozessmodell beschriebenen Prozesses wird als **Prozessinstanz** bezeichnet. Während das Prozessmodell den Soll-Ablauf definiert, bildet die Instanz jeweils den konkreten Vorgang in der Praxis ab [86, 159]. Dabei können individuelle Daten, beteiligte Personen und spezifische Rahmenbedingungen variieren. Insofern bezieht sich die Prozessinstanz stets auf den einmaligen Durchlauf, der sich in Zeit und Inhalt von anderen Instanzen unterscheiden kann.

Aufgaben und Aufgabenlisten

Eine **Aufgabe *(engl. Task)*** stellt in diesem Kontext eine konkrete Instanz einer Aktivität dar und wird in die Aufgabenliste eines oder mehrerer Nutzenden eingetragen, sofern diese für die Bearbeitung in Frage kommen [46, 159]. Die **Aufgabenliste *(engl. Tasklist)*** bildet die zentrale Schnittstelle zwischen Prozessmanagementsystem und Nutzenden [46, 86]. Für gewöhnlich werden dort gelistete Aufgaben in der Reihenfolge ihres Eingangs (First in First out (FIFO)-Prinzip) angezeigt, wobei allerdings Prioritäten definiert werden können, die diese Reihenfolge überschreiben [46]. Zudem ist es möglich, dass ein und dieselbe Aufgabe in den Aufgabenlisten mehrerer Nutzenden erscheint, falls mehrere Personen über gleiche Kompetenzen verfügen [44, 45]. Jeder Nutzende kann eine beliebige Aufgabe aus der Liste wählen und bearbeiten.

Ereignis

Sobald eine Aufgabe abgeschlossen wird, protokolliert das Prozessmanagementsystem diesen Vorgang als **Ereignis *(engl. Event)*** [4, 45, 159]. Diese Dokumentation ermöglicht eine präzise Nachverfolgung des Prozessverlaufs, indem sowohl Beginn und Bearbeitungsdauer als auch weitere Informationen, wie die bearbeitende Ressource und die während der Bearbeitung angefallenen Daten festgehalten werden.

Ereignisprotokoll

Solche Ereignisse werden in einem **Ereignisprotokoll *(engl. Eventlog)*** gespeichert, das eine chronologische Aufzeichnung der Prozessausführung darstellt [4, 86]. Die Analyse des Ereignisprotokolls ist ein zentrales Instrument, um Engpässe und Verzögerungen zu erkennen oder Ineffizienzen aufzudecken [4, 45]. Mehrere zeitlich aufeinanderfolgende Ereignisse, die einer bestimmten Prozessinstanz zugeordnet sind, bilden zusammen eine sog. **Ausführungsspur *(engl. Trace)*** [4]. Eine Ausführungsspur dokumentiert den tatsächlichen Ablauf einer Prozessausführung und dient als wertvolle Datengrundlage, um den Prozessfluss zu rekonstruieren und zu optimieren [4].

Zusammenfassung

Zusammengefasst bilden diese Begriffe das Fundament für ein umfassendes Verständnis des Prozessmanagements. Sie ermöglichen es, betriebliche Abläufe struktu-

riert zu modellieren, aktiv zu steuern und kontinuierlich zu verbessern. Vor diesem Hintergrund widmet sich der nächste Abschnitt dem Prozesslebenszyklus, der die Phasen von der Konzeption und Implementierung bis hin zur Ausführung und Anpassung zusammenfasst. Dabei wird aufgezeigt, wie die zuvor eingeführten Konzepte in den einzelnen Phasen zum Einsatz kommen und so eine solide Basis für die praktische Anwendung des Prozessmanagements schaffen.

2.1.2 *Prozesslebenszyklus*

Prozesslebenszyklus

In diesem Abschnitt wird der Prozesslebenszyklus vorgestellt, der ein strukturiertes Rahmenwerk bereithält, um die Phasen eines Prozesses von der ersten Analyse und Gestaltung bis hin zur kontinuierlichen Optimierung und Anpassung klar zu definieren [4, 45, 132]. Durch einen solchen Lebenszyklus wird sichergestellt, dass Prozesse nicht nur einmalig implementiert, sondern fortlaufend überwacht, evaluiert und bei Bedarf angepasst werden [45, 76]. Dies erlaubt es Unternehmen, schnell und flexibel auf Veränderungen in der Unternehmensumwelt zu reagieren, Prozesse flexibel zu gestalten und die Effizienz der Abläufe kontinuierlich zu steigern.

Modelle

In der Literatur werden unterschiedliche Modelle für den Prozesslebenszyklus vorgeschlagen, die sich in ihren jeweiligen Schwerpunkten unterscheiden. Der Prozesslebenszyklus nach Dumas et al. legt beispielsweise den Fokus auf eine methodische Verbesserung von Prozessen durch strukturierte Entwicklung, Modellierung und Implementierung [45]. Im Gegensatz dazu setzt der Prozesslebenszyklus nach van der Aalst stark auf die Nutzung von Ereignisdaten, um laufende Prozesse kontinuierlich zu analysieren und zu optimieren [4]. Mit diesem datengetriebenen Ansatz, der die iterative Auswertung von Ereignisprotokollen in jeder Phase vorsieht, ermöglicht van der Aalst eine fortlaufende Prozessverbesserung. Darüber hinaus existieren weitere Ansätze, die sich in ihrer Phaseneinteilung und methodischen Schwerpunktsetzung unterscheiden [18, 101, 159].

Verwendeter Lebenszyklus

In dieser Arbeit wird der Prozesslebenszyklus nach van der Aalst [4] verwendet, da er einen ganzheitlichen Ansatz verfolgt und alle wesentlichen Phasen von der anfänglichen Gestaltung über die Implementierung bis hin zur fortlaufenden Verbesserung integriert. Darüber hinaus legt er besonderen Wert auf die Einbindung von Prozessmodellen und Ereignisprotokollen, welche zentral für die Überwachung und Optimierung von Prozessen sind. Durch seinen iterativen Charakter wird zudem gewährleistet, dass Prozesse nicht statisch bleiben, sondern sich kontinuierlich an neue Anforderungen anpassen.

Phasen

Abbildung 3 zeigt eine schematische Darstellung des Prozesslebenszyklus nach van der Aalst [4] und bietet einen anschaulichen Überblick darüber, wie die einzelnen Phasen ineinandergreifen. Dabei wird der Prozesslebenszyklus in fünf Phasen eingeteilt, die den gesamten Ablauf der Prozessgestaltung und -optimierung widerspiegeln [4]:

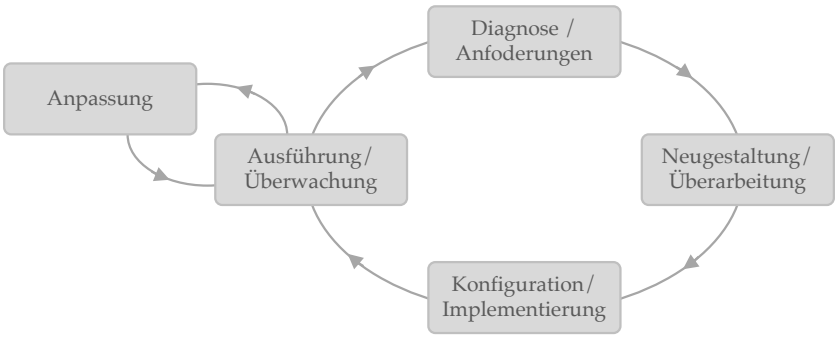


Abbildung 3: Prozesslebenszyklus nach van der Aalst [4].

Diagnose / Anforderungen

DIAGNOSE / ANFORDERUNGEN (DIAGNOSIS / REQUIREMENTS) Zu Beginn werden die relevanten Arbeitsabläufe aufgenommen. Dabei kann es sich entweder um einen bereits bestehenden Prozess handeln, dessen Schwachstellen und Engpässe festgestellt werden sollen, oder um das erstmalige Erfassen eines bislang unstrukturierten Vorgehens. Die in Ereignisprotokollen gespeicherten Daten können hierbei wertvolle Hinweise auf den tatsächlichen Prozess liefern. Mithilfe dieser Erkenntnisse lassen sich die Anforderungen an einen neu zu gestaltenden oder zu optimierenden Prozess präzise definieren. Ziel dieser Phase ist es, ein klares Verständnis über den bestehenden oder geplanten Prozess zu gewinnen und dessen Kernanforderungen zu formulieren, sodass eine fundierte Basis für die folgenden Schritte geschaffen wird.

Prozessneugestaltung / Überarbeitung

NEUGESTALTUNG / ÜBERARBEITUNG ((RE-)DESIGN) Auf der Grundlage der in der Diagnosephase gewonnenen Erkenntnisse wird der Prozess entweder neu entworfen oder überarbeitet [132]. Dabei werden sowohl einzelne Aktivitäten, Rollen und Abhängigkeiten als auch mögliche Ressourcen und Datenobjekte festgelegt. Das Ziel ist es, ein möglichst präzises und vollständiges Prozessmodell zu entwickeln, das als zentrales Kommunikations- und Analysewerkzeug fungiert und zugleich die Grundlage für die spätere Implementierung und Ausführung des Prozesses bildet. Auf diese Weise entsteht eine klar strukturierte Vorlage, die den Übergang in die nächste Phase nahtlos vorbereitet.

Konfiguration & Implementierung

KONFIGURATION / IMPLEMENTIERUNG (CONFIGURATION / IMPLEMENTATION) In dieser Phase wird der entworfene Prozess mithilfe eines Prozessmanagementsystems technisch realisiert [45]. Dazu gehört die Konfiguration der IT-Systeme, die Einrichtung geeigneter Schnittstellen und die Rollen- und Rechtezuweisung. So wird gewährleistet, dass die definierten Aktivitäten in korrekter Reihenfolge und von den vorgesehenen Akteuren ausgeführt werden können. Ziel dieser Phase ist es, eine funktionsfähige Umgebung zu schaffen, in der das Prozessmodell gemäß den definierten

Vorgaben ausgeführt werden kann, sodass in der anschließenden Ausführungs- und Überwachungsphase sämtliche Aufgaben korrekt gesteuert werden.

Prozess-ausführung

AUSFÜHRUNG/ÜBERWACHUNG (ENACTMENT/MONITORING) Ein implementierter Prozess wird nun in der Unternehmensumgebung ausgeführt, wobei die beteiligten Personen häufig das zentrale Element bilden. Alle Aufgaben werden vom Prozessmanagementsystem gesteuert und den zuständigen Nutzenden in personalisierten Aufgabenlisten bereitgestellt. Auf diese Weise können sie zum passenden Zeitpunkt bearbeitet werden. Dabei erfasst das System fortlaufend relevante Informationen zum Ablauf, etwa Zeitstempel zu Beginn und Ende einer Aufgabe oder beteiligte Personen. Diese Daten werden im Ereignisprotokoll hinterlegt und ermöglichen eine frühzeitige Erkennung von Abweichungen vom Soll-Prozess, sodass bei Bedarf geeignete Gegenmaßnahmen ergriffen werden können. Ziel dieser Phase ist es, einen Prozess in der Praxis auszuführen und zugleich aktuelle Informationen zur Prozessausführung zu gewinnen, um bei notwendigen Anpassungen schnell reagieren zu können.

Anpassung

ANPASSUNG (ADJUSTMENT) Die letzte Phase des Prozesslebenszyklus besteht in der Feinjustierung und Optimierung des Prozesses. Anders als in der Phase der Überarbeitung liegt der Fokus hier auf der Anpassung bereits bestehender Prozesse mithilfe vordefinierter Steuerungsmechanismen, etwa der Neupriorisierung einzelner Aufgaben oder der Modifikation spezifischer Parameter. Durch solche gezielten Eingriffe können operative Veränderungen oder unerwartete Ereignisse effizient adressiert werden, ohne den gesamten Prozess neu zu gestalten. Ziel dieser Phase ist es, den Prozess flexibel und stabil zu halten, sodass er sich an neue Anforderungen anpassen kann und dauerhaft leistungsfähig bleibt.

Durch den iterativen Aufbau des Prozesslebenszyklus wird deutlich, dass es sich nicht um einen einmaligen Vorgang handelt, sondern um einen stetigen Kreislauf aus Analyse, Planung, Umsetzung und Optimierung. Besonders in dynamischen Märkten erweist sich diese Form der kontinuierlichen Verbesserung als essenziell, um rasch und zielgerichtet auf neue Anforderungen reagieren und langfristig wettbewerbsfähig bleiben zu können.

Fokus dieser Arbeit

In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt insbesondere auf den Phasen Ausführung/Überwachung und Anpassung. Da während der Ausführung Nutzende aktiv in den Prozess eingebunden sind, lassen sich hier am besten Nutzerpräferenzen erfassen und mithilfe von Empfehlungssystemen berücksichtigen. Auf Basis der gewonnenen Daten lassen sich anschließend gezielte Veränderungen vornehmen, ohne den Prozess grundlegend neu zu gestalten. Obwohl diese Arbeit vor allem die Ausführungs- und Anpassungsphase in den Fokus rückt, bleiben Diagnose, Neugestaltung und Konfiguration gleichwohl bedeutsam, da sie die Datengrundlage sowie die Rahmenbedingungen schaffen, um nutzerzentrierte Empfehlungen zu ermöglichen.

Ausblick

Sowohl die initiale Prozessgestaltung als auch fortlaufende Anpassungen lassen sich auf unterschiedlichen Ebenen verorten. Um sicherzustellen, dass Prozesse in all ihren Dimensionen erfasst werden, lassen sich fünf grundlegende Perspektiven unterscheiden. Diese Perspektiven sind in jeder Phase des Lebenszyklus relevant und tragen dazu bei, Prozesse sowohl technisch als auch organisatorisch zu verbessern. Im folgenden Abschnitt werden diese fünf Perspektiven im Detail vorgestellt.

2.1.3 *Prozessperspektiven*

Modulares Prozessverständnis

Für ein ganzheitliches Verständnis eines Prozesses ist es nicht ausreichend, nur die Abfolge von Aktivitäten abzubilden. Vielmehr lässt sich ein Prozess in unterschiedliche **Perspektiven** unterteilen [18, 38, 71]. Dieses Prinzip der Modularität ermöglicht es, jede Prozessperspektive gesondert zu betrachten und gegebenenfalls anzupassen, was eine flexible Erweiterung des Modells erlaubt [45, 133]. Im Folgenden werden fünf grundlegende Perspektiven betrachtet, die in Forschung und Praxis häufig Verwendung finden, sich bei konkreten Anforderungen erweitern lassen [71, 159].

Funktionale Perspektive

FUNKTIONALE PERSPEKTIVE Die funktionale Perspektive konzentriert sich darauf, **was** in einem Prozess geleistet wird [18, 71]. Sie erfasst die Aktivitäten, die für das Erreichen eines bestimmten Prozessziels notwendig sind [44, 45]. Damit bildet sie eine zentrale Grundlage für die operative Steuerung, indem sie sicherstellt, dass sämtliche erforderlichen Arbeitsschritte definiert und auf das angestrebte Ziel ausgerichtet sind. Ziel dieser Perspektive ist es, eine klare Übersicht aller notwendigen Aktivitäten zu schaffen, damit sie effizient gesteuert werden können [71].

Verhaltensorientierte Perspektive

VERHALTENSORIENTIERTE PERSPEKTIVE Die verhaltensorientierte Perspektive konzentriert sich auf die Frage, **wann** und **in welcher Reihenfolge** die zuvor definierten Aktivitäten ausgeführt werden [71, 159]. Hierbei werden parallele und sequenzielle Abläufe sowie Entscheidungen, Schleifen und Bedingungen festgelegt. Dadurch wird ein flexibles und dynamisches Prozessdesign ermöglicht, in dem zeitliche und logische Abhängigkeiten zwischen den Prozessschritten definiert werden. Ziel dieser Perspektive ist die präzise Festlegung zeitlicher und logischer Abhängigkeiten, um einen reibungslosen Ablauf des Prozesses zu gewährleisten [18, 45].

Organisatorische Perspektive

ORGANISATORISCHE PERSPEKTIVE Die organisatorische Perspektive beantwortet die Frage, **wer** für die Ausführung der einzelnen Aktivitäten verantwortlich ist [18, 71]. Sie identifiziert organisatorische Zuständigkeiten und ordnet ihnen konkrete Aufgaben zu. Auf diese Weise werden Verantwortlichkeiten klar definiert und damit die effiziente Zusammenarbeit unterschiedlicher Organisationseinheiten fördert [45, 159].

Ziel dieser Perspektive ist die transparente Zuordnung von Rollen und Verantwortlichkeiten, um eine reibungslose Kooperation sicherzustellen [27, 38].

Datenorientierte Perspektive

DATENORIENTIERTE PERSPEKTIVE Bei der datenorientierten Perspektive stehen jene **Informationen** im Vordergrund, die während der Prozessausführung erzeugt, benötigt oder weitergegeben werden [18, 159]. Es wird definiert, welche Daten in den verschiedenen Aktivitäten erstellt und verarbeitet werden, welche Schnittstellen zwischen den Datenobjekten existieren und wie der Informationsaustausch stattfindet [45]. Diese Perspektive ist grundlegend für die Prozessausführung, da sie sicherstellt, dass alle relevanten Informationen zum richtigen Zeitpunkt in passender Form zur Verfügung stehen. Auf diese Weise werden Verzögerungen und Fehler minimiert, die aus unzureichenden oder spät verfügbaren Daten resultieren können, und ein durchgängiger Datenfluss im gesamten Prozess wird ermöglicht. Ziel dieser Perspektive ist die zuverlässige Verfügbarkeit aller relevanten Informationen, um eine verlässliche Prozessausführung zu gewährleisten [71, 124].

Operationale Perspektive

OPERATIONALE PERSPEKTIVE Die operationale Perspektive bezieht sich auf die technischen Aspekte der Prozessausführung und beschreibt **wie** Aktivitäten **technisch** umgesetzt werden [45]. Sie betrachtet die zugrunde liegenden Systeme, Anwendungen und Technologien sowie technischen Ressourcen, die zur Unterstützung bei der Ausführung der Aktivitäten benötigt werden. Dies ist besonders relevant, wenn Prozesse automatisiert werden oder Software zur Ausführung der Aktivitäten notwendig ist, sodass eine nahtlose Integration in die bestehende IT-Landschaft gewährleistet werden kann [4, 159]. Ziel dieser Perspektive ist die Einbettung des Prozesses in die technische Infrastruktur, um Automatisierung und effiziente Abläufe sicherzustellen [71].

Übersicht Perspektiven

In ihrer Gesamtheit liefern die genannten fünf Perspektiven ein modulares Modell, das es erlaubt, einen Prozess inhaltlich und strukturell zu erfassen [38, 71]. Grundsätzlich kann jede Perspektive isoliert betrachtet und angepasst werden, ohne den gesamten Prozess von Grund auf neu modellieren zu müssen. Allerdings bestehen oft Abhängigkeiten zwischen den Perspektiven, weshalb eine umfassende Betrachtung aller beteiligten Faktoren notwendig ist [45, 133, 159]. Damit werden die Vorteile modularer Softwareentwicklung auf das Prozessmanagement übertragen, was sich insbesondere bei komplexen oder häufig wechselnden Anforderungen als entscheidend erweist.

Fokus dieser Arbeit

In der vorliegenden Arbeit liegt der Hauptfokus auf der funktionalen und der datenorientierten Perspektive, da sie die für die Berechnung von Empfehlungen relevanten Aktivitäten und Daten bereitstellen. Ergänzend dazu werden jedoch auch die weiteren Perspektiven berücksichtigt. Die organisatorische Perspektive liefert wesentliche Informationen darüber, an welche Personen oder Rollen sich die generierten Empfehlungen richten. Die verhaltensorientierte Perspektive ermöglicht es, zeitliche Abläufe

und Sequenzen in die Berechnungen einzubeziehen. Schließlich bietet die operationale Perspektive wertvolle Kontextinformationen hinsichtlich verfügbarer technischer Ressourcen und der eingesetzten Infrastruktur. In Kombination gewährleisten diese fünf Perspektiven somit eine umfassende Betrachtung des Prozesses und ermöglichen eine fundierte Empfehlungserstellung.

Ganzheitliche Betrachtung

Mithilfe dieser fünf Perspektiven entsteht ein klares, modulares Verständnis des Prozesses. In der Praxis enden die Bestrebungen jedoch nicht bei der bloßen Abbildung oder Ausführung von Prozessen. Vielmehr steht die kontinuierliche Verbesserung und Optimierung bestehender Abläufe im Mittelpunkt des Prozessmanagements, um Effizienz und Flexibilität aufrechtzuerhalten oder zu steigern. Wie sich gezielt Optimierungspotenziale erschließen lassen wird im folgenden Abschnitt genauer erläutert.

2.1.4 *Prozessverbesserung und Prozessoptimierung*

Kontinuierliche Verbesserung

Prozessverbesserung und -optimierung sind zentrale Bestrebungen des Prozessmanagements, um sowohl die Effizienz und Qualität von Prozessen zu steigern, als auch ihre Anpassungsfähigkeit in einem dynamischen Unternehmensumfeld zu erhalten [62]. In einem sich stetig wandelnden Umfeld ist es für Unternehmen essenziell, ihre Prozesse nicht nur einmalig zu etablieren, sondern sie kontinuierlich an neue Gegebenheiten anzupassen [45, 59, 60]. Die Prozessverbesserung ist dabei ein integraler Bestandteil, der sowohl auf die Optimierung der Abläufe als auch auf die Verbesserung der Ergebnisse abzielt.

Ziele der Optimierung

Durch die gezielte Analyse der einzelnen Prozessschritte lassen sich etwaige Schwachstellen aufdecken, Engpässe beseitigen und Durchlaufzeiten verkürzen [4, 45, 126, 159]. Es wird beispielsweise geprüft, wie Ressourcen effizienter eingesetzt und Aufgaben besser strukturiert werden können, um die Gesamtleistung des Prozesses zu erhöhen. Typische Optimierungsziele sind die Verringerung von Bearbeitungszeiten, die Steigerung der Ergebnisqualität oder das Senken von Kosten [62]. Auch die Definition und Messung von Leistungskennzahlen (Key Performance Indicator (KPI)) spielt hier eine bedeutende Rolle, da sich der Fortschritt in Richtung gesteckter Ziele damit quantitativ erfassen lässt [27, 108].

Menschliche Akteure

Bei vielen Prozessen ist jedoch die Rolle der an der Prozessausführung beteiligten Personen entscheidend. Viele Prozesse sind nicht vollständig automatisiert und hängen maßgeblich von den menschlichen Ressourcen ab [27, 45]. In solchen Fällen ist die Einbeziehung und Schulung der beteiligten Mitarbeitenden ein entscheidender Faktor für den Erfolg von Optimierungsmaßnahmen. Menschliche Akteure tragen zudem nicht nur zur Ausführung der Aktivitäten bei, sondern sind häufig auch in Entscheidungen eingebunden, die den Verlauf des Prozesses beeinflussen [38]. Ein Prozess ist in diesen Fällen nur dann wirklich effizient, wenn er die Bedürfnisse und Fähigkeiten der beteiligten Mitarbeitenden berücksichtigt und die Koordination der einzelnen Schritte klar organisiert ist [86]. Dieser Gedanke findet sich auch in menschzentrier-

ten Ansätzen des Prozessmanagements wieder, bei denen die am Prozess beteiligten Personen im Vordergrund stehen [54, 60].

Prozessgestaltung und menschzentrierte Ansätze

Grundsätzlich lassen sich bei der Gestaltung und Optimierung von Prozessen unterschiedliche Schwerpunkte identifizieren. Einige Methoden konzentrieren sich primär auf die optimale Gestaltung der Abläufe und Strukturen, beispielsweise durch die Reduktion von Durchlaufzeiten [45, 88, 159]. Menschzentrierte Ansätze hingegen setzen gezielt darauf, die beteiligten Personen stärker einzubeziehen, indem sie deren Bedürfnisse, Fähigkeiten und Feedback explizit berücksichtigen [13, 21, 114]. Diese beiden Schwerpunkte schließen sich nicht gegenseitig aus, sondern können parallel verfolgt werden und einander sinnvoll ergänzen.

Empfehlungssysteme im Prozessmanagement

Eine Methode zur Prozessverbesserung ist der Einsatz von Empfehlungssystemen im Prozessmanagement [58, 142]. Sie analysieren historische Prozessdaten, um konkrete Handlungsempfehlungen für die Mitarbeitenden abzuleiten. Dabei wird überprüft, welche Aufgaben in der Vergangenheit nacheinander ausgeführt wurden, wie lange sie gedauert haben und welche Abhängigkeiten zwischen ihnen bestanden [36]. Anhand dieser Informationen können die Systeme prognostizieren, welche Aufgabe als nächstes ausgeführt werden sollte, um Verzögerungen zu vermeiden oder die Ressourcennutzung zu optimieren [16, 17, 58]. Gerade in flexiblen Prozessmanagementumgebungen entfalten Empfehlungssysteme großes Potenzial, da sie Veränderungen im Prozessablauf in Echtzeit erkennen und darauf reagieren können. Mitarbeitende erhalten in ihrer persönlichen Aufgabenliste Vorschläge, welcher Schritt als nächstes ausgeführt oder priorisiert werden sollte [26, 121, 144]. Darüber hinaus lässt sich die menschzentrierte Prozessverbesserung auch mit Empfehlungssystemen umsetzen, indem individuelle Präferenzen der beteiligten Personen in die Berechnung von Handlungsempfehlungen einfließen [14, 43]. Hierbei können Feedback und Interaktionsdaten aus der Vergangenheit betrachtet werden, um Empfehlungen zu berechnen, die auf die jeweiligen Bedürfnisse der Mitarbeitenden zugeschnitten sind. Eine solche stärkere Berücksichtigung menschlicher Faktoren kann die Motivation und Zufriedenheit am Arbeitsplatz erhöhen [19, 30].

Nutzen für Unternehmen und Mitarbeitende

Durch die gezielte Einbindung menschlicher Präferenzen unterstützen Empfehlungssysteme sowohl die individuellen Mitarbeitenden bei der Bearbeitung ihrer Aufgaben als auch das Unternehmen hinsichtlich Effizienz und Qualität der Prozessausführung [11, 43]. Sie bieten somit eine wirksame Möglichkeit, menschliche Akteure aktiv in die kontinuierliche Gestaltung und Optimierung von Prozessen einzubeziehen.

Fokus dieser Arbeit

In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt darauf, Empfehlungssysteme gezielt in die Prozessausführung zu integrieren, um eine menschzentrierte Prozessverbesserung zu ermöglichen. Insbesondere wird untersucht, wie individuelle Präferenzen der Mitarbeitenden erfasst, analysiert und genutzt werden können, um passgenaue Handlungsempfehlungen innerhalb des Prozesses abzuleiten.

Im folgenden Unterkapitel werden daher zunächst die Grundlagen von Empfehlungssystemen erläutert, die für das weitere Verständnis der Arbeit wesentlich sind.

2.2 EMPFEHLUNGSSYSTEME

Definition und Ziel

Empfehlungssysteme (engl. *Recommender Systems*) sind datenbasierte Systeme, die Nutzenden personalisierte Vorschläge für Produkte, Dienstleistungen oder andere Inhalte unterbreiten [8, 73, 129]. Sie helfen aus einer Fülle von Informationen diejenigen Aspekte zu identifizieren, die den individuellen Präferenzen und dem Verhalten des Einzelnen entsprechen [5]. In modernen digitalen Plattformen sind sie insbesondere in Bereichen wie dem E-Commerce, Streamingdiensten und sozialen Netzwerken fest etabliert [80, 129, 166].

Praktische Relevanz von Empfehlungssystemen

Ein anschauliches Beispiel für den praktischen Nutzen von Empfehlungssystemen bietet die Videostreamingplattform Netflix[1]. Durch Algorithmen, welche die bisherigen Sehgewohnheiten der Nutzenden analysieren, werden Vorschläge für neue Filme und Serien generiert, die zu einer deutlichen Erhöhung der Nutzerbindung beitragen [5, 53, 129]. Statistiken zeigen, dass rund 80 Prozent der auf Netflix konsumierten Inhalte auf das Empfehlungssystem zurückgehen [9, 53]. Auch im E-Commerce kommt diesem Ansatz große Bedeutung zu. So gibt beispielsweise Amazon[2] an, dass etwa 35 Prozent der Verkäufe auf Produktempfehlungen beruhen, die auf zuvor betrachteten Artikeln oder Käufen basieren [91, 147].

Duale Zielsetzung: Nutzererfahrung und Effizienz

Empfehlungssysteme verfolgen in der Praxis primär zwei Ziele. Zum einen verbessern sie die **Nutzererfahrung (*eng. User Experience*)** [5, 80, 129], indem sie gezielt relevante Inhalte vorschlagen und damit den Suchaufwand minimieren [8, 73]. Studien weisen darauf hin, dass personalisierte Empfehlungen die Zufriedenheit der Nutzenden um bis zu 20 Prozent steigern können, was sich insbesondere in Bereichen mit unüberschaubarer Auswahl, wie bei umfangreichen Online-Shops oder Streamingangeboten, als vorteilhaft erweist [80, 123]. Zum anderen erhöhen sie die **Effizienz** auf Seiten der Plattformbetreibenden, da individuell passende Inhalte zu höheren Konversionsraten führen und somit die Kundenbindung stärken [73, 91, 147]. Ein anschauliches Beispiel hierfür liefert Spotify[3] mit seiner Funktion *Discover Weekly*. Diese präsentiert den Nutzenden wöchentlich neu kuratierte Lieder, wodurch rund 40 Prozent der Nutzenden mindestens fünf dieser Titel ihrer eigenen Bibliothek hinzufügen [10].

Von personalisierten Empfehlungssystemen profitieren nicht nur die Endnutzenden durch ein gezieltes und komfortables Angebot, sondern auch die Unternehmen, da dadurch die Interaktionsintensität auf der Plattform gesteigert werden kann.. Das Bereitstellen individuell passender Inhalte unterstützt zudem die strategische Ausrichtung

1 https://www.netflix.com/de/
2 https://www.amazon.de/
3 https://open.spotify.com/

der Anbietenden, da diese flexibel auf persönliche Präferenzen reagieren und gleichzeitig wirtschaftliche Ziele verfolgen können [5, 72, 138].

Fokus dieser Arbeit

Im Kontext dieser Arbeit kommt den Empfehlungssystemen eine besonders wichtige Rolle zu, da hier nicht nur umfangreiche Nutzerdaten eingesetzt werden, sondern die Systeme zudem flexibel an sich ändernde Rahmenbedingungen und Abläufe angepasst werden können. Dies eröffnet vielfältige Potenziale für die Prozessausführung, indem Nutzerpräferenzen direkt in betriebliche Prozesse integriert werden. Auf diese Weise wird eine dynamische, bedarfsorientierte Steuerung von Aufgaben und Entscheidungen möglich.

Struktur des Kapitels

Im folgenden Abschnitt werden zunächst die grundlegenden Konzepte und zentralen Begriffe vorgestellt, auf denen Empfehlungssysteme aufbauen. Anschließend wird die Bedeutung von Präferenzen und Feedback für die Personalisierung von Empfehlungen näher betrachtet, bevor verschiedene Empfehlungsmethoden – darunter kollaborative, inhaltsbasierte und wissensbasierte Methoden – erläutert werden. Diese Ausführungen bilden die Grundlage dafür, wie sich Empfehlungsdienste im späteren Verlauf mit dem Prozessmanagement verknüpfen lassen, um menschzentrierte Prozessverbesserungen zu ermöglichen.

2.2.1 *Zentrale Konzepte von Empfehlungsdiensten*

Grundlegende Konzepte

Ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von Empfehlungssystemen erfordert die Auseinandersetzung mit zentralen Elementen und Mechanismen, die sie prägen. Diese Konzepte stehen in engem Zusammenhang und ermöglichen es, Nutzenden Inhalte bereitzustellen, die auf ihre individuellen Vorlieben abgestimmt sind.

Item als Empfehlungselement

Ein wesentliches Element bildet das **Item** – das Empfehlungselement, das dem Nutzenden vorgeschlagen wird [8]. Je nach Anwendungsdomäne kann ein Item unterschiedliche Formen annehmen. So handelt es sich im E-Commerce meist um ein Produkt, bei Streamingdiensten um einen Film oder eine Serie, und bei Musikplattformen um ein Lied oder Album [73, 129].

Metadaten und Itemattribute

Die Auswahl relevanter Items hängt stark von **Metadaten** und **Itemattributen** ab – also den strukturierten Informationen und Eigenschaften, die jedes Item genauer beschreiben [8, 130]. Dazu zählen beispielsweise die Produktkategorie, bestimmte Variationsangaben (Größe, Farbe) oder eine Markenzugehörigkeit. Solche Angaben ermöglichen es, **Ähnlichkeiten** zwischen Items zu erkennen und auf dieser Basis Empfehlungen abzuleiten [8, 73]. Im E-Commerce-Kontext umfassen Itemattribute häufig zusätzliche Angaben wie besondere Kennzeichnungen oder Herstellerinformationen [138]. Bei Streamingplattformen hingegen sind Genreklassifikationen, Itemtypen (etwa Dokumentation, Thriller) oder beteiligte Künstler charakteristisch, um die Relevanz eines Films, einer Serie oder eines Liedes genauer bewerten zu können [53]. Metadaten können darüber hinaus Verkaufs- oder Abrufzahlen enthalten, die zusätzlich Einfluss auf

das Empfehlungsergebnis nehmen [23]. Durch die gezielte Kombination von Itemattributen und Metadaten entsteht ein vielschichtiges Bild des jeweiligen Items, was die Genauigkeit und die Qualität der Empfehlungen deutlich erhöhen kann [32].

Nutzerprofil

Zur Personalisierung der Empfehlungen nutzt ein Empfehlungssystem in der Regel ein **Nutzerprofil**. Darin werden Informationen über individuelle Vorlieben und bisherige Interaktionen einer Person erfasst, beispielsweise vergangene Käufe, abgegebene Bewertungen oder erfolgte Klicks [8, 129]. Im E-Commerce-Kontext umfasst ein Nutzerprofil beispielsweise Produkte, die Nutzende gekauft haben, sowie Bewertungen, die sie diesen Produkten gegeben haben [8]. Das Profil wird kontinuierlich aktualisiert, um Veränderungen in den Präferenzen der Nutzenden zu erfassen.

Kontext

Eng damit verbunden ist der **Kontext**, der die aktuelle Situation des Nutzenden umfasst und zusätzliche Faktoren berücksichtigt, die einen Einfluss auf die Relevanz von Empfehlungen haben können [6, 8]. So unterscheiden sich die berechneten Empfehlungen möglicherweise danach, ob sich eine Person im Büro oder zu Hause befindet [15]. Hier spielen Faktoren wie die Uhrzeit, der Standort oder das verwendete Endgerät eine entscheidende Rolle, da sie den Kontext beeinflussen, in dem Empfehlungen besonders nützlich oder passend sind [15, 129]. Die Berücksichtigung des Kontexts stellt jedoch auch eine Herausforderung dar. Die Dynamik der Situation kann sich schnell ändern – Nutzende wechseln möglicherweise spontan den Standort oder das Gerät, was das System in Echtzeit berücksichtigen muss. Insbesondere bei der Nutzung von Geoinformationen und persönlichen Daten gibt es zudem immer wieder datenschutzrechtliche Fragen, die beachtet werden müssen. Datenschutz ist gerade bei Kontextinformationen kritisch, da oftmals persönliche Daten wie Standort oder Präferenzen verarbeitet werden [165].

Historische Daten

In vielen Fällen erfordern Empfehlungssysteme zudem **Trainingsdaten**, um ihre Algorithmen entsprechend zu trainieren [8, 129]. Dabei greift das System auf historische Daten zurück, die Auskunft über frühere Interaktionen der Nutzenden mit verschiedenen Items geben – etwa bereits gesehene Filme, gekaufte Produkte oder angehörte Lieder [8]. Aus diesen Daten lassen sich Muster ableiten, die bei der Prognose zukünftiger Vorlieben helfen. So basiert die Fähigkeit eines Empfehlungsdienstes, passende Vorschläge zu machen, auf der Qualität und Quantität der verfügbaren Trainingsdaten [20, 61]. Je umfangreicher und qualitativ hochwertiger die verfügbaren Trainingsdaten sind, desto präzisere Empfehlungen können berechnet werden [64].

Fokus dieser Arbeit

Im Kontext dieser Arbeit werden **Aufgaben** innerhalb der Prozessausführung als **Items** betrachtet. Jeder Aufgabe können **Metadaten** und **Itemattribute** zugewiesen werden, etwa Angaben zur Bearbeitungsdauer oder zum Schwierigkeitsgrad. Darüber hinaus spielt der **Kontext** eine zentrale Rolle, wenn es um die prozessorientierte Nutzung von Empfehlungssystemen geht. Faktoren wie der Zeitpunkt der Ausführung, der Standort oder andere Umgebungsparameter entscheiden mit darüber, welche Aufgaben für eine bestimmte Person relevant sind. Diese dynamischen Informationen wer-

den in Echtzeit berücksichtigt, um Empfehlungen flexibel an veränderte Bedingungen anzupassen. Die **Trainingsdaten** leiten sich in diesem Zusammenhang größtenteils aus dem **Ereignisprotokoll** ab, in dem die tatsächliche Ausführung der Aufgaben und alle erforderlichen Informationen festgehalten werden. Auf diese Weise fügen sich sämtliche hier beschriebenen Elemente in einen zusammenhängenden Prozess ein, wodurch eine Grundlage entsteht, um Empfehlungen gezielt in die betriebliche Prozessausführung zu integrieren.

Zusammenfassung grundlegender Konzepte

Die hier beschriebenen Elemente von Empfehlungsdiensten – Items, Metadaten, Nutzerprofil, Kontext und Trainingsdaten – bilden das Fundament für die Personalisierung von Empfehlungen. Ein entscheidender Faktor sind dabei Präferenzen von Nutzenden, die durch deren Feedback erfasst werden. Im folgenden Abschnitt wird näher darauf eingegangen, wie unterschiedliche Formen von Feedback systematisch erfasst werden, um zielgerichtete Empfehlungen zu ermöglichen.

2.2.2 *Präferenzen und Feedback*

Übersicht

Um Nutzenden relevante Inhalte bereitstellen zu können, müssen Empfehlungssysteme deren Vorlieben erfassen und systematisch integrieren [5, 73, 128]. Die zugrunde liegenden **Präferenzen** umfassen Eigenschaften, Merkmale oder Themen, die eine Person tatsächlich bevorzugt – sei es eine bestimmte Produktkategorie, ein Musikgenre oder eine Filmrichtung [109, 138]. Da Präferenzen jedoch nicht unmittelbar beobachtet werden können, müssen sie aus **Feedback** abgeleitet werden, welches während der Interaktion mit dem System entsteht [105]. Während Präferenzen das *Was* definieren – also die eigentliche Vorliebe – beschreibt Feedback das *Wie* – jenen Prozess, der diese Vorliebe sichtbar und messbar macht [166].

Präferenzen - das Was

Präferenzen beschreiben die individuellen Vorlieben eines Nutzenden in Bezug auf ein Item oder eine Kategorie von Items [5, 166]. Sie bestimmen unter anderem, welche Inhalte als relevant oder passend wahrgenommen werden. Um ein klares Bild dieser Vorlieben zu erhalten, analysieren Empfehlungsdienste typische Muster im Nutzerverhalten [91, 138]. Ziel ist es nicht nur, bereits bekannte Inhalte vorzuschlagen, sondern vor allem auch neue Items zu identifizieren, die möglicherweise zum Geschmack des Nutzenden passen [97]. So kann ein Empfehlungssystem beispielsweise Filme, Musik oder Produkte empfehlen, die zwar noch unbekannt sind, aber mit hoher Wahrscheinlichkeit den Präferenzen des Nutzenden entsprechen [147]. Weil Präferenzen nicht unmittelbar sichtbar sind, greift das System auf Feedback zurück, um diese Vorlieben abzuleiten und messbar zu machen.

Feedback - das Wie

Feedback stellt das *Wie* dar, also den Prozess, über den die Präferenzen erfasst und im System abgebildet werden [66, 166]. Ohne diese Daten gibt es für das Empfehlungssystem keine Möglichkeit, die Präferenzen der Nutzenden zu erschließen und entsprechend Empfehlungen zu generieren. Damit ist Feedback das zentrale Mittel, um Präferenzen zu erfassen und aktuell zu halten. Grundsätzlich kann dabei zwischen ex-

plizitem Feedback (direkte Rückmeldungen, z. B. Bewertungen) und implizitem Feedback (abgeleitetes Verhalten, z. B. Klickverhalten) unterschieden werden. Diese beiden Kategorien werden nachfolgend näher betrachtet.

- **Explizites Feedback** Beim expliziten Feedback geben Nutzende bewusst Rückmeldungen zu einem Item. Das Spektrum reicht von kontinuierlichen Skalen (z. B. Bewertung auf einer Skala von 1 bis 10) und Sternebewertungen (intervallbasierte Skalen) bis hin zu einfachen *Gefällt mir* - Angaben (binäres Feedback) [61, 112]. Auch das gezielte Auswählen präferierter Kategorien oder Genres zählt zu dieser Form von Feedback. Explizites Feedback liefert meist sehr präzise Informationen, da es die bewusste Meinung der Nutzenden widerspiegelt [74]. Allerdings steht es meist nur begrenzt zur Verfügung, da hierfür eine aktive Beteiligung der Nutzenden erforderlich ist [75]. In dieser Arbeit werden vor allem Bewertungen in Form von Skalen betrachtet, da sie in vielen Systemen als etablierte und standardisierte Form der Rückmeldung verbreitet sind und eine präzise Datengrundlage bieten [61, 112].

- **Implizites Feedback** Im Gegensatz dazu wird implizites Feedback *indirekt* aus dem Nutzerverhalten abgeleitet (z. B. Klicks, Käufe, Verweildauer) [105]. Dadurch entsteht eine Fülle an Daten, ohne dass Nutzende aktiv etwas bewerten müssen. Diese Form von Feedback ist leichter zu erfassen und in der Regel umfangreicher verfügbar, da kein aktives Zutun der Nutzenden erforderlich ist [105, 147]. Allerdings ist sie mit einer gewissen Unsicherheit verbunden, da nicht jeder Kauf einer tatsächlichen Vorliebe entsprechen muss [77]. Dennoch liefern implizite Daten ein kontinuierliches Bild des Nutzerverhaltens, das häufig umfangreicher vorliegt als explizites Feedback.

Vor- und Nachteile der Feedbackarten

Beide Feedbackarten haben spezifische Stärken und Schwächen. **Explizites Feedback** zeichnet sich durch eine hohe Genauigkeit aus, da die persönliche Meinung der Nutzenden direkt wiedergegeben wird [50]. Allerdings ist es meist eingeschränkt verfügbar, weil eine aktive Beteiligung erforderlich ist und sich nicht alle Personen die Zeit für eine Bewertung nehmen [166]. **Implizites Feedback** hingegen ist oft in großem Umfang vorhanden, da es aus dem normalen Nutzungsverhalten abgeleitet wird [105, 147]. Allerdings besteht die Gefahr von Fehlinterpretationen. So können Zufallsklicks, Routinekäufe oder andere äußere Faktoren ein verzerrtes Bild der tatsächlichen Vorlieben vermitteln [163]. Moderne Empfehlungssysteme kombinieren meist beide Methoden, um potenzielle Schwächen der jeweiligen Verfahren zu kompensieren und ein möglichst vollständiges Bild der Nutzerpräferenzen zu gewinnen [48, 156]. Implizite Daten füllen dabei Lücken bei explizitem Feedback, während explizite Rückmeldungen Unsicherheiten bei impliziten Informationen reduzieren [48, 147]. So lassen sich die Vorteile beider Ansätze verbinden, um eine fundierte Basis für präzise und dynamische Empfehlungen zu schaffen.

Fokus dieser Arbeit

Im Kontext dieser Arbeit wird untersucht, wie Feedback während der Prozessausführung strukturiert erhoben und in Empfehlungssystemen berücksichtigt werden kann. Dabei liegt der Fokus insbesondere auf explizitem Feedback, das bislang im Kontext der Prozessausführung wenig berücksichtigt wird, aber wertvolle Informationen über die Präferenzen der Beteiligten liefern kann. Durch die Integration expliziter Feedbackformen an geeigneten Stellen der Prozessausführung sollen gezielt Informationen gewonnen werden, um zukünftige Handlungsempfehlungen stärker an den tatsächlichen Bedürfnissen und Vorlieben der Mitarbeitenden auszurichten. Darüber hinaus lassen sich ergänzend implizite Daten – wie Bearbeitungsdauer oder wiederkehrende Interaktionen – heranziehen. Ziel ist es, mithilfe dieser kombinierten Daten ein möglichst umfassendes Abbild der Präferenzen der Nutzenden zu gewinnen und die Qualität der Empfehlungen langfristig zu verbessern.

Nach der Betrachtung der grundlegenden Zusammenhänge zwischen Präferenzen und Feedback wird im nächsten Abschnitt gezeigt, welche Verfahren und Algorithmen auf diesen Daten aufsetzen, um konkrete Empfehlungen zu berechnen. Dadurch wird deutlich, wie Feedbackdaten in Echtzeit in die Berechnungsmodelle einfließen und wie die Daten und Präferenzen miteinander verknüpft werden, um personalisierte Empfehlungen zu berechnen.

2.2.3 *Methoden von Empfehlungsdiensten*

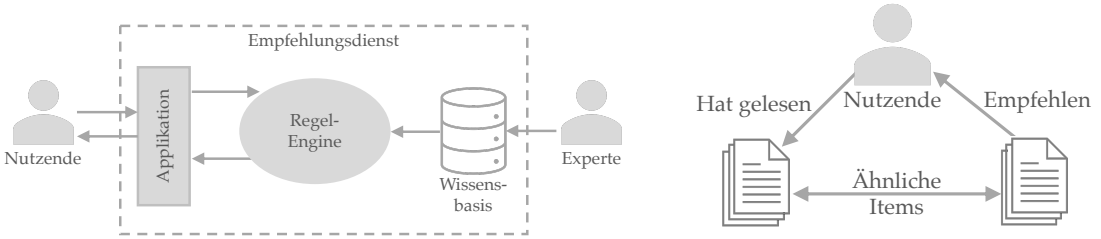
Übersicht

Empfehlungssysteme nutzen unterschiedliche Methoden, um aus vorhandenen Daten personalisierte Empfehlungen zu erstellen [8, 22]. Je nach Anwendungsbereich und Datenbasis kann dabei jeweils eine andere Methode von Vorteil sein. Jede Methode besitzt spezifische Stärken, weist jedoch gleichzeitig Einschränkungen auf, deren Gewichtung stark vom jeweiligen Kontext abhängt [5, 73]. In der Literatur gelten insbesondere vier grundlegende Methoden – **wissensbasierte**, **inhaltsbasierte**, **kollaborative** und **hybride** Empfehlungsdienste – als Leitmodelle [32, 128].

Kaltstartproblem

Eine besondere Herausforderung bei Empfehlungsdiensten ist das sogenannte **Kaltstartproblem**. Dieses beschreibt die Herausforderung, Empfehlungen zu generieren, wenn über neue Items oder neue Nutzende nur wenige oder keine Daten vorliegen [89, 140]. Wissensbasierte Ansätze umgehen dieses Problem weitgehend, da sie auf explizit formulierte Kriterien und Merkmale zurückgreifen. Inhaltsbasierte und kollaborative Verfahren hingegen benötigen in der Regel ausreichendes Feedback, um präzise Empfehlungen abzuleiten [8].

Im Folgenden werden diese Methoden detailliert vorgestellt, einander gegenübergestellt und ihre jeweiligen Vor- und Nachteile erläutert. Dabei wird auch auf die benötigten Ein- und Ausgabedaten sowie die gängigen Einsatzmöglichkeiten eingegangen.



(a) Wissensbasierter Empfehlungsdienst.

(b) Inhaltsbasierter Empfehlungsdienst.

Abbildung 4: Schematische Darstellung wissensbasierter und inhaltsbasierter Empfehlungsdienste.

Wissensbasierte Empfehlungsdienste

WISSENSBASIERTE EMPFEHLUNGSDIENSTE Abbildung 4a zeigt schematisch den Aufbau eines **wissensbasierten Empfehlungssystems**, das stark an das Konzept klassischer Expertensysteme angelehnt ist [31, 99]. In diesem Ansatz interagiert ein fachfremder Nutzender über eine grafische Oberfläche mit dem System und gibt hierbei seine Anforderungen und Wünsche ein – beispielsweise das gesuchte Preislimit, bestimmte Autoren oder sonstige Kriterien. Diese expliziten Eingaben repräsentieren die Präferenzen, auf deren Grundlage eine Empfehlung generiert wird [73].

Die zentrale Wissensbasis enthält domänenspezifisches Fachwissen, etwa in Form von Regeln und Eigenschaften zu den verfügbaren Items [8, 31]. Der Empfehlungsdienst gleicht die Eingaben der Nutzenden mit dem hinterlegten Wissen ab und ermittelt jene Items, die den vordefinierten Anforderungen am besten entsprechen [130]. Benötigt werden bei dieser Methodik vor allem Itemattribute, Metadaten sowie explizite Vorgaben der Nutzenden. Historische Nutzungsdaten sind hingegen nicht erforderlich.

Das Ergebnis des Empfehlungsdienstes ist meist eine Liste oder ein konkreter Vorschlag, der passend zu den geforderten Merkmalen ausgewählt wird [31, 73]. Ein typisches Beispiel findet sich in Hotel- oder Reiseportalen, bei denen Unterkunftskriterien (Lage, Ausstattung) angegeben werden und der Empfehlungsdienst daraufhin passende Angebote herausfiltert [34, 136]. Dadurch dass der Empfehlungsdienst nicht auf vorhandene Nutzungsdaten angewiesen ist, tritt kein Kaltstartproblem auf. Die Genauigkeit der Empfehlungen hängt jedoch wesentlich von der Qualität der Wissensbasis und von den formulierten Anforderungen ab [31, 89]. Auf diese Weise lassen sich Empfehlungen ohne umfangreiche historische Daten erzeugen, indem die explizit geäußerten Präferenzen mit dem hinterlegten Fachwissen verknüpft werden.

Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste

INHALTSBASIERTE EMPFEHLUNGSDIENSTE Abbildung 4b zeigt schematisch das Prinzip eines **inhaltsbasierten Empfehlungsdienstes**. Im Gegensatz zum wissensbasierten Ansatz, der explizite Kriterien der Nutzenden verwendet, basiert das inhalts-

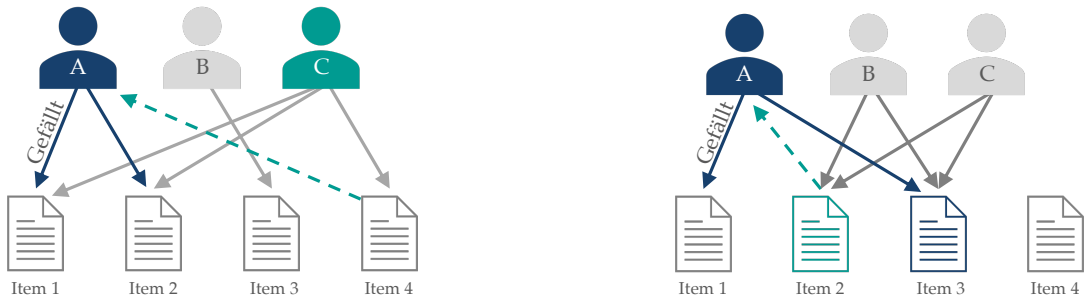
basierte Verfahren sowohl auf Itemattributen als auch auf dem individuellen Feedback des Nutzenden [8, 93, 109]. Nutzende bewerten bestimmte Items, etwa durch Sternebewertungen (**explizites Feedback**) oder häufiges Konsumieren (**implizites Feedback**), und der Empfehlungsdienst ermittelt daraufhin die Merkmale dieser positiv bewerteten Inhalte – beispielsweise Genre, Schlagwörter oder Erscheinungsjahr. Anhand dieser Merkmale werden weitere Items in der Datenbasis gesucht, deren Eigenschaften eine **hohe Ähnlichkeit** aufweisen [8, 93].

Da inhaltsbasierte Methoden eine aussagekräftige Beschreibung der Items erfordern, spielen **Itemattribute** (z. B. Genre, Erscheinungsjahr) und zugehörige Metadaten eine zentrale Rolle [8]. Das **Feedback** vom aktuellen Nutzenden dient dazu, herauszufiltern, welche Merkmale besonders positiv bewertet werden. Auf dieser Grundlage liefert das System eine Liste **ähnlicher Items**, die diese Merkmale ebenfalls aufweisen [8]. Dadurch entsteht eine personalisierte Vorschlagsliste, die sich stark am bisherigen Nutzungsverhalten orientiert [109].

Beispiel: Musikplattform

Wenn ein Nutzender auf einer Musikplattform beispielsweise überwiegend Rocksongs aus den 80er Jahren hört, erkennt der Empfehlungsdienst anhand passender Merkmale (Genre, Epoche) die bevorzugte Stilrichtung. Anschließend empfiehlt er weitere Lieder, die ebenfalls als *Rock* klassifiziert sind und aus demselben Zeitraum stammen. Da dabei primär die Merkmale der Items und das Feedback *eines* Nutzenden genutzt werden, ist kein kollektiver Datenbestand erforderlich.

Dieses Verfahren neigt zu *mehr vom Gleichen*, da es vorwiegend bekannte Merkmalskombinationen berücksichtigt und damit die Vielfalt der Vorschläge einschränken kann [93, 148]. Außerdem hängt die Genauigkeit der Empfehlungen maßgeblich von der Detailtiefe und Richtigkeit der Itemattribute ab [8, 109]. Dennoch ist das inhaltsbasierte Vorgehen ideal, um frühzeitig persönliche Vorlieben aus wenigen Bewertungen zu erkennen – anders als kollaborative Methoden, die häufig auf Rückmeldungen vieler Personen angewiesen sind [5].



(a) Nutzerbasierter Ansatz.

(b) Itembasierter Ansatz.

Abbildung 5: Schematische Darstellung kollaborativer Empfehlungsdienste.

Kollaborative Empfehlungsdienste

KOLLABORATIVE EMPFEHLUNGSDIENSTE **Kollaborative Empfehlungsdienste** basieren überwiegend auf den **expliziten** und **impliziten Feedbackdaten** der Nutzenden – sei es in Form von Bewertungen, Käufen oder Klicks [103]. Anders als wissensbasierte oder inhaltsbasierte Empfehlungsdienste legen sie keinen direkten Fokus auf die Merkmale der Items oder explizite Kriterien, sondern betrachten die Gemeinsamkeiten im Nutzerverhalten. Dabei erhalten Nutzende Empfehlungen für Items, die andere Personen mit ähnlichen Vorlieben gefallen haben – auch wenn über die spezifischen Merkmale der Items wenig bekannt ist [8, 137]. Die Grundidee hinter dieser Methode ist, dass Nutzende, die in der Vergangenheit ähnliche Items bevorzugt haben, wahrscheinlich in Zukunft ähnliche Vorlieben zeigen [8, 66].

Nutzerbasierte kollaborative Empfehlungsdienste

Abbildung 5a illustriert das Konzept nutzerbasierter kollaborativer Empfehlungsdienste. Hierbei analysiert der Empfehlungsdienst die **Ähnlichkeit zwischen Nutzenden** [127]. Ziel ist es, für einen betrachteten Nutzenden (hier: *Nutzer A*) relevante Empfehlungen abzuleiten. *Nutzer A* hat in der Abbildung bereits zwei Items positiv bewertet. Nun analysiert der Empfehlungsdienst, welche anderen Nutzenden (hier: B und C) ähnliche Präferenzen aufweisen. Da *Nutzerin C* ähnlich Items wie *Nutzer A* bevorzugt, empfiehlt der Dienst *Nutzer A Item 4*. Dieses hat *Nutzerin C* ebenfalls positiv bewertet und ist *Nutzer A* bisher noch unbekannt. Benötigt werden **Feedbackdaten** aller Nutzenden, aus denen sich Gruppen oder Cluster von Personen ableiten lassen, deren Vorlieben stark übereinstimmen [22, 65].

Itembasierte kollaborative Empfehlungsdienste

Wie in Abbildung 5b dargestellt, liegt beim itembasierten Ansatz der Schwerpunkt auf der Ermittlung von **Ähnlichkeit zwischen Items** [91, 137]. Es wird untersucht, welche Items – basierend auf vergleichbaren Bewertungsmustern – als ähnlich gelten [42]. Betrachtet wird wiederum *Nutzer A*, der hier zwei Items positiv bewertet hat. Der Empfehlungsdienst analysiert nun, welche anderen Items von mehreren Nutzenden ähnlich bewertet wurden. In diesem Beispiel stellt der Dienst fest, dass viele Nutzende, die das von *Nutzer A* präferierte *Item 3* mögen, auch *Item 2* positiv bewertet haben. Dieses Item wird *Nutzer A* nun empfohlen, da anzunehmen ist, dass es seinen Präferenzen ebenfalls entspricht. Voraussetzung hierfür sind ausreichende **Feedbackdaten** aller Nutzenden, um aussagekräftige Zusammenhänge zwischen einzelnen Items ableiten zu können [8].

Vor- und Nachteile

Da kollaborative Verfahren nahezu ausschließlich das Verhalten der Nutzenden auswerten, sind sie unabhängig von ausführlichen Informationen zu den Items [42, 137]. Dies ist ein Vorteil in Umgebungen, in denen die Merkmale der Items unvollständig oder schwer zu erheben sind. Dennoch ergeben sich dabei zwei für Empfehlungssysteme typische Herausforderungen. Besonders relevant sind hierbei das **Kaltstartproblem** und die Frage der **Skalierung** [91, 140]. Beim Kaltstartproblem liegen für neue Items oder neue Nutzende nur wenige oder keine Bewertungen vor, was das Erstellen präziser Empfehlungen erschwert. In sehr großen Systemen kann zudem die Skalierung zu einem hohen Rechenaufwand führen, da umfangreiche Ähnlichkeitsbezie-

hungen berechnet werden müssen. Dennoch erweisen sich kollaborative Empfehlungsdienste als besonders leistungsstarker Ansatz in Plattformen mit umfangreichen Nutzerinteraktionen, da sie das kollektive Feedback vieler Personen nutzen, um selbst bei eingeschränkten Informationen über Items präzise Empfehlungen zu erzeugen [66].

Hybride Empfehlungsdienste

HYBRIDE EMPFEHLUNGSDIENSTE **Hybride Empfehlungsdienste** kombinieren zwei oder mehr der zuvor vorgestellten Methoden mit dem Ziel, deren Schwächen zu kompensieren und zugleich die jeweiligen Stärken auszuschöpfen [32]. Dabei existieren unterschiedliche Strategien, um mehrere Verfahren in ein gemeinsames Ergebnis einfließen zu lassen, insbesondere die **gewichtete Kombination**, die **Umschaltstrategie** und die **kaskadierende Kombination**, die nachfolgend näher erläutert werden.

Gewichtete Kombination

Bei der **gewichteten Kombination** berechnet jede im hybriden Empfehlungsdienst eingesetzte Methode – beispielsweise kollaborative und inhaltsbasierte – zunächst einen eigenen Empfehlungsscore für jedes Item. Diese Scores werden anschließend mithilfe festgelegter Gewichte zu einem Endwert zusammengefasst [32]. Ein Item, welches beispielsweise sowohl mit der kollaborativen Methode als auch mit der inhaltsbasierten Methode positiv bewertet wird, kann so eine höhere Gesamtbewertung erhalten. Die Gewichtung kann entweder fest oder dynamisch (z. B. abhängig von der Datenlage) erfolgen.

Umschaltstrategie

Bei der **Umschaltstrategie** werden, statt Methoden zu mischen, die Empfehlungsmethoden situationsabhängig ausgewählt. Der hybride Empfehlungsdienst entscheidet also je Datenlage oder Zielsetzung, welche Methode angewendet wird [8, 32]. So kann beispielsweise bei neuen Items ohne historische Daten zunächst ein wissensbasiertes Verfahren gewählt werden, während bei oft bewerteten Items ein kollaboratives Verfahren verwendet wird. Auf diese Weise lässt sich je nach Kontext die bestmögliche Methode heranziehen [5].

Kaskadierende Kombination

Bei der **kaskadierenden Kombination** filtert ein erster Empfehlungsalgorithmus zunächst die Gesamtmenge der Items, bevor ein zweiter Algorithmus die Vorauswahl weiter verfeinert [32]. Beispielsweise kann ein wissensbasiertes Verfahren die anfängliche Reduktion übernehmen und anschließend ein kollaborativer Empfehlungsdienst die verbleibenden Items sortieren. Dadurch wird sichergestellt, dass Items bereits bestimmte Anforderungen erfüllen, bevor sie in die weitere Auswahl kommen [32].

Hybride Ansätze erlauben somit eine flexible Kombination aus verschiedenen Verfahren, sodass die Vorteile mehrerer Methoden genutzt werden können. Allerdings führt das Zusammenwirken oftmals zu einer höheren Komplexität, da mehrere Algorithmen orchestriert werden müssen [32]. Fragen, wie die Festlegung der Gewichte, die Umschaltbedingungen oder die Kaskadierungskriterien, sind in der Praxis oftmals kritisch und bedürfen gründlicher Abstimmung. Dennoch können hybride Empfehlungsdienste eine deutlich bessere Empfehlungsgüte erzielen [8, 32].

Vergleich der Empfehlungsmethoden

ÜBERSICHT ÜBER DIE EMPFEHLUNGSMETHODEN Eine kompakte Übersicht der unterschiedlichen Empfehlungsmethoden bietet Tabelle 1. Dabei werden die vier in dieser Arbeit betrachteten Methoden einander gegenübergestellt und hinsichtlich ihrer **Eingabedaten**, **Ausgabedaten** und **Herausforderungen** charakterisiert. Aus den Markierungen wird ersichtlich, ob eine bestimmte Eigenschaft oder Herausforderung in ausgeprägter Form (●), gar nicht (○) oder nur teilweise zutrifft (◐).

Tabelle 1: Übersicht über Empfehlungsmethoden.

		Wissensbasiert	Inhaltsbasiert	Kollaborativ	Hybrid
Eingabe	Item-Merkmale	●	●	○	◐
	Feedback (individuell)	○	●	●	●
	Feedback (kollektiv)	○	○	●	◐
	Explizite Nutzerkriterien	●	○	○	◐
Ergebnis	Gefilterte Liste	●	○	○	◐
	Sortierte Liste (nach Ähnlichkeit)	○	●	●	◐
	Relevanz der Items	○	●	●	◐
Herausforderungen	Kaltstartproblem	○	●	●	●
	Expertenwissen notwendig	●	●	○	◐
	Geringe Personalisierung	●	◐	○	○
	Serendipität	●	○	○	○
	Skalierbarkeit	○	○	●	◐
	Komplexität	○	◐	◐	●

Die in Tabelle 1 aufgeführten Merkmale und Herausforderungen werden in den vorhergehenden Abschnitten bereits aufgeführt. Unter **Eingabe** wird dargestellte, welche Daten die jeweiligen Methoden für ihre Berechnungen benötigen. Dazu zählen Item-Merkmale (Attribute der Items), individuelles oder kollektives Feedback der Nutzenden sowie explizite Nutzerkriterien. Der Bereich **Ergebnis** gibt an, in welcher Form die Empfehlungen ausgegeben werden – beispielsweise als gefilterte oder sortierte Liste. Die Kategorie **Herausforderungen** greift typische Probleme auf, die sich bei der Anwendung der jeweiligen Methode ergeben können, etwa das Kaltstartproblem, notwendiges Expertenwissen oder die Frage nach der Skalierbarkeit. Die Tabelle dient somit als kompakte Zusammenfassung zur besseren Orientierung.

Insgesamt verdeutlicht die Tabelle, dass jede Methode je nach Datenlage und Anwendungsfall ihre eigenen Stärken (etwa Unabhängigkeit von großen Feedbackmengen oder hohe Personalisierung) und Schwächen (z. B. Kaltstartproblem, fehlende Vielfalt) mit sich bringt. Entsprechend kann die Wahl der geeigneten Methode (oder einer

Kombination) entscheidend für die Qualität der Empfehlungen sein. So eignen sich wissensbasierte Methoden besonders bei klaren Anforderungen und spärlichen historischen Daten, während kollaborative Ansätze stark von kollektivem Feedback profitieren, aber auch die meisten Interaktionsdaten benötigen. Inhaltsbasierte Empfehlungen punkten durch die unkomplizierte Personalisierung ohne fremde Nutzerdaten, können aber die Serendipität einschränken, da sie vornehmlich bekannte Items vorschlagen. Hybride Ansätze können mehrere Strategien verbinden, erfordern jedoch eine sorgfältige Abstimmung, um die Vorteile optimal auszuschöpfen.

Fokus dieser Arbeit

Im Rahmen dieser Arbeit wird untersucht, welche Daten aus dem Prozessmanagement für die unterschiedlichen Empfehlungsarten herangezogen werden können und wie sich die jeweiligen Methoden in die Prozessausführung integrieren lassen. Besonderer Wert wird hierbei darauf gelegt, dass alle für die Empfehlungsberechnung relevanten Informationen – sowohl Prozessdaten als auch Feedback der Nutzenden – in einer integrierten Form zur Verfügung stehen. Einzelne Aufgaben werden dabei als Items betrachtet und können über explizite Vorgaben (wissensbasiert), individuelles Feedback (inhaltsbasiert) oder kollektive Rückmeldungen der Mitarbeitenden (kollaborativ) bewertet werden. Ziel ist es, mithilfe dieser drei Kernverfahren eine Basis zu schaffen, auf der zukünftige Erweiterungen (z. B. hybride Ansätze) möglich sind. So kann zum Beispiel bei wissensbasierten Verfahren auf vorhandene Prozessinformationen zurückgegriffen werden, während inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungen den individuellen oder gemeinsamen Feedbackdaten folgen. Auf diese Weise entsteht eine fundierte Grundlage, um verschiedene Empfehlungsstrategien in eine nutzerzentrierte Prozessausführung zu integrieren und an die Bedürfnisse der Nutzenden anzupassen.

Nachdem in diesem Abschnitt die verschiedenen Methoden von Empfehlungsdiensten vorgestellt wurden, wird im folgenden Unterkapitel ein konkreter Beispielprozess in BPMN eingeführt. Dieser Prozess dient als durchgängige Fallstudie, um die im weiteren Verlauf der Arbeit entwickelten Konzepte anschaulich zu illustrieren.

2.3 BEISPIEL

Einführung in das Beispiel

Ein vereinfachtes Beispiel aus dem PRIME-Projekt, das bereits in [117] skizziert wird, dient in dieser Arbeit als durchgängige Fallstudie, um Konzepte und Methoden aus der Prozessausführung in Verbindung mit Empfehlungsdiensten praxisnah zu illustrieren. In enger Zusammenarbeit mit einem Anwendungspartner des Projekts wurden dazu mehrere Workshops und strukturierte Interviews durchgeführt – angelehnt an die Methoden von Dumas et al. [45] und Becker et al. [18]. Dabei wurden gemeinsam mit den Prozessbeteiligten die zentralen Anforderungen und Abläufe des Prozesses ermittelt. Diese methodische Vorgehensweise ermöglicht es, die Prozessschritte klar zu definieren und mit den notwendigen Daten und Ressourcen zu verknüpfen. Das re-

sultierende Prozessmodell bildet einen zentralen Anwendungsfall ab, anhand dessen die entwickelten Konzepte im Verlauf der Arbeit demonstriert werden.

Modellierung mit BPMN 2.0

Der Prozess wird mit *BPMN 2.0* (Business Process Model and Notation)[4] modelliert. BPMN 2.0 gilt als weit verbreiteter Standard in Wissenschaft und Praxis und ermöglicht eine verständliche Abbildung von Prozessen [45, 104]. Die wesentlichen BPMN-Elemente umfassen insbesondere folgende Kategorien [104]:

- **Startevent**: Markiert den Beginn eines Prozesses oder Teilprozesses (*verhaltensorientierte Perspektive*).
- **Endevent**: Beendet den Prozess oder Teilprozess, wenn alle relevanten Aktivitäten durchlaufen wurden (*verhaltensorientierte Perspektive*).
- **Aktivitäten**: Repräsentieren Arbeitsschritte, die ausgeführt werden müssen (*funktionale Perspektive*).
- **Pfeile (Sequence Flows)**: Zeigen logische Abhängigkeiten bzw. Reihenfolge an (*verhaltensorientierte Perspektive*).
- **Gateways**: Veranschaulichen Entscheidungen oder parallele Abläufe (*verhaltensorientierte Perspektive*).
- **Datenobjekte**: Symbolisieren benötigte oder erzeugte Informationen (*datenorientierte Perspektive*).
- **Pools / Swimlanes**: Visualisieren, wer für die jeweilige Aktivität zuständig ist (*organisatorische Perspektive*).
- **Systeme**: Symbolisieren technische Systeme, IT-Plattformen oder andere unterstützende Ressourcen zur Prozessausführung (*operationale Perspektive*).

BPMN 2.0 bietet eine Repräsentation von Prozessen, bei der sowohl fachliche als auch technische Aspekte berücksichtigt werden können. Die explizite Differenzierung der Perspektiven erleichtert die Analyse des Prozesses sowie die spätere Erweiterung durch Empfehlungsdienste.

Veranstaltungsplanung

Abbildung 6 zeigt den exemplarischen Prozess einer Veranstaltungsplanung. Zu Beginn steht eine *Zielgruppenanalyse*, bei der ermittelt wird, welche Personengruppen an der Veranstaltung teilnehmen sollen und wie viele Teilnehmende erwartet werden. Auf dieser Grundlage lassen sich die Anforderungen an Größe, Ort und Art der Veranstaltung präzisieren. Anschließend wird das *Budget geplant* und ein übergreifendes *Konzept erstellt*. Diese Schritte generieren Daten – etwa den Kostenrahmen oder

4 BPMN 2.0 ist gemäß ISO/IEC 19510:2013 ein international standardisiertes Format [69].

inhaltliche Ziele der Veranstaltung –, welche in nachfolgenden Prozessschritten weiter verwendet werden können. Nach der Wahl des Veranstaltungsorts folgen parallel vier Schritte, welche organisatorischer Natur sind. Anschließend wird die Veranstaltung vorbereitet und durchgeführt. Nachdem alle zentralen Aktivitäten durchgeführt und die Veranstaltung abgeschlossen wurde, endet der Prozess mit der *Erstellung eines Abschlussberichts*, der wesentliche Erkenntnisse festhält und zukünftige Verbesserungsmöglichkeiten dokumentiert.

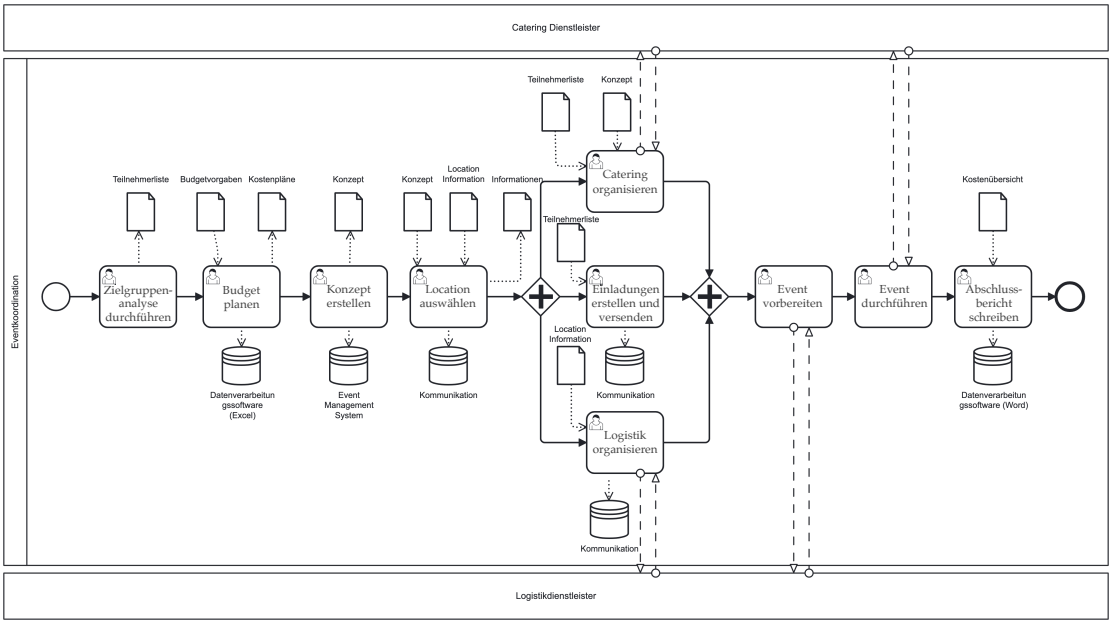


Abbildung 6: Beispielprozess: Veranstaltungsplanung.

Fokus dieser Arbeit

Der dargestellte Prozess veranschaulicht einen vereinfachten, aber dennoch umfassenden Veranstaltungsablauf von der ersten Planung bis zur Durchführung und Nachbereitung. In dieser Arbeit dient der Prozess als durchgängige Fallstudie, an der die Konzepte und Ansätze rund um Empfehlungssysteme in der Prozessausführung praxisnah illustriert werden. Anhand dieses Prozessmodells lässt sich im weiteren Verlauf der Arbeit zeigen, wie die Einbettung von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung konkret aussehen kann, sodass der Nutzen für alle Prozessbeteiligten nachvollziehbar wird.

2.4 REFLEXION UND AUSBLICK

Erkenntnisse

Ziel des Kapitels ist es, notwendige Voraussetzungen für den effektiven Einsatz von Empfehlungssystemen im Prozessmanagement herauszuarbeiten. Dazu erfolgt zunächst eine systematische Gegenüberstellung der verfügbaren Prozessdaten und der spezifischen Anforderungen unterschiedlicher Empfehlungsmethoden. Dabei zeigen

sich zentrale Herausforderungen, insbesondere das Kaltstartproblem und die Abhängigkeit von einer ausreichenden Datenqualität, als kritische Faktoren für die praktische Umsetzung. Zudem wird deutlich, dass eine sinnvolle Integration der Empfehlungsmethoden in die Prozessausführung nur gelingt, wenn Prozessinformationen und Feedbackdaten der Nutzenden systematisch miteinander verknüpft werden.

Aktueller Stand und offene Fragen

Auf Grundlage der erarbeiteten Erkenntnisse besteht nun Klarheit über grundsätzlich nutzbare Datenquellen und mögliche methodische Ansätze. Weiterhin bleibt jedoch offen, wie eine Integration von Empfehlungssystemen konzeptuell ausgestaltet und in der Praxis umgesetzt werden kann. Ebenso sind die spezifischen Rahmenbedingungen sowie relevante Forschungslücken genauer zu ermitteln und zu präzisieren.

Weiteres Vorgehen

Zur Klärung der offenen Fragestellungen und zur Einordnung in den wissenschaftlichen Kontext wird im folgenden Kapitel 3 eine systematische Literaturanalyse durchgeführt. Ziel der Analyse ist eine umfassende Darstellung des Forschungsstands bezüglich des Einsatzes von Empfehlungssystemen im Prozessmanagement sowie die Identifikation erfolgreicher Ansätze und bestehender Forschungslücken. Die Ergebnisse bilden die Grundlage für die anschließende Entwicklung eines konzeptionellen Rahmenwerks, das verschiedene Empfehlungsstrategien integriert und gezielt die identifizierten Forschungsbedarfe adressiert.

Teil II

LÖSUNGSKONZEPTION

3

VERWANDTE ARBEITEN

Einführung in die Literaturanalyse

In diesem Kapitel wird der aktuelle Stand der Forschung zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement untersucht. Die hier vorgestellte Literaturanalyse wurde bereits im Rahmen dieser Arbeit in [115] publiziert. Ausgangspunkt für die Auswahl und Auswertung relevanter Literatur bildet dabei die zentrale Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit – wie Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung erfasst, analysiert und systematisch in betriebliche Abläufe integriert werden können. Ziel ist es, einen umfassenden Überblick über existierende Ansätze und Methoden zu gewinnen und gleichzeitig Forschungslücken zu identifizieren, die im weiteren Verlauf der Arbeit adressiert werden sollen.

PRISMA als methodische Grundlage

Grundlage für die Untersuchung des aktuellen Stands der Forschung ist eine systematische Literaturanalyse, die auf der *PRISMA-Methode* basiert [107]. Diese Methodik wurde ursprünglich für das medizinische Umfeld entwickelt und ist dort weit verbreitet, hat sich jedoch auch in anderen Disziplinen als effektiv erwiesen, um Publikationen transparent zu identifizieren und zu bewerten [79]. Im Gegensatz zu narrativen oder rein überblicksartigen Reviews bietet PRISMA eine transparente und nachvollziehbare Struktur, die den gesamten Auswahl- und Bewertungsprozess detailliert abbildet. Damit können relevante Publikationen über Empfehlungssysteme im Prozessmanagement möglichst umfassend und nachvollziehbar identifiziert werden, wodurch sich aus den Ergebnissen präzise Forschungslücken ableiten lassen [157]. PRISMA ist daher besonders geeignet, um eine solide Grundlage für die weitere Forschungsarbeit zu schaffen. Nicht zuletzt stellt die Anwendung von PRISMA mit der Problemidentifikation den ersten Schritt im DSR-Prozess der vorliegenden Arbeit dar.

Ansätze zur Integration von Empfehlungsdiensten

Eine zentrale Motivation für die Durchführung der Literaturanalyse liegt darin, bestehende Konzepte und Ansätze hinsichtlich ihrer Ziele, der eingesetzten Methoden und der genutzten Daten zu untersuchen. In der Forschung existieren bereits verschiedene Arbeiten, die Empfehlungsdienste in einzelne Phasen des Prozessmanagements integrieren, darunter beispielsweise Ansätze zur Prozessmodellierung oder zur kontinuierlichen Verbesserung von Abläufen [82, 149]. Allerdings beschränken sich diese Arbeiten häufig auf spezifische Anwendungsfälle, beispielsweise auf den Einsatz kollaborativer Empfehlungsdienste zur Auswahl von Best-Practice-Prozessmodellen, oder behandeln die Erfassung und Nutzung individueller Präferenzen während der Prozessausführung nur oberflächlich [41]. In einigen Publikationen findet sich zudem eine Integration von Empfehlungsdiensten in frühe Phasen der Prozessgestaltung [47, 82]. Daraus lässt sich ableiten, dass zwar ein grundlegendes Verständnis für den Nutzen

von Empfehlungsdiensten im Prozessmanagement vorhanden ist, jedoch die gezielte Berücksichtigung individueller Präferenzen bisher weitgehend vernachlässigt wird.

Zentrale Fragestellungen der Literaturanalyse

Die vorliegende Literaturanalyse baut auf der zentralen Forschungsfrage dieser Arbeit (Kapitel 1.2) auf, wie Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung systematisch erfasst, analysiert und in betriebliche Abläufe integriert werden können. Um diese übergeordnete Fragestellung fundiert beantworten zu können, ist es zunächst erforderlich, bestehende Arbeiten detailliert zu untersuchen. Von besonderer Bedeutung ist dabei, welche konkreten **Ziele** bisher verfolgte Ansätze bei der Integration von Empfehlungssystemen in das Prozessmanagement adressieren. Diese Untersuchung ermöglicht es zu ermitteln, inwieweit die existierenden Lösungen bereits auf die Berücksichtigung individueller Präferenzen in der operativen Prozessausführung abzielen. Des Weiteren ist relevant, welche konkreten **Daten** für die Berechnung der Empfehlungen verwendet werden, da hieraus Rückschlüsse gezogen werden können, ob und wie Prozessdaten überhaupt geeignet sind, personalisierte Empfehlungen zu unterstützen. Schließlich ist auch von Interesse, welche spezifischen **Empfehlungsmethoden** bislang Anwendung finden, da diese die Möglichkeiten und Grenzen der Integration von Nutzerpräferenzen wesentlich bestimmen. Durch diese gezielte Untersuchung wird deutlich, ob und in welchem Umfang aktuelle Ansätze zur Empfehlungserstellung bereits geeignet sind, individuelle Präferenzen systematisch einzubinden, und wo noch weiterer Forschungsbedarf besteht. Daraus ergeben sich folgende abgeleitete Forschungsfragen für die Literaturanalyse:

Fragestellung Literaturanalyse

- RQ_1 Welche **Ziele** verfolgen existierende Ansätze, die Empfehlungsdienste in das Prozessmanagement einbinden?
- RQ_2 Welche **Daten**, die im Prozessmanagement anfallen, werden für die Berechnung von Empfehlungen herangezogen?
- RQ_3 Welche **Empfehlungsmethoden** werden in den Ansätzen verwendet?

Struktur des Kapitels

Im weiteren Verlauf des Kapitels wird zunächst die PRISMA-Methode erläutert. Dabei wird der grundsätzliche Aufbau dargelegt. Anschließend wird beschrieben, wie die Methode konkret angewandt wurde, um einschlägige Publikationen aus wissenschaftlichen Datenbanken zu identifizieren, zu selektieren und in strukturierter Form auszuwerten. Abschließend folgt eine detaillierte Analyse der Ergebnisse, in deren Zentrum die Frage steht, inwiefern bestehende Arbeiten bereits die dynamische Einbindung von Präferenzen in die Prozessausführung adressieren oder ob noch Forschungslücken

bestehen. Auf diese Weise lässt sich gezielt beleuchten, welche Anforderungen an ein umfassendes Gesamtkonzept zur Erfassung, Analyse und Integration von Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung ableitbar sind.

3.1 PRISMA-METHODE ZUR SYSTEMATISCHEN LITERATURANALYSE

Einführung in PRISMA

Die PRISMA-Methode gilt als bewährtes Verfahren, um systematische Reviews und Metaanalysen strukturiert durchzuführen [107]. Sie ermöglicht es, alle relevanten Publikationen zu einem bestimmten Forschungsthema nach klaren Kriterien zu identifizieren, zu filtern und schließlich auszuwerten. Durch ihre transparente Vorgehensweise minimiert PRISMA das Risiko von Verzerrungen und stellt sicher, dass die Ergebnisse reproduzierbar sind. Vor dem eigentlichen Analyseprozess sind einige vorbereitende Schritte notwendig, um die Literatursuche zielgerichtet und methodisch konsistent umzusetzen. Das hier vorgestellte Vorgehen folgt den in [107] definierten Schritten.

Vorbereitung der Literatursuche

Im ersten Schritt erfolgt die **Definition der Suchanfragen**, die sich an der zu untersuchenden Forschungsfrage orientieren [24]. Hierfür werden zentrale Schlüsselbegriffe, Synonyme sowie sinnvolle Begriffskombinationen ermittelt, die in einschlägigen wissenschaftlichen Datenbanken verwendet werden sollen. Dabei ist es wichtig, eine möglichst umfassende Suche zu gewährleisten, indem unterschiedliche Schreibweisen und thematisch verwandte Begrifflichkeiten berücksichtigt werden. Darüber hinaus werden in dieser Phase die **Ein- und Ausschlusskriterien (*engl. Inclusion und Exclusion Criteria*)** festgelegt [107]. Diese umfassen beispielsweise Angaben zum Studienformat, Erscheinungsjahr oder der Sprache der Publikationen. Auf diese Weise wird definiert, welche Publikationen grundsätzlich in die Auswertung einbezogen werden können und welche nicht.

Phasen der PRISMA-Analyse

Nach Abschluss dieser Vorbereitungen beginnt der eigentliche PRISMA-Prozess, der sich in drei aufeinanderfolgende Phasen einteilen lässt [107]:

1. **Identifikation (Identification):** Die in den vorbereitenden Schritten definierten Suchanfragen werden auf die ausgewählten Datenbanken angewendet. Alle gefundenen Publikationen werden zunächst gesammelt und Duplikate entfernt, um einen übersichtlichen und eindeutigen Datenbestand potenzieller Publikationen zu erhalten.

2. **Screening:** In dieser Phase wird zunächst geprüft, ob die gefundenen Publikationen tatsächlich verfügbar sind. Publikationen, auf die kein Zugriff besteht oder die inhaltlich deutlich erkennbar nicht zum Forschungsthema passen, werden bereits hier ausgeschlossen. Anschließend erfolgt anhand der zuvor definierten Ein- und Ausschlusskriterien die inhaltliche Relevanzprüfung. Hier werden die Publikationen meist anhand ihrer Volltexte analysiert, um sicherzustellen, dass sie tatsächlich die für die Forschungsfrage relevanten Aspekte abdecken. Arbeiten, die sich nach genauer Durchsicht als irrelevant erweisen, werden ausgeschlossen.

Dadurch reduziert sich der Datenbestand auf jene Publikationen, die relevante Erkenntnisse für die eigentliche Analyse versprechen.

3. **Included:** Nach Abschluss des Screenings wird endgültig bestimmt, welche Publikationen in die finale Analyse einfließen. Oftmals ist es an dieser Stelle sinnvoll, zusätzlich eine **Rückwärtssuche (*engl. Backward Referencing*)** durchzuführen. Dabei werden die Literaturverzeichnisse der bereits aufgenommenen Arbeiten überprüft, um weitere potenziell relevante Quellen zu identifizieren. Diese zusätzlichen Quellen werden ebenfalls anhand der zuvor definierten Ein- und Ausschlusskriterien bewertet.

Am Ende dieses Prozesses steht ein verlässlicher Datensatz, der sämtliche für die Forschungsfrage relevanten Publikationen umfasst.

Vorteile von PRISMA

Der eigentliche Mehrwert der PRISMA-Methode ergibt sich aus ihrer klaren Struktur und Offenlegung aller Schritte. Dadurch lässt sich transparent nachvollziehen, nach welchen Kriterien die Publikationen ausgewählt und warum einzelne Publikationen ausgeschlossen wurden. In der vorliegenden Arbeit bietet PRISMA damit eine zentrale Grundlage, um relevante Literatur im Kontext von Empfehlungssystemen im Prozessmanagement zu erfassen, ihren Inhalt systematisch zu untersuchen und schließlich fundierte Schlussfolgerungen zur Einbindung von Nutzerpräferenzen in die Prozessausführung abzuleiten.

Ausblick

Im folgenden Unterkapitel wird beschrieben, wie die PRISMA-Methode konkret auf die Forschungsfrage dieser Arbeit angewandt wurde. Dabei werden sowohl die entwickelten Suchstrategien und Schlüsselbegriffe als auch die angewandten Ein- und Ausschlusskriterien betrachtet. Abschließend wird ein Überblick über die gefundenen Publikationen gegeben, bevor deren Inhalte im darauffolgenden Unterkapitel eingehend analysiert werden.

3.2 ANWENDUNG DER PRISMA-METHODE

Konkrete Anwendung von PRISMA

Um den aktuellen Forschungsstand zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung fundiert zu untersuchen, wurde die PRISMA-Methode wie in Kapitel 3.1 konkret auf die vorliegende Fragestellung angewandt.

Prozess der Literatursuche

Abbildung 7 verdeutlicht den gesamten Ablauf der Literaturanalyse sowie der Anzahl der jeweils identifizierten und ausgeschlossenen Publikationen. Der Prozess beginnt mit der Identifikation potenzieller Publikationen in den ausgewählten Datenbanken. Anschließend erfolgt das Screening, bei dem Publikationen ohne verfügbaren Volltext ausgeschlossen werden. In der sich anschließenden Eignungsprüfung werden anhand der Ein- und Ausschlusskriterien die für die Fragestellung relevanten Studien bestimmt. Abschließend wird eine Rückwärtssuche durchgeführt, um weitere relevante Arbeiten aufzuspüren. So konnten letztlich 33 Publikationen ermittelt werden, die in die detaillierte Analyse einfließen.

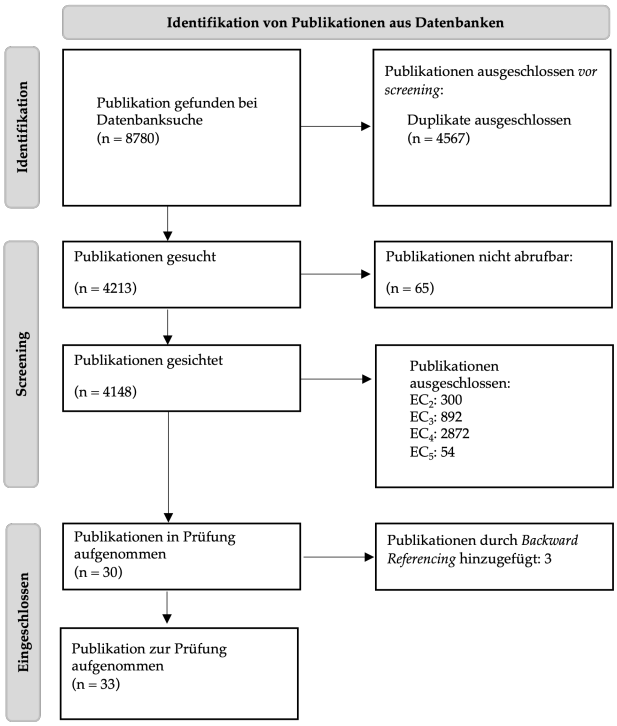


Abbildung 7: Schematische Darstellung des PRISMA-Flussdiagramms [115].

Definition von Suchanfragen und Datenbanken

SUCHANFRAGEN UND DATENBANKEN Ausgehend von den Zielen dieser Arbeit wurden die Suchanfragen anhand eigens definierter Schlüsselbegriffe konzipiert, welche die thematische Schnittmenge zwischen *Empfehlungsdiensten* (engl.: *Recommender Systems* bzw. *Recommendation Systems*) und *Geschäftsprozessmanagement* (engl.: *Business Process Management*) abdecken. Um unterschiedliche Schreibweisen und grammatikalische Formen zu berücksichtigen, kamen vier leicht modifizierte Suchanfragen zum Einsatz (siehe Tabelle 2). Diese Variation soll verhindern, dass potenziell relevante Publikationen aufgrund abweichender Begrifflichkeiten unentdeckt bleiben. Zusätzlich wurde gezielt der *AND*-Operator zwischen den Schlüsselbegriffen verwendet, um sicherzustellen, dass die Ergebnisse beide Themenbereiche umfassen.

Anschließend wurden acht wissenschaftliche Datenbanken durchsucht, um möglichst alle relevanten Publikationen zu erfassen. Zu diesen Datenbanken zählen: ACM Digital Library[1], EMERALD[2], Google Scholar[3], IEEE XPlore[4], ScienceDirect[5], Scopus[6],

1 https://dl.acm.org/
2 https://www.emerald.com/
3 https://scholar.google.de/
4 https://ieeexplore.ieee.org/
5 https://www.sciencedirect.com/
6 https://www.scopus.com/

Tabelle 2: Suchanfragen, die auf den Datenbanken ausgeführt wurden [115].

ID	Suchanfrage
Q1	„*Recommender System*“AND „*Business Process Management*“
Q2	„*Recommender Systems*“AND „*Business Process Management*“
Q3	„*Recommendation System*“AND „*Business Process Management*“
Q4	„*Recommendation Systems*“AND „*Business Process Management*“

SpringerLink[7] und Web of Science[8]. Alle identifizierten Publikationen bis zum Stichtag 10. Januar 2023 wurden berücksichtigt. Zusätzlich kam das Tool *Publish or Perish* [63] zum Einsatz, um eine automatisierte Extraktion von Suchergebnissen zu ermöglichen.

Entfernung von Duplikaten

IDENTIFIKATION UND ENTFERNUNG VON DUPLIKATEN Insgesamt wurden 8780 potenziell relevante Publikationen identifiziert. Die genaue Verteilung auf die acht verwendeten Datenbanken ist in Tabelle 3 dargestellt. Im Anschluss an die Datenbankrecherche erfolgte die Entfernung von Duplikaten, da einige der identifizierten Veröffentlichungen in mehreren Datenbanken indiziert sind. Insgesamt wurden dabei 4567 Duplikate ermittelt und aussortiert, sodass 4213 eindeutige Publikationen für das anschließende Screening verblieben.

Tabelle 3: Publikationen in Journalen und Konferenzen [115].

	Q_1	Q_2	Q_3	Q_4	Summe
ACM DL	16	37	18	23	94
Emerald	54	54	48	48	204
Google Scholar	961	1442	1293	792	4488
IEEE XPlore	199	199	576	576	1550
ScienceDirect	81	81	62	62	286
Scopus	24	24	15	15	78
SpringerLink	547	563	474	469	2053
Web Of Science	8	7	6	6	27
Summe	1890	2407	2492	1991	8780

7 https://link.springer.com/
8 https://www.webofscience.com/

Prüfung der Verfügbarkeit

SCREENING Im nachfolgenden **Screening**-Schritt wurde zunächst geprüft, ob die verbliebenen 4213 Publikationen tatsächlich verfügbar sind. Hierbei wurde ausschließlich untersucht, ob der Volltext zugänglich ist. Auf 65 Publikationen traf dies nicht zu, wodurch sich die Anzahl der potenziell relevanten Publikationen auf 4148 verringerte.

Ein- und Ausschlusskriterien

Für die anschließende **Eignungsprüfung** wurden Ein- und Ausschlusskriterien definiert, um die verbleibenden 4148 Publikationen zu bewerten. Diese Kriterien sind in Tabelle 4 dargestellt und bilden die Grundlage für die Entscheidung darüber, welche Publikationen in die finale Analyse einfließen und welche aufgrund mangelnder Relevanz ausgeschlossen werden.

Tabelle 4: Ein- und Ausschlusskriterien [115].

Typ	ID	Beschreibung
Einschlusskriterien (IC)	IC_1	Die Publikation bezieht sich auf die Ausführungsphase von Prozessen.
	IC_2	Es wird mindestens eine Empfehlungsmethodik (z. B. kollaborative, inhaltsbasierte oder wissensbasierte Verfahren) verwendet.
Ausschlusskriterien (EC)	EC_1	Publikationen sind nicht digital verfügbar.
	EC_2	Publikationen liegen nicht in englischer Sprache vor.
	EC_3	Publikationen, die nicht wissenschaftlich begutachtet wurden (z. B. Patente).
	EC_4	Publikationen, die nur BPM *oder* nur Empfehlungsdienste behandeln, ohne die Verbindung beider Themen.
	EC_5	Untersuchungen zur Optimierung der Prozessmodellierung mithilfe von Empfehlungsdiensten, ohne dabei die eigentliche Prozessausführung zu adressieren.

Prüfung der Kriterien

Nach ausführlicher Sichtung der Volltexte wurden 4118 Publikationen ausgeschlossen, da sie mindestens eines der oben genannten Ausschlusskriterien erfüllten. Davon entfallen 300 auf sprachliche Ausschlüsse sowie 892 auf nicht peer-reviewte Publikationen (EC_2 und EC_3). Darüber hinaus konzentrieren sich 2872 der identifizierten Publikationen entweder ausschließlich auf das Prozessmanagement oder ausschließlich auf Empfehlungsdienste, ohne eine Verknüpfung der beiden Domänen (EC_4). Weitere 54 Arbeiten stellen zwar einen Bezug zu Empfehlungsdiensten her, befassen sich jedoch ausschließlich mit der Modellierung von Prozessen, ohne die operative Pro-

zessausführung zu behandeln (EC_5). Somit blieben 30 Publikationen übrig, die den zuvor genannten Kriterien genügen.

Rückwärtssuche

RÜCKWÄRTSSUCHE UND FINALE AUSWAHL Um sicherzustellen, dass keine relevanten Arbeiten übersehen wurden, erfolgte zudem eine **Rückwärtssuche**. Dazu wurden die Referenzen der eingeschlossenen Publikationen nach zusätzlichen Quellen durchsucht. Im Rahmen der Rückwärtssuche wurden drei weitere Publikationen identifiziert, welche ebenfalls den definierten Ein- und Ausschlusskriterien entsprachen.

Ergebnis der Suche

Die endgültige Auswahl umfasst damit 33 Publikationen, welche die Grundlage für die nachfolgende Analyse bilden. Im folgenden Unterkapitel werden diese Publikationen analysiert und hinsichtlich ihrer konkreten Inhalte und Forschungslücken systematisch betrachtet.

3.3 KLASSIFIZIERUNG DER ERGEBNISSE

Analyse der Publikationen

In diesem Unterkapitel werden die 33 im Rahmen der Literaturanalyse identifizierten Publikationen hinsichtlich ihrer Ziele, der verwendeten Eingabedaten und der genutzten Empfehlungsmethoden systematisch klassifiziert. Tabelle 5 gibt einen zusammenfassenden Überblick über die einzelnen Publikationen sowie deren Einordnung in die jeweiligen Kategorien und ermöglicht so einen direkten Zugriff auf die entsprechenden Referenzen. Die folgende Beschreibung konzentriert sich auf zentrale Merkmale und Besonderheiten der Kategorien, um zu verdeutlichen, wie unterschiedliche Forschungsansätze Empfehlungssysteme in die Prozessausführung integrieren.

Ziele der Ansätze

ZIELE Die betrachteten Publikationen verfolgen unterschiedliche Ziele, darunter insbesondere die **Verkürzung der Durchlaufzeit**, die **Minimierung der Kosten** sowie die **Verbesserung der Qualität**. Neben diesen klassischen betriebswirtschaftlichen Kennzahlen legen einige der analysierten Ansätze besonderen Wert auf eine **Verbesserung der Nutzererfahrung**. Zudem existieren Ansätze, die keine festen Zielgrößen vorgeben, sondern eine **flexible Zieldefinition** unterstützen. Weitere Ziele lassen sich unter der Kategorie **andere** zusammenfassen.

Klassische Optimierungsziele

Ein großer Teil der analysierten Arbeiten verfolgt klassische Optimierungsziele wie die **Verkürzung von Durchlaufzeiten**, die **Minimierung von Kosten** oder die **Verbesserung der Qualität**. Insgesamt 15 Publikationen fokussieren sich auf Zeiteinsparungen bei der Prozessausführung, indem sie Ereignisprotokolle auswerten und darauf basierend Prognosen zur verbleibenden Bearbeitungszeit ableiten. Weitere sechs Publikationen thematisieren Kosteneffizienz und versuchen, über Ressourcenanalysen und Aufgabenverteilungen vorhandene Kapazitäten effizienter zu nutzen. In fünf Arbeiten wird zudem die Verbesserung der Qualität des Prozessoutputs hervorgehoben, beispielsweise durch optimierte Zuweisung von Aufgaben an Experten oder durch frühzeitiges Erkennen von Abweichungen.

Tabelle 5: Übersicht der analysierten Publikationen [115].

Research Paper	Ziele						Eingabedaten						Empfehlungsmethodik				
	Verkürzung der Durchlaufzeit	Minimierung der Kosten	Verbesserung der Qualität	Flexible Zieldefinition	Verbesserung der Nutzererfahrung	Andere	(Erweitertes) Ereignisprotokoll	Partielle Ausführungsspuren	Aufgabenliste	Ressourceninformationen	Prozessmodell	Andere	Inhaltsbasiert	Kollaborativ	Wissensbasiert	Hybrid	Andere
[161]				•			•	•									•
[14]	•	•		•		•	•	•		•							•
[121]						•	•										•
[11]					•		•			•			•				
[141]	•					•	•	•									•
[36]						•	•					•	•				
[164]						•	•	•						•			
[3]	•						•	•									•
[114]					•		•		•			•	•				
[43]					•					•		•			•		
[78]				•			•		•								•
[40]				•			•	•					•				
[144]	•	•	•	•		•	•	•	•					•			
[145]	•	•	•	•		•	•	•	•					•			
[100]						•		•			•						•
[7]	•		•	•			•	•	•								•
[12]						•	•		•			•	•				
[26]	•	•		•			•	•						•			
[68]	•						•	•									•
[92]				•			•					•				•	
[21]					•		•		•				•				
[56]						•	•	•									•
[158]	•			•			•	•			•						•
[25]	•						•	•									•
[13]						•	•			•			•				
[142]	•		•	•			•	•	•								•
[16]	•						•	•		•	•	•			•		
[152]						•					•	•					•
[17]	•						•	•		•	•	•			•		
[120]						•	•							•			
[1]	•	•		•			•	•									•
[33]						•	•		•	•		•					•
[58]	•	•	•	•			•	•	•								•

Flexible Zieldefinition

Darüber hinaus wurden 13 Publikationen identifiziert, in denen eine **flexible Zieldefinition** eine zentrale Rolle spielen. Hier kommen KPIs zum Einsatz, um Zielgrößen wie Durchlaufzeit, Kosten oder Kundenzufriedenheit dynamisch anzupassen. Mithilfe von Empfehlungsdiensten werden so laufend aktuelle Daten analysiert und Empfehlungen ausgesprochen, die sich an veränderte Rahmenbedingungen anpassen.

Verbesserung der Nutzererfahrung

Ein zentrales Ziel dieser Arbeit – das in der Forschung bislang vergleichsweise selten thematisiert wurde – ist das Ziel der **Verbesserung der Nutzererfahrung**. Wenngleich nur wenige Arbeiten explizit diesen Aspekt hervorheben, lassen sich aus den vorhandenen Publikationen deutliche Hinweise ableiten, dass personalisierte Empfehlungen zu einer verbesserten Nutzererfahrung und zu einer höheren Akzeptanz bei den Beteiligten führen können [11, 21, 43, 114]. Während eine Publikation Nutzerpräferenzen mithilfe von explizitem Feedback in Verbindung mit historischen Prozessdaten erfasst [114], setzen andere auf zusätzliche Kontextinformationen oder implizites Feedback, um die Akzeptanz bei den Nutzenden zu erhöhen [11, 21, 43].

Weitere Ziele

Unter **andere Ziele** fallen Aspekte, die sich nicht eindeutig den oben genannten Kategorien zuordnen lassen. Dazu gehören beispielsweise die dynamische Teamzuweisung [11], die Maximierung der Prozessflexibilität [100] oder die Verringerung von Prozessfehlern [36, 56]. Diese Arbeiten belegen, dass das Feld der Zieldefinition sehr vielfältig ist und sich Empfehlungssysteme auf unterschiedlichste Optimierungskriterien anwenden lassen.

Übersicht: Ziele

Insgesamt zeigt sich bei der Analyse der Ziele, dass sich die Mehrzahl der Publikationen an betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen (Zeit, Kosten, Qualität) orientiert, während nutzerzentrierte Perspektiven nur in wenigen Arbeiten berücksichtigt werden. Hier besteht also weiter Forschungsbedarf, um Empfehlungssysteme im Prozessmanagement noch flexibler und zugleich nutzerorientierter auszurichten. Im Folgenden werden die von den Publikationen berücksichtigten Datenquellen näher betrachtet, bevor anschließend auf die eingesetzten Empfehlungstechniken eingegangen wird.

Eingabedaten der Ansätze

EINGABEDATEN Die in den analysierten Arbeiten eingesetzten Datenquellen sind ebenso vielseitig wie ihre Ziele. Insbesondere **(erweiterte) Ereignisprotokolle**, **partielle Ausführungsspuren** und die **Aufgabenliste** stehen meist im Vordergrund, während **Ressourceninformationen** und das **Prozessmodell** nur punktuell genutzt werden. Nur wenige Ansätze integrieren Nutzerpräferenzen, obwohl dies für eine stärkere Individualisierung der Empfehlungen äußerst vielversprechend erscheint.

Ereignisprotokoll & Ausführungsspuren

Die überwiegende Mehrheit der im Rahmen der Literaturanalyse untersuchten Publikationen stützt sich auf **(erweiterte) Ereignisprotokolle** und **partielle Ausführungsspuren** als zentrale Datenbasis. Diese Daten erlauben es, detaillierte Informationen zum Ablauf bereits durchgeführter Prozesse zu gewinnen und daraus prädiktive Aussagen für laufende Prozessinstanzen abzuleiten.

Aufgabenliste

Manche Arbeiten verwenden zudem **Aufgabenlisten**, um die aktuell zugewiesenen Aufgaben für Nutzende zu analysieren [11, 40, 142, 161], während andere stark auf Ressourceninformationen setzen, wie beispielsweise die Verfügbarkeit von Ressourcen oder deren Expertise [12, 14].

Prozessmodell

Auch **Prozessmodelle** spielen in einigen der untersuchten Arbeiten eine zentrale Rolle zur Empfehlungsgenerierung, indem dadurch potenzielle Schwachstellen identifiziert werden können oder Variationen im Prozessablauf empfohlen werden [100, 152, 158]. Im Gegensatz zu reinen Protokollanalysen liefert das Prozessmodell bereits vorab eine strukturelle Sicht, die Verbesserungsmaßnahmen häufig schon vor dem Start eines Prozesses ansetzen lässt.

Nutzerpräferenzen

Nur wenige Publikationen beziehen **Nutzerpräferenzen** oder sogar **explizites Feedback** systematisch ein [21, 43, 114]. Indem persönliche Vorlieben, Abneigungen oder Erfahrungswerte der Nutzenden in die Datenbasis eingehen, ließen sich Empfehlungen noch stärker personalisieren.

Übersicht: Eingabedaten

Genau hier zeigt sich eine deutliche Forschungslücke. Zwar gestatten Ereignisprotokolle und Ressourcendaten eine effektive Prozessoptimierung, doch ohne aktive Einbeziehung der Mitarbeitenden bleibt das Potenzial für nutzerzentrierte Empfehlungen weitgehend ungenutzt. Eine konsequente Verbindung aus historischen Logdaten und explizitem Nutzerfeedback könnte die Aussagekraft der Empfehlungen erhöhen und zugleich die Akzeptanz bei den Prozessbeteiligten verbessern. Aufbauend auf diesen Datenquellen beleuchtet der nächste Abschnitt die konkreten Empfehlungsmethoden, mit denen in den Publikationen gearbeitet wird.

Verwendete Empfehlungsmethodiken

EMPFEHLUNGSMETHODIK Die in den untersuchten Arbeiten verwendeten Empfehlungsverfahren lassen sich oftmals den bekannten Kategorien **inhaltsbasiert**, **kollaborativ** und **wissensbasiert** zuordnen. Darüber hinaus existieren **hybride** Konzepte, in denen mehrere Methoden kombiniert werden, sowie Publikationen, deren Methoden sich keiner der klassischen Kategorien zuordnen lassen, etwa weil sie eigens entwickelte, domänenspezifische Algorithmen beinhalten.

Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste

Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste werden beispielsweise eingesetzt, um Aufgaben oder Ressourcen zuzuordnen, wobei die Eigenschaften einzelner Aktivitäten oder Mitarbeitenden eine wesentliche Rolle spielen [13]. Weiterhin werden inhaltsbasierte Verfahren verwendet, um mit Hilfe von explizitem Feedback der Nutzenden Aufgabenlisten individuell zu priorisieren [114].

Kollaborative Empfehlungsdienste

In den untersuchten Arbeiten zu **kollaborativen Empfehlungsdiensten** stehen dagegen kollektive Verhaltensmuster und Nutzervergleiche im Vordergrund [26, 144]. Der historische Umgang anderer Personen mit vergleichbaren Prozessen dient hier als Grundlage für Handlungsempfehlungen.

Wissensbasierte Empfehlungsdienste

Wissensbasierte Empfehlungsdienste spielen eine besondere Rolle in der Arbeit von Di Valentin et al. [43]. In dieser Publikation wird domänenspezifisches Wissen

verwendet, um personalisierte Empfehlungen zu erstellen, die auf den Rollen und Fähigkeiten der Nutzenden basieren. Diese Methode nutzt das Wissen über die domänenspezifischen Anforderungen und Fähigkeiten der Nutzenden, um maßgeschneiderte Empfehlungen zu generieren, welche die Effizienz des Prozesses steigern und die Nutzererfahrung verbessern. Besonders in Bereichen, in denen die Expertise der Nutzenden eine zentrale Rolle spielt, können wissensbasierte Empfehlungsdienste zu präzisen und relevanten Empfehlungen führen.

Hybride Empfehlungsdienste

Hybride Ansätze, die mehrere Empfehlungsmethoden kombinieren, werden ebenfalls verwendet, um genauere und relevantere Empfehlungen zu geben. Ein Beispiel hierfür ist die Arbeit von Liu et al. [92], die semantische Informationen mit kollaborativen Techniken kombiniert, um personalisierte Empfehlungen für die Nutzenden zu generieren. Diese Methode ermöglicht es, verschiedene Arten von Informationen zu nutzen und so die Genauigkeit und Relevanz der Empfehlungen zu erhöhen.

Weitere Methoden

Darüber hinaus existieren einige Arbeiten, die sich nicht eindeutig einer der klassischen Kategorien zuordnen lassen und stattdessen eigene, projekt- oder domänenspezifische Algorithmen implementieren.

Übersicht: Empfehlungsmethoden

Häufig konzentrieren sich vorhandene Ansätze nur auf eine einzelne Empfehlungsmethodik oder betrachten spezifische Anwendungsszenarien isoliert. Ein ganzheitliches Konzept, welches die gängigen Empfehlungsmethoden je nach Datenlage kombiniert, fehlt weitgehend. Gerade für die dynamische Prozessausführung kann ein solcher übergreifender Rahmen die Stärken der verschiedenen Ansätze vereinen und so den Schritt von punktuellen Lösungen zu einer umfassenden Empfehlungssystemintegration im Prozessmanagement ermöglichen.

Insgesamt zeigt sich, dass die meisten Arbeiten Ziele wie die Verkürzung der Durchlaufzeit, die Minimierung der Kosten oder die Verbesserung der Qualität verfolgen. Dabei stützen sie sich in hohem Maße auf Ereignisdaten und betrachten überwiegend einzelne Empfehlungsmethoden. Die wenigen Studien, die explizit Nutzerpräferenzen oder hybride Verfahren integrieren, deuten auf ein erhebliches Potenzial hin, das in der aktuellen Forschung jedoch noch nicht umfassend ausgeschöpft wird.

Ausblick

Im folgenden Unterkapitel 3.4 werden die Ergebnisse der Literaturanalyse noch einmal zusammengefasst und die in Kapitel 3 formulierten Fragen (RQ_1, RQ_2, RQ_3) gezielt beantwortet.

3.4 ZUSAMMENFASSENDE BEWERTUNG

Überblick der Literaturanalyse

Die vorliegende Literaturanalyse basiert auf der in Kapitel 3.1 dargestellten PRISMA-Methode und umfasst insgesamt 33 relevante Publikationen, die das Zusammenspiel von Empfehlungsdiensten und Prozessmanagement zum Gegenstand ihrer Untersuchung machen. Hierfür wurden drei zentrale Forschungsfragen (RQ_1, RQ_2, RQ_3) identifiziert, die im Folgenden beantwortet werden.

RQ$_1$: *Ziele*

Ein Großteil der identifizierten Arbeiten konzentriert sich auf klassische Optimierungsziele wie die Verkürzung der Durchlaufzeit, Kostenreduktion oder Qualitätssteigerung. Gleichzeitig existieren Publikationen, die flexible Ziele verfolgen, welche mithilfe von Empfehlungssystemen kontinuierlich an veränderte Rahmenbedingungen angepasst werden. Nur wenige Arbeiten fokussieren explizit die Verbesserung der Nutzererfahrung. Diese integrieren beispielsweise individuelle Präferenzen oder kontextspezifische Informationen, um Empfehlungen gezielt an den Bedürfnissen der Anwendenden auszurichten.

RQ$_2$: *Eingabedaten*

Die Mehrheit der analysierten Publikationen nutzt Ereignisprotokolle oder partielle Ausführungsspuren als Hauptdatenquelle, um aus vergangenen Prozessabläufen Erkenntnisse für die laufende Prozessausführung zu gewinnen. Ressourcendaten und Prozessmodelle werden eher punktuell verwendet, beispielsweise um Aufgaben oder Ressourcen präziser zuzuweisen. Explizite Nutzerpräferenzen werden hingegen selten berücksichtigt, obwohl sich darin ein großes Potenzial für nutzerzentrierte Empfehlungen verbirgt.

RQ$_3$: *Empfehlungsmethoden*

In vielen Publikationen kommen inhaltsbasierte, kollaborative oder projektspezifische Verfahren und Algorithmen zum Einsatz, während einzelne Arbeiten hybride Kombinationen betrachten. Ein ganzheitlicher Ansatz, der sämtliche Methoden flexibel abhängig von der Datenlage integriert, existiert bislang nicht. Stattdessen dominieren häufig projektspezifische, individuell zugeschnittene Lösungen, die nur bedingt auf andere Kontexte übertragbar sind.

Forschungslücken und Ausblick

Die Analyse verdeutlicht, dass insbesondere betriebswirtschaftliche Ziele und historisch geprägte Datenquellen, wie beispielsweise Ereignisprotokolle, im Vordergrund stehen. Nutzerpräferenzen oder fortgeschrittene methodenübergreifende Ansätze werden nur selten eingesetzt, obwohl gerade diese Ansätze ein großes Potenzial für eine stärker an den Bedürfnissen der Mitarbeitenden orientierte Prozessausführung besitzen. Um dieses Potenzial zukünftig auszuschöpfen, besteht hier weiterer Forschungsbedarf, insbesondere hinsichtlich der systematischen Integration nutzerzentrierter Ansätze in bestehende Prozessmanagementmethoden.

Im nächsten Kapitel werden die identifizierten Forschungslücken weiter konkretisiert und zu konkreten Anforderungen an ein Rahmenwerk zusammengefasst. Darauf aufbauend wird ein Konzept entwickelt, das nutzerzentrierte Empfehlungen in den Vordergrund stellt und bestehende kennzahlenorientierte Ansätze gezielt ergänzt. Damit sollen nutzerzentrierte Aspekte, die in bisherigen Ansätzen häufig vernachlässigt werden, systematisch in die Prozessausführung integriert werden.

4

KONZEPTION EINES EMPFEHLUNGSSYSTEMS FÜR PERSONALISIERTE PROZESSAUSFÜHRUNG

Dieses Kapitel befasst sich mit der Konzeption eines Empfehlungssystems für die nutzerzentrierte Prozessausführung. Ziel ist es, ein Rahmenwerk zu konzipieren, das die Prozesse auf individuelle Mitarbeiterpräferenzen abstimmt und so die Zufriedenheit der Beteiligten fördert. Ein solcher Ansatz erfordert eine umfassende Berücksichtigung der Präferenzen, die unmittelbar in die Prozessausführung einfließen, und stellt die Bedürfnisse der Mitarbeitenden in den Mittelpunkt der Prozessgestaltung.

Ziele und Nutzen des Empfehlungssystems

Als methodischer Rahmen dieser Arbeit dient der DSR-Ansatz (Kapitel 1.3). In diesem Kapitel steht der Schritt **Design des Artefakts** im Mittelpunkt, um das hier vorgestellte Konzept methodisch zu entwickeln. Das daraus resultierende Artefakt – ein konzeptioneller Rahmen – soll zentrale Begriffe und Konzepte klar strukturieren und verdeutlichen, wie sie zur Lösung des identifizierten Problems beitragen. Dabei liegt der Schwerpunkt auf der präferenzbasierten Anpassung der Prozessausführung, mit dem Ziel, die Vorlieben der Mitarbeitenden systematisch zu erfassen und in Form konkreter Empfehlungen abzubilden.

Design des Artefakts

Das entwickelte Artefakt gliedert sich in zwei zentrale Bestandteile: das Prozessmanagementsystem als Basis der Prozessverwaltung und das Empfehlungssystem, das auf die erfassten Mitarbeiterpräferenzen zugreift, um die Prozessausführung passgenau zu gestalten.

Zentrale Bestandteile des Empfehlungssystems

Ursprünglich umfasste das Empfehlungssystem drei Kernmodule – das Eingabemodul, das Empfehlungsmodul und das Ausgabemodul – die bereits im ersten Zyklus des DSR-Prozesses entwickelt und publiziert wurden [113, 114, 116]. Diese Module bilden das initiale Rahmenwerk, das die Integration unterschiedlicher Empfehlungsverfahren in die Prozessausführung ermöglicht. Im Verlauf der Anwendung und Evaluation zeigte sich jedoch, dass das ursprüngliche Konzept zentrale prozessspezifische Kontexte nur unzureichend berücksichtigt. Aus diesem Grund wurde das Konzept im zweiten Zyklus um relevante Prozessperspektiven erweitert [116]. Der Fokus lag dabei auf der strukturellen Ausweitung des Konzepts durch die Einbindung kontextueller Informationen, etwa in Bezug auf Datenobjekte oder zeitliche Abfolgen. Dadurch konnten die Empfehlungen differenzierter an den Ausführungskontext angepasst werden. Gleichzeitig wurde deutlich, dass für eine konsistente und nachhaltige Nutzung

weitere Funktionalitäten erforderlich sind – insbesondere Mechanismen zur Nachverarbeitung der Empfehlungsergebnisse sowie zur systematischen Analyse und Bewertung der Empfehlungsgüte. Daher wurde im dritten Zyklus ein zusätzliches Analysemodul ergänzt und alle Komponenten in ein integriertes, modulares Gesamtkonzept überführt. In diesem Schritt entstand die nun vorliegende Fassung des Rahmenwerks, in der alle Bausteine zu einem finalen, anwendungsnahen Konzept zusammengeführt wurden. In seiner finalen Version umfasst das hier entwickelte Empfehlungssystem insgesamt sechs Module:

- **Eingabemodul:** Erfasst Präferenzen und relevante Daten, die als Basis für die Empfehlung dienen.
- **Vorverarbeitungsmodul:** Bereitet die erfassten Daten auf, damit nachfolgende Schritte effizient auf die benötigten Informationen zugreifen können.
- **Empfehlungsmodul:** Verarbeitet die vorbereiteten Daten und wandelt sie in konkrete Handlungsvorschläge für die Prozessausführung um.
- **Nachverarbeitungsmodul:** Verarbeitet die generierten Empfehlungen, konsolidiert diese und bereitet sie für die Ausgabe vor.
- **Ausgabemodul:** Implementiert die generierten Empfehlungen im laufenden Prozess, sodass die Nutzenden direkt von einer individuell angepassten Prozessausführung profitieren.
- **Analysemodul:** Erfasst und bewertet die Leistungsfähigkeit der verschiedenen Empfehlungsdienste.

Durch die modulare Struktur ist eine dynamische Anpassung an individuelle Präferenzen direkt möglich, da sämtliche Module nahtlos zusammenwirken. Damit avanciert das Empfehlungssystem zu einem zentralen Treiber für nutzerzentrierte Prozessverbesserungen, die insbesondere auf die Zufriedenheit der Mitarbeitenden ausgerichtet ist.

Struktur des Kapitels

Der Aufbau dieses Kapitels gliedert sich in drei Unterkapitel. In Kapitel 4.1 werden zunächst die Anforderungen beschrieben, die ein solches Konzept erfüllen muss. Diese basieren auf den Erkenntnissen der systematischen Literaturanalyse (Kapitel 3) und den Zielsetzungen des Projekts PRIME. Im Anschluss folgt in Kapitel 4.2 die detaillierte Ausarbeitung des Konzepts, in der die Struktur und Funktionsweise des Empfehlungssystems beleuchtet wird. Durch eine detaillierte Definition der einzelnen Komponenten wird deutlich, wie sich die präferenzbasierte Prozessanpassung praktisch realisieren lässt. Abschließend folgt in Kapitel 4.3 eine Analyse der Konzeptkonformität, die klärt, inwieweit die zuvor formulierten Anforderungen durch das entwickelte Rahmenwerk abgedeckt sind.

4.1 ANFORDERUNGEN AN DAS KONZEPT

DSR: Zieldefinition

In diesem Unterkapitel werden die Anforderungen definiert, die ein Konzept für die Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement erfüllen sollte. Diese Konzeptanforderungen stellen den zweiten Schritt des DSR-Prozesses dar (**Zieldefinition**) und bilden eine zentrale Grundlage für die Ausarbeitung des eigentlichen Lösungsansatzes. Die hier formulierten Anforderungen an das Konzept werden aus zwei wesentlichen Quellen abgeleitet. Zum einen stammen sie aus der *systematischen Literaturanalyse* (Kapitel 3), die spezifische Forschungslücken im Themenfeld der *Empfehlungsdienste in der Prozessausführung* aufzeigt, und zum anderen aus den Zielsetzungen des Projekts PRIME, welches einen arbeitswissenschaftlichen Fokus auf die Berücksichtigung individueller Präferenzen legt.

Ziel ist es, ein Konzept zu entwickeln, das individuelle Vorlieben der Mitarbeitenden kontinuierlich in die Prozessausführung einbezieht, ohne dabei übergeordnete Effizienz- und Qualitätsziele zu vernachlässigen. Da manche Aspekte für den Projekterfolg zentraler sind als andere, werden die Anforderungen nach ihrer jeweiligen Priorität angeordnet. Diese Priorisierung spiegelt sowohl die Ergebnisse aus PRIME als auch die Erkenntnisse aus der Forschungsliteratur wider. Im Folgenden werden die Anforderungen an das Konzept einzeln betrachtet und jeweils konkrete Kriterien formuliert, an denen sich der Erfüllungsgrad messen lässt. Anschließend wird am Ende des Kapitels eine kompakte Übersicht aller Konzeptanforderungen bereitgestellt (Tabelle 6). Diese enthält jeweils eine Kurzbeschreibung, die zugehörige Priorität sowie das Kriterium zur Bewertung des Erfüllungsgrads.

A_1 (hoch): Balance zwischen Präferenzen und Optimierung

A_1 (HOCH): BALANCE ZWISCHEN PRÄFERENZEN UND OPTIMIERUNG In vielen betrieblichen Kontexten dominieren Effizienzziele wie Zeit- und Ressourcenoptimierung, während in anderen Ansätzen die individuelle Zufriedenheit im Vordergrund steht. Die Ergebnisse aus PRIME und der Literaturanalyse machen deutlich, dass beide Ziele gleichermaßen zu berücksichtigen sind, sodass persönliche Vorlieben nicht zur Vernachlässigung betriebswirtschaftlicher Ziele führen und umgekehrt. Das Konzept soll deshalb vorsehen, dass die Berücksichtigung von persönlichen Vorlieben nicht dazu führt, zeitkritische oder wirtschaftlich relevante Aufgaben zu vernachlässigen. Konkrete Mechanismen könnten sicherstellen, dass dringliche Aufgaben stets priorisiert bleiben. Die Erfüllung dieser Anforderung an das Konzept lässt sich anhand klarer Regeln prüfen, die sicherstellen, dass wichtige Prozessziele gewahrt bleiben, während persönliche Vorlieben dennoch berücksichtigt werden.

A_2 (hoch): Erfassung von Nutzerpräferenzen

A_2 (HOCH): ERFASSUNG VON NUTZERPRÄFERENZEN Bisherige Untersuchungen, sowohl in der Literatur als auch im Projekt PRIME zeigen, dass explizites Feedback (beispielsweise Sternebewertungen) entscheidend ist, um die subjektiven Einschätzungen von Mitarbeitenden möglichst präzise zu erfassen. Zwar können implizite Daten wie

das Klickverhalten zusätzliche Hinweise auf Vorlieben geben, doch ist das explizite Feedback in den bisherigen Arbeiten nur unzureichend berücksichtigt. Das Konzept sollte daher Methoden bieten, die vor allem explizites Feedback in den Fokus stellen, um passgenaue Empfehlungen zu erzeugen, während implizites Feedback als Ergänzung dient. Auch wenn ein System grundsätzlich nur auf einer einzelnen Feedback-Technik basieren kann, würde dies die Flexibilität und Anpassungsfähigkeit erheblich einschränken – etwa bei fehlenden Datenquellen oder wechselnden Anwendungsszenarien. Daher gilt diese Konzeptanforderung als erfüllt, wenn mindestens eine Technik für explizites und eine Technik für implizites Feedback integriert wird, sodass das System aus beiden Datenquellen Informationen für die Empfehlungsberechnung nutzen kann.

A_3 (hoch): Analyse vorhandener Prozessdaten

A_3 (HOCH): ANALYSE VORHANDENER PROZESSDATEN Sowohl die Literaturanalyse als auch die Ergebnisse des Projekts PRIME zeigen, wie wichtig vorhandene Prozessdaten (z. B. Ereignisprotokolle, Aufgabenlisten) für die Erstellung von Empfehlungen sind. Oft bleibt jedoch unklar, welche Daten genau in das Empfehlungssystem einfließen oder ob zusätzliche Erhebungen benötigt werden. Das Konzept soll deshalb deutlich machen, wie existierende Datenquellen genutzt werden, wo potenzielle Lücken bestehen und welche Schritte erforderlich sind, um eine aussagekräftige Datenbasis aufzubauen. Erfüllt ist diese Anforderung, wenn das Konzept die zentralen und für die Empfehlungsberechnung relevanten Datenquellen systematisch identifiziert und zusätzlich potenzielle Defizite sowie Ansätze zur gezielten Datenerweiterung benennt. Ziel ist es, eine möglichst umfassende, zugleich aber erweiterbare Datengrundlage zu schaffen, die flexibel an unterschiedliche Anwendungskontexte angepasst werden kann.

A_4 (hoch): Flexible Integration & Triggerpunkte

A_4 (HOCH): FLEXIBLE INTEGRATION & TRIGGERPUNKTE Mehrere Literaturquellen wie auch die Ergebnisse aus PRIME zeigen die Bedeutung von unterschiedlichen Empfehlungsalgorithmen und deren nahtlose Einbindung in den laufenden Betrieb. Ein geeignetes Konzept sollte daher mehrere Empfehlungsmethoden (z. B. wissensbasiert, inhaltsbasiert, kollaborativ) vorsehen und konfigurierte Triggerpunkte (z. B. nach Abschluss einer Aufgabe) ermöglichen, damit Empfehlungen jeweils kontextabhängig ausgelöst werden. Erfüllt ist diese Anforderung an das Konzept, wenn mehrere verschiedene Empfehlungsalgorithmen integrierbar sind und dabei unterschiedliche Empfehlungsmethoden verwendet werden können. Zudem sind Triggerpunkte für eine automatische und eine manuelle Auslösung der Empfehlungsdienste definiert.

A_5 (mittel): Rückkopplung an die Nutzenden

A_5 (MITTEL): RÜCKKOPPLUNG AN DIE NUTZENDEN Empfehlungen dürfen den Arbeitsablauf nicht beeinträchtigen und sollen als freiwillige Hilfestellung wahrgenommen werden. Laut Literatur sowie den arbeitswissenschaftlichen Befunden in PRIME steigt die Akzeptanz, wenn Mitarbeitende Vorschläge gezielt annehmen oder

ablehnen können, ohne sich bevormundet zu fühlen. Ein Konzept sollte daher beschreiben, wie Hinweise direkt in der gewohnten Benutzeroberfläche angezeigt werden. Diese Konzeptanforderung gilt als erfüllt, wenn eine Schnittstelle definiert wird, mit deren Hilfe sich die Vorschläge in die vorhandene Oberfläche integrieren lassen. Zudem können Mitarbeitende diese Empfehlungen manuell annehmen oder ignorieren.

A_6 (mittel): Umgang mit fehlenden Daten

A_6 (MITTEL): UMGANG MIT FEHLENDEN DATEN Gerade bei neuen Prozessen oder unbekannten Nutzenden fehlen oft ausreichende Interaktionsdaten (Kaltstartproblem). Hier ist eine reine Analyse der historischen Daten nicht möglich. Das Konzept sollte deshalb Mechanismen enthalten, die trotz geringer Datenbasis hilfreiche Empfehlungen erzeugen. Dazu eignen sich beispielsweise wissensbasierte Ansätze oder einfache Fallback-Regeln. Erfüllt ist diese Anforderung an das Konzept, wenn ein klarer Fallback-Mechanismus existiert, sodass Empfehlungen nicht ausbleiben, wenn kaum Nutzerfeedback vorliegt.

A_7 (gering): Kontinuierliche Analyse der Empfehlungsqualität

A_7 (GERING): KONTINUIERLICHE ANALYSE DER EMPFEHLUNGSQUALITÄT Sowohl die Forschung als auch PRIME legen Wert auf eine laufende Bewertung der Güte und Wirkung von Empfehlungen, damit Algorithmen bei Bedarf angepasst und verbessert werden können. Hierfür ist eine eigene Analysemöglichkeit hilfreich, welche Daten über die Nutzung und Wirksamkeit der Empfehlungen sammelt und auswertet. Dies umfasst beispielsweise die Überprüfung, ob empfohlene Aufgaben tatsächlich ausgewählt werden. Da die fortlaufende Qualitätsbewertung zwar nützlich ist, aber nicht im Hauptfokus dieser Arbeit liegt, wird diese Anforderung lediglich mit geringer Priorität eingestuft. Erfüllt ist diese Anforderung, wenn das Konzept ein Modul oder Verfahren beschreibt, mit dem sich Nutzungsverhalten, Erfolgsraten und mögliche Verzerrungen analysieren lassen.

A_8 (gering): Transparenz der Empfehlungen

A_8 (GERING): TRANSPARENZ DER EMPFEHLUNGEN Ein weiterer Punkt, der vor allem im Projektumfeld genannt wurde, betrifft die Nachvollziehbarkeit der Empfehlungen. Oft möchten Nutzende erkennen, welche Daten oder Entscheidungen zu einer bestimmten Empfehlung geführt haben. Da eine umfassende Erklärbarkeit jedoch sehr komplex ist und nicht im Fokus dieser Arbeit steht, wird Transparenz hier mit einer geringen Priorität eingestuft. Das Konzept sollte jedoch Schnittstellen vorsehen, über die sich eine zumindest grobe Rückverfolgung der Entscheidungsgrundlagen realisieren lässt.

Zusammenfassung der Anforderungen

Die Anforderungen an das Konzept zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung sind in Tabelle 6 zusammengefasst. Jede Konzeptanforderung ist dort mitsamt einer knappen Beschreibung, der jeweiligen Priorität und einem klaren Kriterium aufgeführt, das als Maßstab für den Erfüllungsgrad dient.

ID	Anforderung	Beschreibung	Kriterium	Priorität
A_1	Balance zwischen Präferenzen und Optimierung	Persönliche Vorlieben sollen betriebswirtschaftliche Ziele nicht beeinträchtigen	Präferenzen und Kennzahlen sind integriert; kritische Aufgaben werden nicht verdrängt	hoch
A_2	Erfassung von Nutzerpräferenzen	Explizites und implizites Feedback wird berücksichtigt	Jeweils mindestens eine Technik für explizites und eine Technik für implizites Feedback integriert und klar beschrieben	hoch
A_3	Analyse vorhandener Prozessdaten	Prozessdaten benennen und ggf. Datenerhebung ausweiten	Auflistung aller relevanten Datenquellen, inkl. möglicher Lücken	hoch
A_4	Flexible Integration & Triggerpunkte	Mehrere Empfehlungsstrategien sollen unterstützt werden	Mehrere Algorithmen integriert; klar definierte Triggerpunkte	hoch
A_5	Rückkopplung an die Nutzenden	Empfehlungen dürfen den Arbeitsablauf nicht stören und sollen als Hilfestellung wahrgenommen werden	Darstellung im vorhandenen System; manuelle Annahme oder Ablehnung der Empfehlungen möglich	mittel
A_6	Umgang mit fehlenden Daten	Empfehlungen trotz Kaltstart möglich	Fallback-Mechanismus definiert	mittel
A_7	Kontinuierliche Analyse der Empfehlungsqualität	Effektivität der Empfehlungen kann überwacht werden	Methoden zur Analyse von Nutzungsverhalten und Erfolgsquoten definiert	gering
A_8	Transparenz der Empfehlungen	Erklärbarkeit der Empfehlungen für Nutzende	Schnittstellen zur Rückverfolgung der Empfehlungen	gering

Tabelle 6: Anforderungen an das Konzept zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung.

Die in der Tabelle dargestellte Priorisierung veranschaulicht sowohl die praktische Bedeutung der einzelnen Anforderungen an das Konzept als auch deren arbeitswissenschaftliche und forschungsbezogene Fundierung in PRIME und der Literatur. Die stärksten Auswirkungen auf Zufriedenheit und Effizienz werden dabei von den hoch priorisierten Anforderungen A_1 bis A_4 erwartet. Im mittleren Bereich stehen A_5 und A_6, die für einen reibungslosen Praxiseinsatz zwar bedeutend sind, aber nicht den unmittelbaren Einfluss der hoch priorisierten Anforderungen entfalten. A_7 und A_8 sind hingegen mit niedriger Priorität versehen, weil sie nicht im Kernfokus dieser Arbeit liegen und jeweils eine eigenständige Vertiefung erfordern würden. Insgesamt bilden alle acht Konzeptanforderungen das Fundament für das Lösungskonzept, welches im folgenden Unterkapitel vorgestellt wird.

4.2 AUFBAU DES EMPFEHLUNGSSYSTEMS

Ziel: Personalisierte Prozessausführung

In diesem Unterkapitel wird das grundlegende Konzept vorgestellt, mit dem sich Empfehlungsdienste in die Prozessausführung integrieren lassen. Der Fokus liegt auf der Personalisierung der Aufgabenverteilung, die sich eng an den individuellen Präferenzen der Mitarbeitenden orientiert. So sollen Motivation und Zufriedenheit gezielt gesteigert und der Arbeitsalltag bedarfsgerecht gestaltet werden.

Empfehlungssystem vs. Empfehlungsdienst

Bevor das entwickelte Konzept detailliert vorgestellt wird, erfolgt eine Begriffsabgrenzung zwischen den Begriffen **Empfehlungssystem** und **Empfehlungsdienst**. Diese Unterscheidung ist notwendig, da beide Begriffe unterschiedliche Aspekte des hier entwickelten Ansatzes beschreiben.

Das **Empfehlungssystem** bezeichnet in dieser Arbeit das Gesamtsystem bzw. das umfassende Konzept, welches sämtliche Schritte zur Erstellung der Empfehlungen umfasst. Dies beinhaltet insbesondere die Erfassung und Vorverarbeitung der Eingabedaten und Nutzerpräferenzen, die eigentliche Berechnung und Generierung der Empfehlungen sowie die anschließende Ausgabe und Bereitstellung der Ergebnisse innerhalb des Prozessmanagementsystems.

Ein **Empfehlungsdienst** hingegen stellt eine spezifische Methode oder einen Algorithmus dar, welcher die eigentliche Berechnung der Empfehlungen vornimmt. Innerhalb des Empfehlungssystems können unterschiedliche Empfehlungsdienste integriert sein, beispielsweise kollaborative, wissensbasierte oder inhaltsbasierte Empfehlungsdienste. Jeder dieser Dienste basiert auf spezifischen Algorithmen, die unterschiedliche Datengrundlagen und Berechnungsmethoden nutzen, um nutzerzentrierte Vorschläge zu generieren.

Somit umfasst das Empfehlungssystem den ganzheitlichen Ansatz zur Einbindung von Empfehlungen in das Prozessmanagement, während die Empfehlungsdienste spezifische, algorithmische Implementierungen der Empfehlungsberechnung darstellen.

Gesamtkonzept

Das Konzept sieht eine **modulare, flexible Architektur** vor, um unterschiedliche Anwendungsfälle abdecken zu können, ohne sich auf ein bestimmtes Prozessmanage-

mentsystem festzulegen. Zudem ist es nicht auf eine bestimmte Modellierungssprache angewiesen, sondern verarbeitet die Informationen über Prozesse in abstrahierter Form. Ebenso ist es nicht auf einzelne Prozesse begrenzt, sondern kann **prozessübergreifend** angewandt werden, sodass sämtliche Abläufe in einer Organisation zur Datengrundlage beitragen. Abbildung 8 bietet dazu einen schematischen Überblick des Gesamtkonzepts.

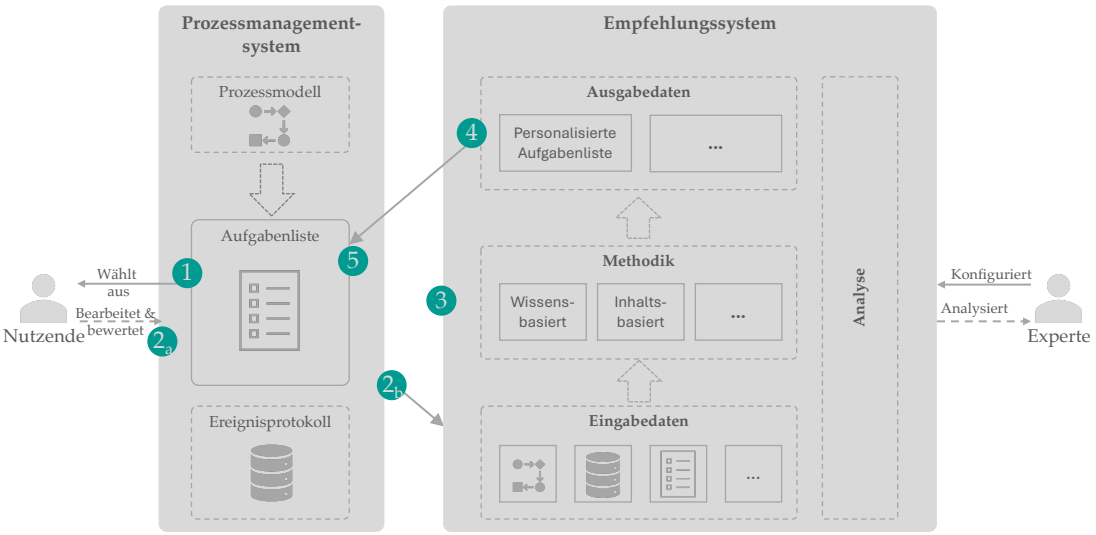


Abbildung 8: Schematische Darstellung eines integrierten Empfehlungssystems im Prozessmanagement.

Grundlegend lassen sich vier zentrale Funktionen ausmachen. Diese umfassen erstens die **Erfassung relevanter Nutzerdaten**, zweitens die eigentliche **Generierung der Empfehlungen**, drittens die **Bereitstellung dieser Empfehlungen** im Prozessmanagementsystem und viertens die **Analyse** der Empfehlungsqualität. Diese Teilschritte sind eng miteinander verknüpft und in einem iterativen Ablauf angelegt, der die Empfehlungen kontinuierlich an die Bedürfnisse und das Verhalten des Nutzenden anpasst.

Integration des Empfehlungssystems

Der Kern des Konzepts liegt in der Integration des Empfehlungssystems in ein bestehendes Prozessmanagementsystem. Letzteres verwaltet die betrieblichen Abläufe und Aufgaben. Greift das Empfehlungssystem auf diese Daten zu, können personalisierte Empfehlungen nahtlos in den Ablauf eingebunden werden, ohne dass die Mitarbeitenden den gewohnten Arbeitsfluss unterbrechen müssen. Grob umfasst dieser Prozess die folgenden Schritte:

1. Mitarbeitende erhalten im Prozessmanagementsystem eine Aufgabenliste, die alle zurzeit für sie verfügbaren Aufgaben enthält.

2. Sobald eine Aufgabe bearbeitet bzw. abgeschlossen ist (2_a), erstellt das Prozessmanagementsystem eine neue Aufgabenliste und sendet diese für eine Priorisierung an das Empfehlungssystem (2_b).

3. Das Empfehlungssystem analysiert die Präferenzen des Nutzenden in Form von Feedback und prozessrelevante Daten und erstellt eine neue bzw. neu sortierte Aufgabenliste. Die Anpassung der Aufgabenliste ist dynamisch und reagiert auf Veränderungen im Verhalten der Nutzenden, sodass die Empfehlungen kontinuierlich angepasst werden.

4. Die aktualisierte Aufgabenliste wird an das Prozessmanagementsystem zurückgesendet.

5. Das Prozessmanagementsystem zeigt Nutzenden die priorisierte Aufgabenliste an. Diese können nun direkt in der gewohnten Arbeitsumgebung ohne Unterbrechung des Arbeitsablaufs fortfahren.

Um möglichst genaue Empfehlungen bereitzustellen, wertet das Empfehlungssystem eine Vielzahl an Daten aus. Dazu zählen explizites und implizites Feedback sowie Parameter und Attribute, welche das Prozessmanagementsystem zur Verfügung stellt. Dank dieser Datenvielfalt ist es möglich, die Vorlieben der Mitarbeitenden zu ermitteln und gleichzeitig prozessspezifische Faktoren zu berücksichtigen.

Empfehlungsmethoden

Die Architektur des Empfehlungssystems ist so konzipiert, dass **unterschiedliche Methoden** (wissensbasiert, inhaltsbasiert, kollaborativ) flexibel eingebunden werden können. Auf diese Weise lässt sich der Ansatz an verschiedene Organisationsstrukturen anpassen. Die Erweiterbarkeit erlaubt es zudem, neue Algorithmen oder weitere Datenquellen nahtlos einzubinden, ohne das Basiskonzept zu verändern. Nach der Empfehlungserzeugung übermittelt das System die neu priorisierte Aufgabenliste an das Prozessmanagementsystem. Ziel ist es, die Mitarbeitenden nicht mit einer gänzlich anderen Liste zu konfrontieren, sondern ihre bestehende Liste so zu ergänzen oder neu zu ordnen, dass sie durch personalisierte Vorschläge profitieren.

Messgrößen zur Wirksamkeit von Empfehlungsdiensten

Um die Wirksamkeit der einzelnen Empfehlungsdienste zu ermitteln, lassen sich unterschiedliche Messgrößen heranziehen. Zwei zentrale Größen sind zum einen die **Akzeptanzrate**, die aufzeigt, wie oft empfohlene Aufgaben tatsächlich ausgewählt werden, und zum anderen die **Vorhersagequalität**, welche die Abweichung zwischen einer berechneten Bewertung und dem tatsächlich geäußerten Feedback misst. Auf diese Weise können die erfassten Daten genutzt werden, um Algorithmen an veränderte Anforderungen anzupassen und die Relevanz der Vorschläge kontinuierlich zu steigern.

In den folgenden Abschnitten wird der hier skizzierte Rahmen im Detail beschrieben. Zunächst bietet der Abschnitt 4.2.1 einen Gesamtüberblick über die Struktur des Empfehlungssystems. Anschließend werden in den Abschnitten 4.2.2 bis 4.2.7 die wesentlichen Module im Detail betrachtet und hinsichtlich ihrer Rolle sowie der potenziellen Herausforderungen diskutiert.

4.2.1 *Rahmenwerk zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement*

Rahmenwerk zur Integration von Empfehlungsdiensten

Das im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Rahmenwerk zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung wurde iterativ im DSR-Prozess entwickelt. Ziel ist es, durch eine systematische Berücksichtigung individueller Präferenzen die Aufgabenverteilung im Prozessmanagement zu personalisieren, ohne bereits erzielten Prozessoptimierungen verändern zu müssen. Das modulare Design verknüpft Anforderungen von Prozess- und Empfehlungssystemen und vermeidet zugleich Anpassungen der vorhandenen Algorithmen. Die flexible Architektur gewährleistet zudem eine langfristige Erweiterbarkeit sowie den Einsatz in verschiedenen organisatorischen Kontexten.

Erster Zyklus: Basis-Rahmenwerk

ENTWICKLUNG IM DSR-PROZESS Der erste DSR-Zyklus konzentrierte sich darauf, welche Daten für personalisierte Empfehlungen benötigt werden und wie diese verarbeitet werden. Auf dieser Grundlage entstand ein funktionales Basis-Rahmenwerk, in dem erste Module konzipiert wurden [113, 114, 116]. Dabei standen Datenerfassung, die eigentliche Empfehlungsgenerierung sowie die Ausgabe der Ergebnisse an die Nutzenden im Vordergrund. Bereits hier zeigte sich, dass vor allem explizites Nutzerfeedback wesentlich für eine fundierte Empfehlung ist.

Zweiter Zyklus: Integration prozessspezifischer Daten

Um die Genauigkeit und Qualität der Empfehlungen weiter zu erhöhen, wurden in einem zweiten DSR-Zyklus zusätzliche prozessspezifische Daten einbezogen [117]. Dabei werden nun explizit verschiedene Prozessperspektiven berücksichtigt, um einen umfassenderen Kontext für die Empfehlungen zu schaffen. Auf dieser Basis werden die Datenvorverarbeitung und eine nachgelagerte Verfeinerung so gestaltet, dass die Empfehlungen gezielt an betriebliche Anforderungen angepasst werden können, ohne Änderungen an den Kernalgorithmen vorzunehmen.

Weiterführende Ausrichtung: Integration von Analysemethoden

Im dritten Zyklus wird ein eigenständiges Analysemodul integriert. In der aktuellen Fassung umfasst es einige exemplarische Kennzahlen – etwa Akzeptanzraten oder Abweichungen zwischen vorgeschlagener und tatsächlich gewählter Aufgabe – um eine erste Bewertung der Empfehlungsqualität zu ermöglichen. Mittelfristig soll das Modul erweitert werden, um zusätzliche Metriken einzubinden und datenbasierte Optimierungsvorschläge für das System abzuleiten.

Modulare Gesamtarchitektur des Konzepts

GESAMTARCHITEKTUR Das Konzept besteht aus insgesamt sechs eigenständigen Modulen, die aufeinander aufbauen und eine umfassende, personalisierte Empfehlungsarchitektur bilden (Abbildung 9). Dabei konkretisiert das in Abbildung 9 dargestellte Rahmenwerk den Teilbereich *Empfehlungssystem* der schematischen Gesamtübersicht aus Abbildung 8. Während Abbildung 8 eine abstrakte und überblicksartige Darstellung der grundlegenden Komponenten bietet, werden im Rahmenwerk die spezifischen Module des Empfehlungssystems beschrieben. So wird dargestellt, wie zentrale Funktionen – Datenerfassung, Datenvorverarbeitung, Empfehlungsgenerierung,

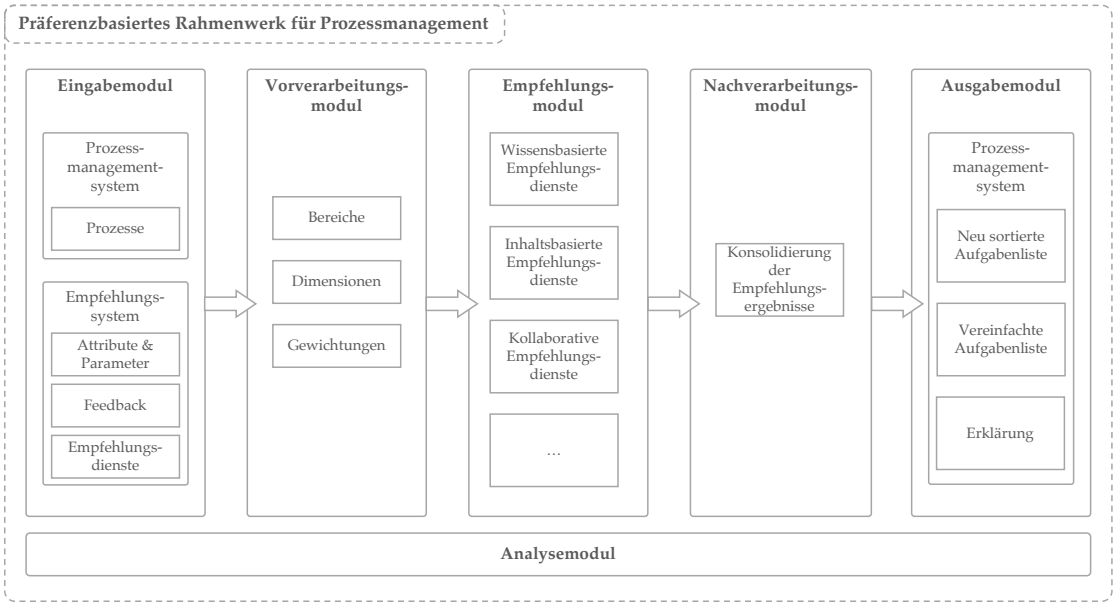


Abbildung 9: Gesamtkonzept des Rahmenwerks.

Nachverarbeitung, Ausgabe und Analyse – durch klar voneinander abgegrenzte Module realisiert werden. Durch diese modulare Struktur übernimmt jedes Modul eine spezifische Funktion, was eine flexible Erweiterbarkeit und Anpassung an unterschiedliche Umgebungen ermöglicht.

1. **Eingabemodul:** Legt fest, welche Eingabedaten für das Empfehlungssystem relevant sind und wie sie strukturiert werden. Dazu zählen sowohl Nutzerpräferenzen als auch prozessspezifische Informationen. Auf dieser Grundlage entsteht ein einheitliches Datenmodell, das als Basis für die weiteren Schritte dient.

2. **Vorverarbeitungsmodul:** Extrahiert aus den im Eingabemodul gesammelten Daten jene Aspekte, die für die spätere Empfehlung maßgeblich sind. Dabei werden gezielt die verschiedenen Prozessperspektiven berücksichtigt, um Dimensionen, Bereiche und Gewichtungen zu definieren. So wird sichergestellt, dass nur die relevanten Teilmengen an das Empfehlungsmodul weitergegeben werden, etwa durch Fokus auf bestimmte Ressourcen oder Prozessattribute.

3. **Empfehlungsmodul:** Stellt den Kern des Konzepts dar: Hier werden unterschiedliche Empfehlungsmethoden – wissensbasiert, inhaltsbasiert, kollaborativ – integriert, die aus den gefilterten Daten Empfehlungen generieren. Ziel ist es, eine priorisierte Auswahl potenziell passender Aufgaben zu generieren.

4. **Nachverarbeitungsmodul:** Verarbeitet die im Empfehlungsmodul generierten Vorschläge hinsichtlich der zuvor definierten Dimensionen und deren Gewich-

tungen. Es sorgt für eine zielgerichtete Aufbereitung und Konsolidierung der Empfehlungen gemäß den definierten Dimensionen und Gewichtungen.

5. **Ausgabemodul:** Definiert die Form, in der die Empfehlungen in das Prozessmanagementsystem eingebunden werden. Hier werden insbesondere nutzerzentrierte Empfehlungen und betriebliche Prioritäten miteinander kombiniert. Eine typische Umsetzung ist dabei die Priorisierung bestehender Aufgabenlisten unter Berücksichtigung der relevanten betrieblichen Anforderungen.

6. **Analysemodul:** Ermöglicht eine Bewertung der Empfehlungsqualität anhand exemplarischer Kennzahlen. Diese Metriken sollen zukünftig erweitert werden, um datenbasierte Optimierungsvorschläge für das System ableiten zu können. Damit fungiert das Analysemodul als kontinuierliche Rückkopplungsinstanz.

Dank dieser modularen Struktur kann das Konzept schrittweise erweitert werden, ohne die bereits bestehenden Komponenten anzupassen. Insbesondere können neue Datenquellen oder Empfehlungstechniken eingebunden werden, wenn sich die Anforderungen im Unternehmen ändern. In den folgenden Abschnitten werden die jeweiligen Module detailliert betrachtet und hinsichtlich ihrer Rolle im Gesamtkonzept erläutert.

4.2.2 *Eingabemodul*

Ziel des Eingabemoduls

Das Eingabemodul bildet das zentrale Fundament im hier vorgestellten Rahmenwerk zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement. Es dient dazu, sämtliche Daten, die für eine nutzerzentrierte Prozessausführung relevant sind, systematisch zu definieren und zu strukturieren. Dabei gliedert es sich in zwei übergeordnete Bereiche. Zum einen die **Modellierung** (Prozess-, Attribut-, Feedback- und Empfehlungsmodellierung) und zum anderen die **Ausführung** (Prozess-, Attribut-, Feedback- und Empfehlungsausführung). In der Modellierung werden statische Informationen festgelegt, z. B. welche Aktivitäten und Parameter ein Prozess enthält oder wie Feedbackmechanismen konzipiert sind. In der Ausführungsebene hingegen stehen dynamische Daten im Vordergrund, die sich aus der tatsächlichen Interaktion der Nutzenden ergeben.

Übersicht: Eingabemodul

Abbildung 10 illustriert diese beiden Bereiche und zeigt zugleich, wie die Daten über vier zentrale Ebenen erfasst und strukturiert werden. Zur besseren Unterscheidung sind die Prozessdaten hell und die empfehlungsbezogenen Daten in einem Grauton dargestellt. Damit wird deutlich, dass einerseits sämtliche betrieblichen Abläufe und Parameter strukturiert erfasst werden, während andererseits die Präferenzen und Rückmeldungen der Nutzenden in die Datengrundlage einfließen. Dabei übernehmen **Datenquellen** die Erzeugung und Bereitstellung sämtlicher relevanter Informationen, etwa durch das Prozessmanagementsystem. Anschließend werden diese Informatio-

nen in **Datenobjekte** überführt, die eine klar definierte Struktur und Ordnung schaffen, indem sie bestimmte Merkmale zusammenführen. Auf der Ebene der **Datenelemente** erfolgt eine Beschreibung der konkreten Inhalte, etwa detaillierte Parameter einer Aktivität oder Ausprägungen einer Feedbackskala. Schließlich gewährleisten die **Datenträger** die langfristige Persistierung und Analyse, indem sie sowohl aktuelle als auch historische Informationen archivieren und damit eine kontinuierliche Verbesserung und Rückverfolgung der Empfehlungen ermöglichen.

Im Folgenden werden die beiden Ebenen des Eingabemoduls erläutert – zunächst die Modellierungsebene, die sich mit der Definition relevanter Datenstrukturen befasst, gefolgt von der Ausführungsebene, in der konkrete Instanzen dieser Strukturen während der Prozessausführung verarbeitet werden.

4.2.2.1 *Modellierungsebene*

Statische Erfassung der Daten

Die Modellierungsebene legt fest, welche Daten im System abgebildet werden und wie diese Daten formal strukturiert sind. Dadurch entsteht eine solide Basis, auf die das Empfehlungssystem im laufenden Betrieb zugreifen kann. Diese Daten sind die Basis für die Ausführungsebene, in der konkrete Instanzen der Datenelemente der Modellierungsebene betrachtet werden.

Modellierung von Prozessen

PROZESSMODELLIERUNG Die Prozessmodellierung legt den strukturellen Rahmen fest, in dem das Empfehlungssystem agiert. Dabei entsteht als zentrales Datenobjekt ein **Prozessmodell**, in dem sämtliche **Aktivitäten** eines Prozesses definiert sind. Diese Aktivitäten fungieren wiederum als Datenelemente, indem sie jede einzelne Aufgabe beschreiben, beispielsweise *Budgetplanung durchführen* oder *Location buchen* im Kontext der Veranstaltungsplanung (Kapitel 2.3). Darüber hinaus enthält das Prozessmodell auch **Rollen** als Datenelemente, um festzuhalten, wer für die jeweilige Aktivität zuständig ist, sowie die **Prozessstruktur**, die bestimmt, in welcher Reihenfolge die Aktivitäten ablaufen. Auf diese Weise bietet das Prozessmodell eine abstrakte, jedoch klar definierte Basis, die sämtliche relevanten Aktivitäten, Rollen und Beziehungen in sich vereint. Es legt fest, was getan wird, wer was ausführt und wie die Aktivitäten miteinander verknüpft sind, ohne bereits Ausführungsdaten zu erzeugen. Zusammen bildet das Prozessmodell und seine Datenelemente damit eine zentrale Struktur, auf die Empfehlungsalgorithmen im späteren Verlauf zugreifen können.

Zentrale Datenelemente im Prozessmodell:

- **Aktivitäten:** Beschreiben einzelne Aufgaben, die im Prozess durchzuführen sind, z. B. *Budgetplanung durchführen*.
- **Rollen:** Legen fest, welche Personen oder Personengruppen für bestimmte Aufgaben zuständig sind.

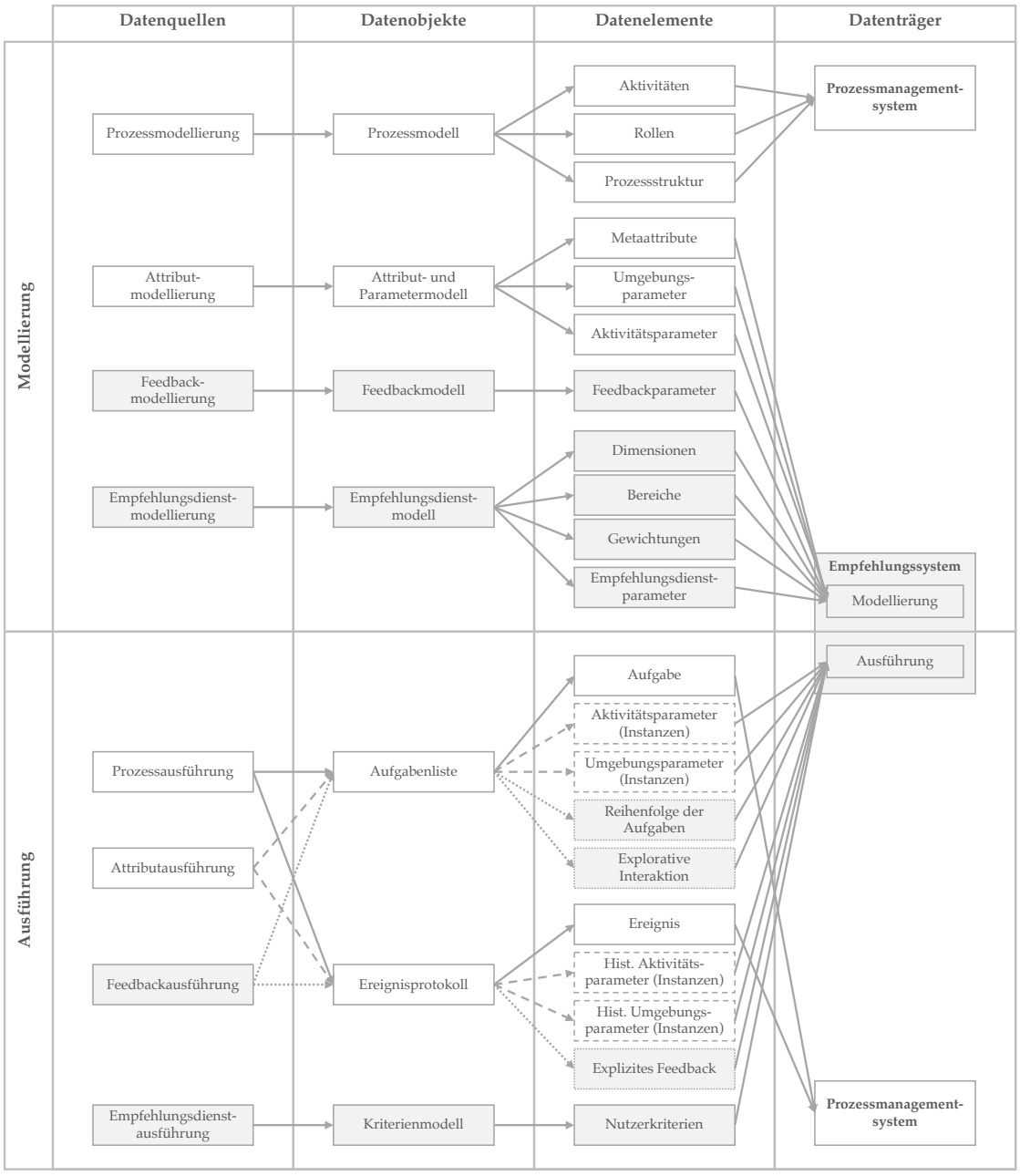


Abbildung 10: Struktur des Eingabemoduls in Modellierungs- und Ausführungsebene.

- **Prozessstruktur:** Definiert die Reihenfolge, in der Aktivitäten ablaufen, und ob sie nacheinander oder parallel ausgeführt werden.

Allerdings reicht die reine Abfolge und die Aktivitäten oft nicht aus, um präzise und kontextsensitive Empfehlungen zu erstellen, die individuell auf die Bedürfnisse und Präferenzen der Nutzenden eingehen. Es fehlen zusätzliche Informationen über den inhaltlichen Kontext, den Ausführungszeitpunkt oder spezifische Eigenschaften der Aktivitäten, die für die Empfehlungslogik relevant sein können. Um solche kontextabhängigen Empfehlungen zu ermöglichen, ist eine erweiterte Modellierung erforderlich – beispielsweise durch Ergänzung von Metaattributen, Umgebungsparametern oder Aktivitätsparametern, die über das reine Prozessmodell hinausgehen.

Modellierung von Attributen und Parametern

ATTRIBUTMODELLIERUNG Die Attributmodellierung beschreibt eine weitere zentrale Datenquelle, aus der ein **Attribut- und Parametermodell** als Datenobjekt hervorgeht. Dieses Modell erweitert das Prozessmodell um vielfältige **Attribute** und **Parameter**, damit kontextsensitive Empfehlungen möglich werden. Auf diese Weise lassen sich neben dem reinen Ablauf des Prozesses auch zusätzliche Informationen wie Eingabeparameter und Ausgabeparameter erfassen, die den Aktivitäten Kontextinformationen hinzufügen.

Das Attribut- und Parametermodell umfasst insbesondere die folgenden zentralen Datenelemente, die zur Kontextualisierung von Aktivitäten beitragen.

- **Metaattribute:** Kategorisieren und semantisieren einzelne Aktivitäten oder ganze Prozesse. Ein Beispiel wäre das Metaattribut *Planung* für die Aktivitäten *Zielgruppenanalyse durchführen*, *Budget planen* und *Konzept erstellen* im Veranstaltungsprozess. Diese Klassifizierung erleichtert es den Empfehlungsalgorithmen, bestimmte Aktivitätstypen zu verwenden oder auszuschließen.

- **Umgebungsparameter:** Dienen der Berücksichtigung externer Faktoren, etwa *Tageszeit* (z. B. *morgens* oder *abends*), Außentemperatur oder saisonale Besonderheiten. Dadurch können Empfehlungen flexibel an den aktuellen Kontext angepasst werden.

- **Aktivitätsparameter:** Beschreiben Eingabe- oder Ausgabeparameter, die bei der Ausführung einer Aufgabe erstellt oder verwendet werden. Ein Beispiel ist die Aktivität *Budget planen*, bei der der Eingabeparameter *Gesamtbudget* (z. B. 15.000 €) benötigt wird und bei der Ausführung der Aktivität die Ausgabeparameter *Budget für Location* und *Budget für Catering* entstehen.

Bei der Attributmodellierung werden Umgebungsparameter und Aktivitätsparameter jeweils festgelegt, ohne dass schon konkrete Werte zugewiesen werden. Diese Attribute und Parameter lassen sich flexibel mit einzelnen Aktivitäten verknüpfen und müssen nicht in einer spezifischen Modellierungssprache verankert sein. Dadurch

bleibt das Empfehlungssystem unabhängig von bestimmten Prozessmodellierungssprachen und kann in unterschiedlichen Prozessumgebungen eingesetzt werden. Sobald im Betrieb konkrete Werte vorliegen – zum Beispiel die konkrete Temperatur oder ein konkretes Budget –, werden sie als Instanzen in der Aufgabe zur Verfügung gestellt. Dadurch steht im laufenden Betrieb eine hinreichend granulare Datengrundlage zur Verfügung, um den jeweiligen Kontext präzise abzubilden.

Durch diese detaillierte Beschreibungsebene entsteht ein semantisch reichhaltiges Attribut- und Parametermodell, das eine fein abgestimmte Anpassung der Empfehlungen unterstützt. Sobald sowohl Metaattribute als auch Umgebungs- und Aktivitätsparameter eingebunden sind, können die Algorithmen gezielt auf den jeweiligen Kontext und die Anforderungen reagieren. Auf diese Weise wird eine solide Basis geschaffen, um in den nachfolgenden Schritten individuell passende Handlungsvorschläge zu generieren.

Modellierung von Feedbackmechanismen

FEEDBACKMODELLIERUNG Die Feedbackmodellierung bildet eine weitere Datenquelle und dient der strukturierten Organisation und Erfassung der Rückmeldungen, die Nutzende zu Prozessen oder Aktivitäten abgeben. Die zentrale Funktion der Feedbackmodellierung liegt darin, Feedbackmechanismen flexibel an unterschiedliche Anwendungsfälle und Nutzerszenarien anzupassen. Unterschiedliche Kontexte zu Präferenzen erfordern oft spezifische Arten von Bewertungsmodellen, sodass eine einheitliche Bewertungsskala allein nicht ausreicht, um die Vielschichtigkeit der Nutzerrückmeldungen abzubilden. Eine häufig genutzte Möglichkeit ist das binäre Feedback, bei der Nutzende lediglich zwischen einer positiven und einer negativen Rückmeldung wählen können, wie etwa bei einem *Like* oder *Dislike*. Diese Art des expliziten Feedbacks ist besonders effektiv für einfache Anwendungsfälle, bei denen eine direkte und schnelle Rückmeldung benötigt wird. Für komplexere Szenarien kann das Feedbackmodell jedoch auch differenzierte Bewertungsformen umfassen, wie etwa die Likert-Skala [90]. Dieses Bewertungssystem erlaubt eine mehrstufige Rückmeldung, bei der Nutzende ihre Zustimmung oder Ablehnung in verschiedenen Abstufungen ausdrücken können. Die Likert-Skala eignet sich besonders für Anwendungen, bei denen es wichtig ist, feinere Unterschiede in der Wahrnehmung und Bewertung der Nutzenden zu erfassen. Sie ermöglicht den Empfehlungsalgorithmen, eine gestufte Bewertung der Aktivitäten vorzunehmen und die Vorschläge gezielt auf unterschiedliche Abstufungen der Zufriedenheit oder Präferenz auszurichten.

Als Datenobjekt innerhalb der Feedbackmodellierung fungiert das **Feedbackmodell**, das die spezifischen Feedbackparameter eines Feedbacksystems aufnimmt und strukturiert abbildet. Die **Feedbackparameter** bilden die Datenelemente innerhalb des Modells und legen die Art und Struktur des Feedback fest. Durch die Festlegung verschiedener Feedbackparameter wird eindeutig definiert, wann Feedback eingeholt wird und welche Art von Rückmeldungen möglich sind.

Folgende Datenelemente sind zentrale im Feedbackmodell.

- **Feedbackparameter:** Geben an, welche Feedbackformen existieren (z. B. binäre oder intervallbasierte Bewertung) und zu welchem Zeitpunkt bzw. unter welchen Bedingungen (z. B. direkt nach dem Abschluss einer Aktivität) das Feedback erhoben wird.

Auf der Modellierungsebene wird also bestimmt, welche Art von Feedback überhaupt möglich ist, ohne dass bereits konkrete Feedbackinstanzen vorliegen. Sobald das Feedbackmodell definiert worden ist, kann es flexibel an unterschiedliche Anforderungen angepasst und später bei der Prozessausführung verwendet werden. Damit wird eine einheitliche Struktur für sämtliche Rückmeldungen geschaffen, die später in das Empfehlungssystem einfließen. Durch diese klare Definition werden individuelle Vorlieben effizient erfasst, was eine präzise und nutzerzentrierte Empfehlung unterstützt.

Modellierung von Empfehlungsmechanismen

EMPFEHLUNGSDIENSTMODELLIERUNG Die Empfehlungsdienstmodellierung bildet eine weitere Datenquelle, aus der ein **Empfehlungsdienstmodell** als Datenobjekt hervorgeht. Hier wird festgelegt, wie die bereits erfassten Informationen aus Prozessen, Attributen und Feedback zu konkreten Empfehlungen führen sollen. Dabei werden in diesem Schritt **Dimensionen**, **Bereiche**, **Gewichtungen** und **Empfehlungsdienstparameter** als Datenelemente definiert, welche für die spätere Empfehlungsberechnung relevant sind, sodass das Empfehlungssystem zielgerichtet auf die jeweiligen Anforderungen reagieren kann.

Folgende Datenelemente sind zentral im Empfehlungsdienstmodell.

- **Dimensionen:** Legen fest, welche konkreten Parameter das Empfehlungssystem bei der Empfehlung berücksichtigt. Eine Dimension *Temperatur* könnte beispielsweise ermöglichen, dass Aktivitäten, bei denen die Temperatur ein relevanter Parameter ist, abhängig von dieser empfohlen werden.

- **Bereiche:** Unterteilen eine zuvor definierte Dimension in spezifische Werte- oder Kategorieintervalle. Bei der Dimension *Temperatur* könnten Bereiche wie *0-10 °C*, *11-20 °C* und *über 20 °C* definiert werden, um differenzierte Empfehlungen zu erzeugen.

- **Gewichtungen:** Legen fest, welche Bedeutung der jeweiligen Dimension beigemessen wird. So lässt sich zum Beispiel die Dimension *Temperatur* stärker gewichten als andere Kriterien.

- **Empfehlungsdienstparameter:** Definieren spezielle Einstellungen oder Algorithmen, die zur Erzeugung der Empfehlungen genutzt werden. Mithilfe dieser Parameter lassen sich unterschiedliche Empfehlungsansätze flexibel anbinden, ohne eine neue Implementierung vorzunehmen.

Durch diese Ausgestaltung liefert die Empfehlungsdienstmodellierung einen flexiblen Mechanismus, um aus den vielfältigen Daten gezielt jene Aspekte zu extrahieren, die für die jeweilige Empfehlungssituation relevant sind. So wird sichergestellt, dass die Empfehlungen optimal auf die Präferenzen und Bedürfnisse der Nutzenden zugeschnitten sind, ohne dabei die zugrunde liegende Datenbasis verändern zu müssen. Mit dem Empfehlungsdienstmodell können verschiedene Szenarien abgebildet werden – von einfachen, stark fokussierten Empfehlungen bis hin zu umfangreichen, mehrdimensionalen Analyse- und Vorschlagsverfahren. In allen Fällen sorgen die Empfehlungsdienstparameter dafür, dass neue oder geänderte Algorithmen einfach per Konfiguration angebunden werden können.

4.2.2.2 *Ausführungsebene*

Dynamische Datenerfassung

Nachdem in der Modellierungsebene statisch festgelegt wird, welche Daten (Prozess-, Attribut-, Feedback- und Empfehlungsdienstmodelle) für das Empfehlungssystem relevant sind und wie diese strukturiert werden, rücken in der Ausführungsebene die dynamischen Aspekte der Empfehlung in den Vordergrund. Hier werden während des laufenden Betriebs entstehenden Informationen, etwa konkrete Aufgaben, Feedbackinstanzen oder Umgebungsfaktoren, erfasst und genutzt, um die zuvor definierten Strukturen mit konkreten Werten zu füllen. Auf diese Weise schafft die Ausführungsebene die Grundlage für eine zielgerichtete Feinjustierung und Weiterentwicklung der Empfehlungen, da alle Interaktionen und Rückmeldungen unmittelbar in die Empfehlungsgenerierung einfließen.

Aufgabenlisten und Ereignisprotokolle

PROZESSAUSFÜHRUNG Die Prozessausführung dient als eine Datenquelle und umfasst alle Vorgänge, die während der Ausführung des Prozesses entstehen. Dabei lassen sich zwei wesentliche Datenobjekte unterscheiden: die **Aufgabenliste** und das **Ereignisprotokoll**. Während die Aufgabenliste die aktuell verfügbaren Aufgaben für jeden Nutzenden abbildet, hält das Ereignisprotokoll sämtliche bereits abgeschlossene Vorgänge fest. In beiden Fällen stehen spezifische Datenelemente im Mittelpunkt. Konkret sind dies die **Aufgaben** in der Aufgabenliste und die **Ereignisse** im Ereignisprotokoll.

Folgende Datenelemente sind zentral bei der Prozessausführung.

- **Aufgabe:** Innerhalb der Aufgabenliste fungiert jede Aufgabe als Datenelement, das von einer Person bearbeitet werden kann. Diese Aufgaben können detaillierte Informationen enthalten, wie beispielsweise ein Fälligkeitsdatum oder eine Priorität. Da die Aufgabenliste dynamisch aktualisiert wird, enthält sie stets den aktuellen Stand der zu erledigenden Arbeitsschritte. Nutzende erhalten somit immer eine aktuelle Übersicht über ihre anstehenden Tätigkeiten und können diese entsprechend priorisieren.

- **Ereignis:** Jedes Ereignis, das hier persistiert wird, repräsentiert eine abgeschlossene Aufgabe mitsamt der Kontextdaten, wie dem Zeitpunkt der Ausführung, der dafür benötigten Dauer und dem bearbeitenden Nutzenden.

Durch das Zusammenspiel von Aufgabenliste und Ereignisprotokoll werden die in der Modellierungsebene definierten Strukturen um konkrete Werte und Statusinformationen ergänzt. So lässt sich im laufenden Betrieb nachvollziehen, welche Aufgaben aktuell anstehen und wie frühere Prozessausführungen tatsächlich abgelaufen sind. Dadurch erhält das Empfehlungssystem eine solide Grundlage für die Generierung passgenauer Empfehlungen, indem es sowohl auf aktuelle Aufgaben als auch auf vergangene Ereignisse zugreifen kann.

Dynamische Instanziierung der Parameter

ATTRIBUTAUSFÜHRUNG Nachdem die Prozessausführungskomponente über die Aufgabenliste und das Ereignisprotokoll eine klare Übersicht bietet, wird diese Struktur durch die Attributausführung weiter verfeinert. Die Attributausführung erweitert die **Aufgabenliste** und das **Ereignisprotokoll** jeweils um kontextabhängige **Instanzen von Parametern**, welche während der Prozessausführung erfasst werden. Sie erfasst und speichert dabei die spezifischen Werte der Aktivitäts- und Umgebungsparameter für jede einzelne Aufgabe und deren Ausführungskontext, wodurch die Empfehlungsalgorithmen auf eine noch detailliertere Datenbasis zugreifen können. Sie nutzt dabei zwei Datenobjekte – die Aufgabenliste und das Ereignisprotokoll – um sowohl aktuelle als auch historische Parameter zu speichern und auszuwerten. Auf diese Weise füllt sie die zuvor definierten Parameterinformationen mit konkreten Werten.

Folgende Datenelemente sind zentral bei der Attributausführung.

- **Instanzen von Aktivitätsparametern:** Erfassen die jeweils benötigten Eingabeinformationen (z. B. ein konkretes Budget, welches nicht überschritten werden darf), während eine Aufgabe bearbeitet wird. Diese werden vom Nutzenden während der Prozessausführung eingegeben.

- **Instanzen von Umgebungsparametern:** Erfassen den aktuellen Kontext (z. B. gemessene Temperatur) zum Zeitpunkt der Prozessausführung. Diese Parameter sind automatisierte Messungen, die üblicherweise kurz vor Beginn einer Aufgabe aufgezeichnet werden.

- **Instanzen von historischen Aktivitätsparametern:** Repräsentieren die historischen Werte der Aktivitätsparameter aus früheren Prozessdurchläufen und werden im Ereignisprotokoll gespeichert. Sie dokumentieren die spezifischen Eingaben der Nutzenden, die bei der Ausführung einer Aufgabe in der Vergangenheit vorgenommen wurden.

- **Instanzen von historischen Umgebungsparametern:** Dokumentieren die spezifischen Umgebungsbedingungen, die bei früheren Prozessdurchläufen vorherrsch-

ten und werden im Ereignisprotokoll gespeichert. Sie dokumentieren, welche externen Faktoren zum Zeitpunkt einer vergangenen Prozessausführung relevant waren.

Während sich die Aufgabenliste auf laufende, noch zu bearbeitende Aufgaben konzentriert, werden hier pro Aufgabe die Instanzen für Aktivitäts- und Umgebungsparameter hinterlegt. So können Algorithmen unmittelbar auf den aktuellen Kontext zugreifen. Das Ereignisprotokoll archiviert hingegen die historischen Parameter und bildet damit eine retrospektive Sicht, die Rückschlüsse auf vergangene Interaktionen und Bedingungen erlaubt. Indem beide Datenobjekte zusammenwirken, entsteht eine verfeinerte Datengrundlage, mit der die Empfehlungserstellung aktuelle wie auch historische Umstände berücksichtigen kann und so kontextsensitive Handlungsvorschläge generiert.

Erfassung von Feedback während der Prozessausführung

FEEDBACKAUSFÜHRUNG Nachdem die Attributausführung sicherstellt, dass spezifische Aktivitäten- und Umgebungsparameter für die laufende und historische Prozessausführung erfasst werden, folgt als nächste Datenquelle die Feedbackausführung. Die Feedbackausführung ermöglicht es, das Feedback der Nutzenden während der Prozessausführung zu erfassen. Dieses Feedback spielt eine zentrale Rolle in der Generierung von Empfehlungen, da sie den Algorithmen Einblicke in die Präferenzen der Nutzenden bietet. Dabei kommen zwei Datenobjekte zum Einsatz – die **Aufgabenliste** und das **Ereignisprotokoll** – um sowohl implizite als auch explizite Feedbackinformationen zu speichern. Die Feedbackausführung erweitert das Datenobjekt Aufgabenliste durch die konkrete **Reihenfolge der Aufgaben** sowie **explorative Interaktionen**. Das Ereignisprotokoll hingegen wird durch **explizites Feedback** erweitert.

Folgende Datenelemente sind zentral bei der Feedbackausführung.

- **Reihenfolge der Aufgaben:** Neben der Aufgabe selbst ist die Reihenfolge, in der die Aufgabenliste den Nutzenden angezeigt wird, von Bedeutung. Dies erlaubt Rückschlüsse darauf, ob eine vorrangig platzierte Aufgabe tatsächlich als erstes ausgewählt wird oder ob die Nutzenden häufiger eine weiter hinten gelistete Aufgabe vorziehen. Dadurch ergeben sich Indikatoren dafür, inwieweit das Empfehlungssystem mit den Präferenzen der Nutzenden übereinstimmt.

- **Explorative Interaktion:** Aktionen wie das bloße Anklicken einer Aufgabe, ohne sie anschließend zu bearbeiten, werden dokumentiert. Diese Form des impliziten Feedbacks gibt Hinweise auf potenzielles Interesse oder auf eine eventuelle Fehlpassung zwischen Vorschlag und Nutzerpräferenz.

- **Explizites Feedback:** Sobald eine Aufgabe oder ein Prozess abgeschlossen wurde, können Nutzende diese direkt bewerten. Diese Bewertungen werden als einzelne Instanzen gespeichert und folgen den Regeln und Kategorien, die in der Bewertungsmodellierung festgelegt wurden. Diese Art von explizitem Feedback

wird im Ereignisprotokoll gespeichert und bildet eine zuverlässige Datengrundlage für zukünftige Empfehlungen.

Indem die Aufgabenliste das laufende Verhalten (z. B. Reihenfolge, exploratives Anklicken) und das Ereignisprotokoll die abgeschlossenen Abläufe inklusive Bewertungen abbildet, erhält das Empfehlungssystem einen umfassenden Einblick in sowohl kurzfristige Interaktionen als auch langfristige Muster. Auf diese Weise lässt sich feststellen, welche Empfehlungen sich als besonders treffend erweisen und wo Optimierungsbedarf besteht, um den Nutzenden künftig noch passendere Vorschläge zu unterbreiten.

Benutzerdefinierte Kriterien

EMPFEHLUNGSDIENSTAUSFÜHRUNG Die Empfehlungsdienstausführung stellt eine weitere Datenquelle dar, welche vor allem bei wissensbasierten Empfehlungsdiensten benötigt wird. Hier können Nutzende explizit Kriterien angeben, welche ihnen bei der Auswahl einer Aufgabe besonders wichtig sind. Auf diese Weise lässt sich das Empfehlungssystem flexibel an individuelle Vorlieben anpassen, ohne dass historische Nutzerdaten verfügbar sind. Bei der Empfehlungsdienstausführung entsteht als Datenobjekt ein **Kriterienmodell**, welches manuell festgelegte **Kriterien** der Nutzenden als Datenelemente enthält.

Folgende Datenelemente sind zentral bei der Empfehlungsdienstausführung.

- **Kriterien:** Hierbei handelt es sich um konkrete Werte oder Wertebereiche, die Nutzende bei wissensbasierten Empfehlungen eigenständig wählen oder einstellen. Anhand dieser Kriterien können Aufgaben gefiltert werden. Diese manuell festgelegten Kriterien können sich beispielsweise auf Umgebungsparameter (z. B. einen gewünschten Temperaturbereich) oder spezielle Aktivitätsparameter beziehen.

Die im Kriterienmodell hinterlegten Kriterien können je nach Szenario erweitert oder angepasst werden, ohne eine neue Implementierung vorzunehmen. Stattdessen lassen sich einzelne Parameter hinzufügen oder entfernen, damit sich die Empfehlungen direkt auf die jeweiligen Vorlieben der Nutzenden ausrichten lassen. Damit liefert die Empfehlungsdienstausführung einen direkten Mechanismus, um wissensbasierte Empfehlungen zu generieren, indem sie die manuell erfassten Kriterien in das Empfehlungssystem integriert.

Übersicht der Eingabedaten

ZUSAMMENFASSUNG Das Eingabemodul legt die Struktur für sämtliche relevanten Informationen fest, die für die Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement notwendig sind. Es umfasst sowohl statische als auch dynamische Daten und ermöglicht eine detaillierte Modellierung von Prozessen, Attributen, Feedbackmöglichkeiten und Empfehlungsdiensten. Auf der Ausführungsebene liefern konkrete Instanzen die nötige Flexibilität, damit sich das Empfehlungssystem stetig an die individuellen Präferenzen und den aktuellen Kontext anpassen kann. Indem sowohl laufende Aufgaben und Zustände als auch historische Informationen und manuell

festgelegte Kriterien berücksichtigt werden, entsteht eine umfassende Datengrundlage, auf der personalisierte und kontextsensitive Empfehlungen generiert werden können. Dies führt zu einer konsequent nutzerzentrierten Ausgestaltung der Prozessausführung, deren Qualität sich kontinuierlich steigern lässt.

Anforderungen

Das Eingabemodul erfüllt insbesondere Anforderung A_3, indem es sämtliche benötigten Daten über Prozesse, Aktivitäten und Feedback systematisch erfasst und strukturiert. Diese umfassende Datenbasis ermöglicht eine präzise Analyse vorhandener Prozessdaten, auf die das Empfehlungssystem im laufenden Betrieb zugreifen kann. Darüber hinaus berücksichtigt es mit Blick auf Anforderung A_2 verschiedene Formen von Nutzerpräferenzen (z. B. explizites Feedback) und schafft so eine flexible Grundlage für nutzerzentrierte Empfehlungen.

Nachdem im Eingabemodul sämtliche relevanten Datenquellen, Datenobjekte und Datenelemente strukturiert werden, widmet sich Abschnitt 4.2.3 der Frage, wie diese Daten vor der eigentlichen Empfehlungsgenerierung aufbereitet werden. Dort wird aufgezeigt, wie Dimensionen und Bereiche gezielt definiert und gewichtet werden, um den nachfolgenden Empfehlungsalgorithmen eine passgenaue Grundlage zu bieten und kontextsensitive Empfehlungen zu ermöglichen.

4.2.3 *Vorverarbeitungsmodul*

Ziel des Vorverarbeitungsmoduls

Das Vorverarbeitungsmodul wurde im Rahmen des zweiten Zyklus der DSR-Methode eingeführt, mit dem Ziel, die verschiedenen Perspektiven des Prozessmanagements (Kapitel 2.1.3) bei der Erstellung von Empfehlungen gezielt einzubinden und damit die Qualität und Effizienz der Empfehlungsberechnung durch eine zielgerichtete Vorfilterung zu verbessern. Während im ersten Entwicklungszyklus im Wesentlichen die funktionale und die organisatorische Perspektive berücksichtigt wurden, erweitert das Vorverarbeitungsmodul die Empfehlungen um die weiteren grundlegenden Perspektiven. Dazu zählen die verhaltensorientierte Perspektive, die operationale Perspektive und die datenorientierte Sicht auf den Prozess. Auf diese Weise entsteht eine flexible und kontextsensitive Basis für die Empfehlungserstellung, ohne die zugrunde liegenden Empfehlungsalgorithmen verändern zu müssen.

Kernkonzepte: Dimensionen, Bereiche, Gewichtungen

Um Empfehlungen kontextsensitiv und flexibel steuern zu können, müssen prozessrelevante Informationen abstrahiert und strukturiert abgebildet werden. Hierfür sieht das Vorverarbeitungsmodul drei zentrale Konzepte vor: *Dimensionen*, *Bereiche* und *Gewichtungen*. Die einzelnen Perspektiven des Prozessmanagements können dabei von einer oder mehreren Dimensionen repräsentiert werden. Innerhalb der Dimensionen lassen sich Bereiche festlegen, die bestimmte Werteintervalle oder Kategorien abbilden. Dadurch ist es möglich, Empfehlungen direkt auf den relevanten Kontext auszurichten, ohne den Empfehlungsalgorithmus selbst anzupassen. Um die Bedeutung einzelner Dimensionen zu differenzieren, ist zusätzlich eine flexible Gewichtungsfunktion vorgesehen, über die sich die Priorität einzelner Aspekte anpassen lässt. So können

besonders wichtige Merkmale stärker in die Empfehlung einfließen, während weniger bedeutsame Faktoren nur eine geringe Rolle spielen. Um der zunehmenden Komplexität potenzieller Konfigurationsparameter zu begegnen, sieht das Konzept eine systematische Strukturierung und zentrale Verwaltung der Parameter vor. Wie dies in der Praxis umgesetzt werden kann, wird exemplarisch im Rahmen der Demonstration in Kapitel 6.1 gezeigt.

Datenfilterung für kontextsensitive Empfehlungen

Das Vorverarbeitungsmodul strukturiert folglich die prozessbezogenen Informationen, bevor die eigentliche Empfehlungsgenerierung beginnt. Ziel ist es, die breiten und vielfältigen Daten aus dem Prozessmanagement so zu filtern, dass ausschließlich relevante Informationen an die nachgelagerten Empfehlungsalgorithmen weitergegeben werden. Dies gewährleistet eine modulare und kontextsensitive Empfehlung, die sich an konkrete Rahmenbedingungen anpasst und die Präferenzen der Nutzenden berücksichtigt.

Im Folgenden werden die drei Kernkonzepte des Vorverarbeitungsmoduls näher erläutert, wobei jeweils Beispiele angeführt werden, wie sich die einzelnen Perspektiven auf Dimensionen abbilden lassen. Anschließend wird erläutert, wie Bereiche und Gewichtungen diese Dimensionen weiter verfeinern, um individuelle Präferenzen nahtlos in die Empfehlung zu integrieren.

4.2.3.1 *Dimensionen*

Dimensionen: Relevante Prozessmerkmale

Das Vorverarbeitungsmodul verfolgt den Ansatz, jede Perspektive in Form von Dimensionen abzubilden. Diese Dimensionen definieren, welche Merkmale oder Kontextfaktoren für den Empfehlungsprozess relevant sind und strukturieren sie so, dass sie gezielt in die Analyse einbezogen werden können. Jede Dimension bildet dabei ein spezifisches Merkmal eines Prozesses ab, das die Empfehlungsalgorithmen in ihrer Analyse einbeziehen können. So können unterschiedliche Kontexte berücksichtigt werden, ohne die zugrunde liegende Empfehlungslogik anpassen zu müssen – der Algorithmus bleibt gleich, während lediglich die jeweils relevanten Dimensionen einbezogen werden.

Funktionale Perspektive

Die **funktionale Perspektive** betrachtet, welche Aktivitäten ein Prozess umfasst. Hierbei stehen die konkreten Inhalte und Schwerpunkte der Aktivitäten im Vordergrund. Diese Perspektive ermöglicht es dem Vorverarbeitungsmodul, spezifische Eigenschaften der Aktivitäten in die Empfehlungsalgorithmen einzubeziehen und so aufgabenspezifische Empfehlungen zu generieren. Ein Beispiel ist die *Art der Aufgabe*, indem unterschiedliche Aufgabenarten (beispielsweise analytische Aktivitäten oder Planungsaktivitäten) voneinander abgegrenzt werden. Damit lässt sich bereits vorab filtern, welche Aufgaben für den aktuell Nutzenden oder die aktuelle Situation potenziell sinnvoll sind.

Verhaltensorientierte Perspektive

Die **verhaltensorientierte Perspektive** legt den Fokus auf die Reihenfolge, in der Aktivitäten ausgeführt werden. Sie ermöglicht es, historische und aktuelle Verläufe bei der Empfehlungsgenerierung zu berücksichtigen. Ein mögliches Beispiel für eine

Dimension ist die *Ähnlichkeit der Ausführungsspuren*. Diese gibt an, wie stark ein aktueller Verlauf früheren Abläufen ähnelt. Auf dieser Grundlage lässt sich ableiten, ob die aktuell betrachtete Aufgabe empfohlen werden sollte.

Operationale Perspektive

Die **operationale Perspektive** bezieht sich auf die Unterstützung durch Systeme, Anwendungen oder technische Ressourcen, die für die Ausführung einer Aufgabe erforderlich sind. Ein Beispiel für eine operationale Dimension ist die *Systemverfügbarkeit*. Mit dieser Dimension wird sichergestellt, dass nur diejenigen Aufgaben bei der Empfehlungsberechnung betrachtet werden, für die dieselben Systeme oder Anwendungen verwendet wurden wie in der aktuell betrachteten Aufgabe.

Organisatorische Perspektive

Die **organisatorische Perspektive** berücksichtigt die Rollen und organisatorischen Strukturen, die in dem Prozess eingebunden sind. Durch die Einbindung dieser Perspektive kann das Vorverarbeitungsmodul Empfehlungen auf die spezifischen Zuständigkeiten und Berechtigungen der Nutzenden zuschneiden und so die organisatorische Passgenauigkeit der Empfehlungen erhöhen. Eine typische organisatorische Dimension ist die *Nutzerrolle*. Der Empfehlungsdienst kann so Empfehlungen berechnen, die zur Rolle und den Kompetenzen der aktuellen Person passen.

Datenorientierte Perspektive

Die **datenorientierte Perspektive** umfasst alle datenrelevanten Parameter, die für die Ausführung einer Aufgabe von Bedeutung sein können. Diese Perspektive trägt entscheidend dazu bei, dass Empfehlungen gezielt auf kontextuelle Bedingungen abgestimmt werden. Als Beispiel für eine datenorientierte Dimension kann die *Umgebungstemperatur* dienen. Durch das Vorfiltern nach dem Temperaturbereich der aktuell betrachteten Aufgabe stellt das Empfehlungssystem sicher, dass der aktuelle Datenkontext berücksichtigt wird und die Empfehlungen im Einklang mit den tatsächlichen Ausführungsbedingungen stehen.

Die Kombination verschiedener Dimensionen erlaubt es, die Ausführungssituation präzise zu erfassen und eine kontextsensitive Empfehlung zu erzeugen. Jede Dimension lässt sich unabhängig festlegen und erweitern, sodass das Modul flexibel auf neue Prozessanforderungen oder Nutzerwünsche reagieren kann. Standardmäßig werden dabei alle definierten Dimensionen berücksichtigt, um den Kontext möglichst vollständig abzubilden. Allerdings sollte berücksichtigt werden, dass sich mit jeder zusätzlichen Dimension die effektive Datenbasis verkleinert und folglich weniger Vergleichsdaten zur Verfügung stehen. Eine übermäßig große Anzahl an Dimensionen kann somit die Empfehlungsqualität beeinträchtigen, wenn nicht mehr genügend Informationen für die zuverlässige Bewertung verbleiben. In solchen Fällen kann es sinnvoll sein, die Anzahl der aktiven Dimensionen gezielt zu reduzieren oder adaptiv zu gewichten.

4.2.3.2 *Bereiche*

Bereiche: Wertebereiche und Kategorien

Innerhalb jeder Dimension können **Bereiche** definiert werden, um eine noch feinere Abstimmung auf konkrete Wertebereiche oder Kategorien zu ermöglichen. Diese Bereiche schaffen eine zusätzliche Verfeinerung der Datenstruktur, indem sie es er-

lauben, nur Daten innerhalb ausgewählter Intervalle oder Klassen zu berücksichtigen. Damit kann das Empfehlungssystem gezielt die Bedingungen und Anforderungen der aktuellen Situation berücksichtigen und den Empfehlungsprozess stärker auf die Kontextparameter zuschneiden.

Dimension	**Bereich**	**Intervall**
Umgebungs-temperatur	Kalt	0–10 °C
	Mild	11–20 °C
	Warm	21–30 °C

Tabelle 7: Aufteilung der Dimension *Umgebungstemperatur* in Bereiche und die zugehörigen Intervalle.

Beispiel: Umgebungs-temperatur

Ein Beispiel für die datenorientierte Dimension *Umgebungstemperatur* wird in Tabelle 7 dargestellt. Dort sind die einzelnen Bereiche *kalt*, *mild* und *warm* mit den Intervallen *0-10 °C*, *11-20 °C* und *21-30 °C* definiert. Bei der Berechnung von Empfehlungen betrachtet das Empfehlungssystem dann nur jene historische Aktivitäten, die in denselben Temperaturbereich fallen wie die aktuell betrachtete Aufgabe. Dadurch können Empfehlungen präziser auf vergleichbare Bedingungen zugeschnitten werden. Auf diese Weise steigt die Aussagekraft der Empfehlungen, da ausschließlich historisch ähnliche Kontexte miteinander verglichen werden.

Die Bereichsdefinition ist zudem in späteren Schritten automatisierbar, indem Verfahren wie Clusteranalysen auf historischen Daten angewendet werden. K-Means [95] oder ähnliche Algorithmen können Intervalle ermitteln, die bei der Prozessausführung regelmäßig relevant sind. So kann das Vorverarbeitungsmodul dynamische Bereiche vorschlagen, die sich empirisch als besonders relevant erwiesen haben. Die für das Prozessmanagement verantwortlicher Person kann diese Vorschläge dann entsprechend anpassen oder freigeben, um den Empfehlungsdienst zu verbessern.

Dadurch wird eine präzise Filterung und Priorisierung der Empfehlungen ermöglicht, welche die Besonderheiten der einzelnen Perspektiven respektiert und sich flexibel an den spezifischen Kontext des Prozesses anpassen lässt. So kann das Vorverarbeitungsmodul relevante Werte innerhalb jeder Dimension gezielt einbeziehen und die Empfehlungsalgorithmen mit detaillierten, kontextspezifischen Informationen unterstützen.

4.2.3.3 *Gewichtung der Dimensionen*

Gewichtung der Dimensionen

Ein zentrales Element des Vorverarbeitungsmoduls ist die **Gewichtung** der einzelnen Dimensionen. Da bestimmte Faktoren für die Empfehlungsgenerierung wichtiger sein

können als andere, lässt sich durch die Gewichtung die Priorität der unterschiedlichen Dimensionen definieren. Die Gewichtung der Dimensionen ist so gestaltet, dass verschiedene Gewichtungskonzepte – von konstanten und statischen Gewichtungen bis hin zu dynamischen und kontextabhängigen Gewichtungen – flexibel integriert werden können. Besonders wichtige Dimensionen, die eine hohe Relevanz für die jeweilige Empfehlungssituation haben, können eine stärkere Gewichtung erhalten und so stärker auf die Empfehlungen einwirken. Auf diese Weise lassen sich statische, konstante Gewichtungen ebenso umsetzen wie dynamisch angepasste Werte, die sich mit dem Kontext ändern. Eine mögliche Vorgehensweise sieht vor, die Gewichtungen im Empfehlungssystem zu hinterlegen und bei Bedarf zur Laufzeit anzupassen. Auch hier lassen sich bereits vorhandene Nutzungsdaten einbeziehen, um potenziell optimale Gewichtungen automatisiert zu ermitteln.

4.2.3.4 *Bewertung*

Anforderungen

Das Vorverarbeitungsmodul adressiert insbesondere Anforderung A_3, da es festlegt, wie die relevanten Informationen aus den verschiedenen Perspektiven des Prozessmanagements strukturiert, gefiltert und priorisiert werden. Indem diese Daten aufbereitet und in Dimensionen unterteilt werden, entsteht eine konsistente Grundlage für die Weiterverarbeitung im Empfehlungssystem. So können nachfolgende Module des Empfehlungssystems präzise und kontextsensitive Empfehlungen ableiten.

Im nächsten Abschnitt wird erläutert, wie die zuvor gefilterten Daten konkret in die Empfehlungsberechnung einfließen. Dort wird gezeigt, in welcher Weise die verschiedenen Empfehlungsdienste auf diese Daten zugreifen, um den Nutzenden passgenaue Empfehlungen zu unterbreiten.

4.2.4 *Empfehlungsmodul*

Empfehlungsmodul: Feedback und Kontextinformationen

Das Empfehlungsmodul stellt eine zentrale Komponente des Konzepts dar. Im Zentrum steht die Berechnung, welche Aufgaben aus der Aufgabenliste den Präferenzen des Nutzenden am ehesten entsprechen. Dabei greift es auf die zuvor im Eingabemodul definierten Daten und Strukturen zurück und verarbeitet sowohl explizites als auch implizites Feedback. Ergänzend berücksichtigt es kontextsensitive Informationen aus dem Prozess- und Attributmodell sowie manuell festgelegte Kriterien des Nutzenden. Aus dieser Vielfalt an Daten errechnet das Empfehlungsmodul schließlich passgenaue Vorschläge für die Aufgabenauswahl. Aufbauend auf den im Eingabemodul bereitgestellten Informationen arbeitet das Empfehlungsmodul mit unterschiedlichen Methoden, die jeweils einen spezifischen Ansatz für die Empfehlung von Aufgaben bieten.

Zentrale Datenobjekte aus dem Eingabemodul

Eingabedaten des Empfehlungsmoduls

Damit im Empfehlungsmodul aussagekräftige Empfehlungen generiert werden können, werden verschiedene Daten genutzt, die durch das Eingabemodul während der Modellierung und Ausführung erfasst wurden:

- **Aufgabenliste:** Enthält sämtliche aktuell verfügbaren Aufgaben, die den jeweiligen Rollen oder Personen zugeordnet sind. Das Empfehlungsmodul berücksichtigt damit den aktuellen Status der Prozessausführung.
- **Ereignisprotokoll:** Liefert Informationen über den bisherigen Verlauf der aktuellen Prozessinstanz und weiterer bereits ausgeführter Prozessinstanzen, darunter abgeschlossene Aufgaben, Ausführungszeiten, beteiligte Personen und Bewertungen (explizites Feedback). Diese historischen Daten sind insbesondere für inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungsmethoden relevant.
- **Aktivitäts- und Umgebungsparameter:** Erfassen kontextspezifische Merkmale, die den Aufgaben zugeordnet sind, beispielsweise *Budgetgrenzen*, *Temperaturbedingungen* oder weitere Umgebungsfaktoren. Diese Parameter erlauben die gezielte Berücksichtigung des Kontexts bei der Empfehlung von Aufgaben.
- **Feedback:** Umfasst sowohl explizite Bewertungen durch Nutzende als auch implizite Anhaltspunkte wie das Anklicken einer Aufgabe ohne anschließende Bearbeitung. Beide Feedbackformen zeigen auf, welche Aufgaben den Mitarbeitenden tatsächlich zusagen oder nicht.
- **Kriterienmodell:** Kommt bei wissensbasierten Methoden zum Einsatz und enthält manuell definierte Kriterien der Nutzenden, etwa gewünschte Aktivitätsmerkmale. Diese Vorgaben erlauben es, gezielt Aufgaben ein- oder auszuschließen, auch wenn keine anderen Daten (z. B. aus vergangenen Prozessinstanzen) vorliegen.

Ausgabedaten des Empfehlungsmoduls

Sobald das Empfehlungssystem dem jeweiligen Empfehlungsdienst die relevanten Informationen bereitstellt, kann dieser daraus eine Rangfolge, die Relevanz der Aufgabe oder eine prognostizierte Bewertung der Aufgaben ableiten. Bei einer **Rangfolge** wird die Aufgabenliste neu sortiert, sodass besonders passende Aufgaben oben stehen. Die Neusortierung der Aufgabenliste ist dabei unproblematisch, da Studien zeigen, dass eine neue Anordnung der Aufgaben keinen negativen Einfluss auf die Effizienz oder Qualität der Prozessausführung hat [119]. Die **Relevanz** der Aufgabe kann hingegen dazu führen, dass Aufgaben aus der Liste entfernt werden, wenn bestimmte Kriterien nicht erfüllt sind – etwa bei wissensbasierten Empfehlungsdiensten. Die **potenzielle Bewertung** gibt schließlich an, wie der Nutzende die Aufgabe gemäß Berechnung voraussichtlich bewerten wird. Im Folgenden werden die vier Arten von Empfehlungsdiensten vorgestellt, die in dieser Arbeit betrachtet werden und auch

häufig in der wissenschaftlichen Praxis zum Einsatz kommen. Dabei wird erläutert, welche Daten konkret jeweils für die Berechnung der Empfehlungen herangezogen werden.

Wissensbasierte Methoden

Wissensbasierte Empfehlungsdienste greifen auf manuell definierte Kriterien zurück, die vom Nutzenden vorgegeben werden. Damit lässt sich gezielt steuern, welche Eigenschaften eine Aufgabe aufweisen oder nicht aufweisen sollte. Im Zentrum steht das Kriterienmodell aus dem Eingabemodul, in dem festgelegt ist, welche Parameter für den Nutzenden relevant sind. Dies kann sich auf Prozessmerkmale oder Umgebungsbedingungen beziehen. So kann ein Mitarbeitender explizit angeben, dass die nächste Aufgabe eine bestimmte Veranstaltung betreffen soll oder dass er als nächstes den Veranstaltungsort buchen möchte.

Bei wissensbasierten Empfehlungsdiensten werden Aufgaben, die nicht zu den definierten Kriterien passen, aus der Aufgabenliste entfernt. Die Reihenfolge der verbleibenden Aufgaben bleibt dabei jedoch unverändert. Auf diese Weise ergibt sich eine Liste, die nur jene Aufgaben enthält, welche die vorgegebenen Kriterien erfüllen und damit für den Nutzenden relevant sind, ohne deren Reihenfolge anzupassen.

Ein typisches Beispiel aus dem Veranstaltungsplanungsprozess ist der Wunsch, ausschließlich Aufgaben zu bearbeiten, die dem Metaattribut *Planung* zugeordnet sind und in einer bestimmten Umgebung – etwa bei Temperaturen unter 20°C – stattfinden sollen. Gibt ein Mitarbeitender diese Kriterien an, werden Aufgaben wie *Event vorbereiten* und *Event durchführen*, welche diesen Bedingungen nicht entsprechen, aus der Liste entfernt. Übrig bleiben hingegen Aufgaben wie *Budget planen* oder *Konzept erstellen*, die den definierten Merkmalen genügen. Dadurch entsteht eine gezielte Vorauswahl, ohne dass die ursprüngliche Reihenfolge der Aufgaben verändert wird.

Der wesentliche Vorteil dieser Methode liegt darin, dass kein umfangreicher Datenbestand über vergangene Interaktionen benötigt wird. Neue Aufgaben oder neue Nutzende, für die noch keine Informationen im Ereignisprotokoll vorliegen, lassen sich so von Beginn an gezielt ansprechen. Zugleich kann präzise auf individuelle Bedürfnisse reagiert werden, da die Mitarbeitenden ihre Präferenzen klar formulieren. Eine mögliche Einschränkung besteht allerdings darin, dass diese Methode nur dann gute Ergebnisse erzielt, wenn die Mitarbeitenden ihre Anforderungen ausreichend detailliert angeben. Andernfalls entstehen eher generische Empfehlungen. Im Vergleich zum Einsatz von wissensbasierten Empfehlungsdiensten in anderen Domänen ist im Prozessmanagement von entscheidendem Vorteil, dass Prozessmodelle und auch weitere Informationen wie Aktivitäts- und Umgebungsparameter definiert sein müssen, um Prozesse ausführen zu können. Dadurch entsteht bereits eine breite Datenbasis, die für wissensbasierte Empfehlungsdienste notwendig ist.

Inhaltsbasierte Methoden

Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste analysieren im Bereich der Prozessausführung in erster Linie die Eigenschaften (Metaattribute, Aktivitäts- und Umgebungsparameter) der Aufgaben, die eine Person in der Vergangenheit positiv bewertet hat. Dazu nutzen sie die im Ereignisprotokoll hinterlegten historischen Daten, insbesondere das

explizite Feedback und die während der Ausführung der Aufgaben erzeugten Parameter.

Für jede Aufgabe in der aktuellen Aufgabenliste durchsucht der inhaltsbasierte Empfehlungsdienst das Ereignisprotokoll nach bereits bewerteten Aufgaben, die sich anhand von Metaattributen, Aktivitätsparametern und Umgebungsparametern als ähnlich erweisen. Aus den vorhandenen Bewertungen dieser ähnlichen Aufgaben wird anschließend eine potenzielle Bewertung für die neue Aufgabe abgeleitet, sodass sich die Aufgabenliste nach diesen prognostizierten Werten sortieren lässt.

Ein typisches Szenario ist eine Aufgabe in der Aufgabenliste, die vom Nutzenden bisher noch nicht bewertet wurde – beispielsweise die Aktivität *Catering organisieren* im Veranstaltungsprozess. In diesem Fall durchsucht der inhaltsbasierte Empfehlungsdienst das Ereignisprotokoll nach Aufgaben mit ähnlichen Merkmalen – beispielsweise solche, bei denen die Organisation und Koordination im Vordergrund stehen – und gleicht die dort hinterlegten Bewertungen ab. Ergibt der Abgleich, dass ähnliche Aufgaben vom Nutzenden in der Vergangenheit positiv bewertet wurden, lässt sich schließen, dass auch *Catering organisieren* tendenziell den Präferenzen entspricht. Durch diese Analyse kann die Aufgabe in der Aufgabenliste höher eingestuft werden.

Bei inhaltsbasierten Empfehlungsdiensten wird in der Regel die Reihenfolge der Aufgabenliste angepasst. Für jede Aufgabe wird eine potenzielle Bewertung berechnet, die sich aus den Bewertungen ähnlicher Aufgaben und den dazugehörigen Metaattributen bzw. Parametern ableitet. Auf dieser Basis kann die Liste neu sortiert werden, sodass Aufgaben mit einer höheren potenziellen Bewertung weiter oben erscheinen. Darüber hinaus können die berechneten Bewertungen selbst als Teil der Ausgabe dienen. Auf diese Weise fungiert sie nicht nur als Grundlage für die Sortierung, sondern gleichzeitig als einfache Erklärung dafür, warum eine Aufgabe höher eingestuft wurde. Mitarbeitende sehen somit nicht nur die Reihenfolge, sondern auch Hinweise darauf, welche Faktoren zur Einstufung beigetragen haben.

Damit die inhaltsbasierte Empfehlung aussagekräftig bleibt, benötigt sie verlässliche Informationen über die Aufgabenmerkmale und Nutzerfeedback. Je umfassender die Datengrundlage und je genauer die Aufgaben beschrieben sind, desto präziser gelingt die Zuordnung. Allerdings steigt die Gefahr, dass dem Nutzenden hauptsächlich Aufgaben vorgeschlagen werden, die seinen bisherigen Vorlieben sehr ähneln. Die sogenannte Serendipität, also das Entdecken unvertrauter, aber möglicherweise interessanter Alternativen, kann dadurch eingeschränkt sein. In einigen Szenarien ist diese Einschränkung jedoch gewünscht, weil vorrangig ähnliche Aufgaben empfohlen werden sollen.

Kollaborative Methoden

Kollaborative Empfehlungsdienste beziehen sich vorrangig auf aggregierte Bewertungen oder Nutzerinteraktionen im Ereignisprotokoll. Sie analysieren, welche Aufgaben andere Mitarbeitende mit einem ähnlichen Bewertungsmuster positiv beurteilt haben, um daraus Empfehlungen abzuleiten. So lassen sich Aufgaben empfehlen, die

dem aktuellen Nutzenden bislang unbekannt waren, aber von Personen, die eine ähnliche Bewertungshistorie aufweisen, positiv bewertet wurden.

Bei der kollaborativen Methode greift der Empfehlungsdienst zum einen auf explizites Feedback zurück. Dieses umfasst beispielsweise Sternebewertungen, die von anderen Nutzenden zu den Aufgaben hinterlegt wurden. Zum anderen fließt implizites Feedback ein, das weitere Rückschlüsse auf die Präferenzen der Nutzenden ermöglicht. Das Ereignisprotokoll dient dabei als Hauptinformationsquelle, da es sowohl das Feedback des aktuellen Nutzenden als auch das der anderen Mitarbeitenden enthält.

Ein Beispiel verdeutlicht die Funktionsweise des kollaborativen Empfehlungsdienstes. Angenommen, ein Nutzender im Prozess *Veranstaltungsplanung* hat Aufgaben wie *Abschlussbericht erstellen* und *Zielgruppenanalyse durchführen* in der Vergangenheit mehrfach positiv bewertet. Andere Nutzende im Unternehmen, die ebenfalls häufig Aufgaben in der Veranstaltungsplanung bearbeiten und vergleichbare Aufgaben ebenfalls positiv bewertet haben, zeigen eine hohe Zufriedenheit mit der Aufgabe *Konzept erstellen*. Auf Basis der ähnlichen Bewertungshistorien könnte der kollaborative Empfehlungsdienst dem aktuellen Nutzer *Konzept erstellen* als Aufgabe empfehlen, da die Präferenzen und Bewertungen der anderen Nutzenden darauf hindeuten, dass diese Aufgabe ebenfalls den Präferenzen des aktuellen Nutzers entsprechen könnte.

Bei kollaborativen Empfehlungsdiensten ergeben sich ähnliche Ausgabemöglichkeiten wie bei inhaltsbasierten Verfahren. So wird auch hier im Wesentlichen die Reihenfolge der Aufgabenliste manipuliert. Darüber hinaus lässt sich zur Erklärung der Reihenfolge beispielsweise die potenzielle Bewertung integrieren, die verdeutlicht, warum eine Aufgabe höher eingestuft wurde. Auf diese Weise sind sowohl eine Rangfolge als auch einfache Begründungen zu den Empfehlungen möglich.

Eine häufig genannte Herausforderung dieser Methode ist das sogenannte *Kaltstartproblem*. Wenn ein Nutzender oder eine Aufgabe kaum Bewertungen aufweist, kann der Empfehlungsdienst nur schwer abschätzen, wie gut diese Aufgabe dem Nutzenden gefallen wird. Gleichwohl lässt sich das kollaborative Vorgehen sinnvoll mit anderen Methoden verbinden, um solche Datenlücken zu kompensieren.

Hybride Methoden

Hybride Empfehlungsdienste kombinieren die zuvor beschriebenen Verfahren, um die jeweiligen Stärken zu nutzen und Schwächen auszugleichen. Dabei lassen sich verschiedene Strategien verfolgen. Beispielsweise kann eine gewichtete Kombination erfolgen, bei der inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungen berechnet und anschließend gewichtet zusammengeführt werden. Alternativ kann bei neuen Nutzenden zunächst nur eine wissensbasierte Empfehlung stattfinden, bis genügend Daten für ein kollaboratives oder inhaltsbasiertes Vorgehen vorliegen.

Um das Potenzial der hybriden Methode vollständig auszuschöpfen, ist ein hoher Grad an Konfigurierbarkeit erforderlich. Dies beinhaltet die Möglichkeit, unterschiedliche Empfehlungsdienste flexibel zu kombinieren und auf verschiedene Weisen einzusetzen. Beispielsweise kann festgelegt werden, ob mehrere Verfahren parallel laufen und ihre Ergebnisse anschließend zusammengeführt werden sollen oder ob sie nach-

einander angewendet werden. Zudem müssen Auswahl und Gewichtung der Methoden an den konkreten Nutzungskontext sowie die Bedürfnisse der Nutzenden angepasst werden.

Genau diese flexible Zusammensetzung zeichnet die hybride Methodik aus. Die jeweiligen Komponenten greifen auf die Aufgabenliste, das Ereignisprotokoll, das Feedback sowie die manuell formulierten Kriterien zu, um in mehreren Schritten das Empfehlungsergebnis zu verfeinern. So entsteht eine vielseitige Lösung, die sowohl neu eingestiegenen Mitarbeitenden ohne Feedbackhistorie als auch erfahrenen Nutzenden, die bereits umfangreiche Bewertungen abgegeben haben, passgenaue Vorschläge bieten kann.

Für die Ausgaben von hybriden Empfehlungsdiensten gelten die gleichen flexiblen Formen wie bei den einzelnen Verfahren. Abhängig von der Anforderung und der Konfiguration können die kombinierten Ergebnisse der Methoden als konkrete Bewertung jeder Aufgabe, als priorisierte Reihenfolge der Aufgaben oder als binäre Entscheidung, ob eine Aufgabe relevant ist, ausgegeben werden. Die Aggregation dieser Ergebnisse erfolgt entweder durch Gewichtung der einzelnen Methoden oder durch eine flexible Reihenfolge, sodass hybride Empfehlungsdienste im Anwendungskontext die jeweils relevanten Kriterien berücksichtigen und auf diese abgestimmt sind.

Insgesamt erlauben hybride Empfehlungsdienste eine maximale Anpassung und Feinjustierung der Empfehlungen. Durch die gezielte Kombination und Anpassung der einzelnen Methoden wird nicht nur die Genauigkeit der Empfehlungen erhöht, sondern es kann auch sichergestellt werden, dass die Empfehlungen in unterschiedlichen Anwendungskontexten und für verschiedene Nutzergruppen relevant und nützlich sind.

Zusammenfassung

Zusammenfassung der Methoden

Die folgende Übersichtstabelle 8 stellt die wesentlichen Eigenschaften der einzelnen Empfehlungsmethoden zusammen und zeigt die spezifischen Eingabedaten sowie die möglichen Arten an Ausgabedaten. Aus den Markierungen wird ersichtlich, ob bestimmte Eingabedaten verwendet (●) oder nicht verwendet (○) werden und ob bestimmte Ausgabedaten erzeugt (●) oder nicht erzeugt (○) werden. Zudem können gerade bei hybriden Empfehlungsdiensten gewisse Eingabedaten abhängig von den verwendeten Empfehlungsmethoden notwendig sein (◐).

Anforderungen

Insgesamt steht in diesem Modul vor allem Anforderung A_4 im Mittelpunkt, da hier unterschiedliche Methoden von Empfehlungsdiensten integriert werden können. Dies ermöglicht eine flexible Einbindung verschiedener Verfahren, ohne das zugrunde liegende Empfehlungssystem aufwändig anpassen zu müssen. Damit lassen sich neue oder kombinierte Empfehlungsdienste nahtlos einsetzen und bei Bedarf erweitern. Darüber hinaus wird Anforderung A_6 betrachtet, da das Empfehlungsmodul selbst bei wenigen verfügbaren Daten eine wissensbasierte Herangehensweise nutzt, um Empfehlungen zu generieren. Damit besteht stets ein Fallback, wenn kollaborative

Tabelle 8: Übersicht über Eingabe- und Ausgabedaten der Empfehlungsdienste.

		Wissensbasiert	**Inhaltsbasiert**	**Kollaborativ**	**Hybrid**
Eingabe	Aufgabenliste	●	●	●	●
	Ereignisprotokoll	○	●	●	●
	Metaattribute	●	●	○	●
	Aktivitäts-/Umgebungsparameter	●	●	●	●
	Feedback	○	●	●	●
	Kriterienmodell	●	○	○	◐
Ausgabe	Relevanz	●	○	○	◐
	Priorisierte Liste	○	●	●	●
	Potenzielle Bewertung	○	●	●	●

oder inhaltsbasierte Informationen noch nicht ausreichend vorhanden sind. Anforderung A_5 spielt insofern eine Rolle, als schon hier festgelegt wird, in welcher Form das Ergebnis von den Empfehlungsdiensten zur Verfügung gestellt wird. Darüber hinaus bestehen auch Anknüpfungspunkte zu Anforderung A_8, da die Methoden prinzipiell eine einfache Begründung mitliefern können. Dies ist allerdings nur ein elementarer Ansatzpunkt, der für eine umfassende Transparenz künftig weiter ausgearbeitet werden müsste.

Im nächsten Abschnitt wird das Nachverarbeitungsmodul beschrieben. Dort werden die vom Empfehlungsmodul generierten Ergebnisse hinsichtlich der zuvor definierten Dimensionen und deren Gewichtungen weiterverarbeitet und aufbereitet.

4.2.5 *Nachverarbeitungsmodul*

Übersicht Nachverarbeitungsmodul

Das Nachverarbeitungsmodul erweitert das Rahmenwerk, indem es die im Empfehlungsmodul erzeugten Ergebnisse konsolidiert und gemäß den im Vorverarbeitungsmodul definierten Dimensionen und Gewichtungen anpasst. Potenzielle Bewertungen, binäre Relevanzangaben und Aufgabenpositionen werden hier zu einem konsistenten Gesamtbild zusammengeführt. Auf diese Weise entsteht eine flexible, kontextsensitive Aufgabenpriorisierung, die persönliche Vorlieben der Nutzenden einbezieht und die Dimensionen und die zugehörigen Gewichtungen berücksichtigt.

Ein- und Ausgabedaten

Eingabedaten des Nachverarbeitungsmoduls

Im Nachverarbeitungsmodul werden sämtliche Teilergebnisse aus dem Vorverarbeitungsmodul und dem Empfehlungsmodul in einer einheitlichen Datenbasis zusammengeführt. Dazu zählen **potenzielle Bewertungen**, **binäre Relevanzaussagen** aus unterschiedlichen Empfehlungsmethoden sowie die **Positionen der Aufgaben** innerhalb der Aufgabenliste. Darüber hinaus berücksichtigt das Modul die **Dimensionen** und zugehörigen **Gewichtungen**, die im Vorverarbeitungsmodul definiert werden.

Ausgabedaten des Nachverarbeitungsmoduls

Basierend auf diesen Eingabedaten legt das Nachverarbeitungsmodul für jede Aufgabe eine Position fest, die aus den berechneten Empfehlungen des Empfehlungsmoduls abgeleitet wird. Zusätzlich bestimmt es, ob eine Aufgabe als **relevant** gilt, und liefert eine **Erläuterung**, in der beispielsweise die potenziellen Bewertungen und die angewandten Gewichtungen dargelegt werden. Auf diese Weise entsteht noch keine finale Aufgabenliste, sondern vielmehr eine **Rangordnung pro Aufgabe**, die im nächsten Modul zu einer endgültigen, priorisierten Aufgabenliste zusammengeführt werden kann. Mit diesen Ausgabedaten schafft das Nachverarbeitungsmodul eine transparente Entscheidungsgrundlage, die sich aus den vorherigen Verarbeitungsschritten ergibt.

Auf der Grundlage der hier definierten Eingabedaten erfolgt im Nachverarbeitungsmodul eine schrittweise Konsolidierung der Empfehlungsergebnisse, aus der die hier dargestellten Ausgabedaten hervorgehen. Im Folgenden wird dieser Konsolidierungsprozess im Detail erläutert.

Konsolidierung der Empfehlungsergebnisse

Eingabedaten: potenzielle Bewertungen

KONSOLIDIERUNG POTENZIELLER BEWERTUNGEN Für jede Aufgabe i in jeder Dimension j wird vom Empfehlungsdienst eine potenzielle Bewertung als numerischer Wert $d_{i,j}$ berechnet. Dieser Wert ist eine Prognose dafür, wie ein Nutzender die Aufgabe i in Dimension j voraussichtlich bewerten würde, sollte er sie tatsächlich ausführen. Das Nachverarbeitungsmodul nutzt diese Vorhersagen, um die verschiedenen Dimensionen miteinander zu vergleichen und schließlich zu einer konsolidierten Bewertung je Aufgabe zu gelangen. Dabei können verschiedene Strategien verwendet werden, um diese Werte zu einer aggregierten potenziellen Bewertung zusammenzuführen. Die Auswahl ist nicht auf die hier genannten Verfahren beschränkt, sondern kann bei Bedarf um weitere Aggregationsstrategien ergänzt werden.

- **Arithmetisches Mittel:** Wenn alle Dimensionen den gleichen Stellenwert haben, kann eine Gesamtbewertung für Aufgabe i über das arithmetische Mittel berechnet werden:

  $$\text{Bewertung}_i = \frac{\sum_{j=1}^{n} d_{i,j}}{n}$$

  wobei n die Anzahl der betrachteten Dimensionen ist. So entsteht eine Durchschnittsbewertung, die alle Dimensionen gleichermaßen berücksichtigt.

- **Gewichtetes Mittel:** Liegen für die Dimensionen unterschiedliche Gewichtungen w_j vor, kann die Gesamtbewertung gewichtet berechnet werden:

$$\text{Bewertung}_i = \frac{\sum_{j=1}^{n} w_j \cdot d_{i,j}}{\sum_{j=1}^{n} w_j}$$

  wobei höhere Werte von w_j bedeuten, dass die entsprechende Dimension stärker in die Gesamtbewertung einfließt. Dieses Vorgehen ist sinnvoll, wenn bestimmte Dimensionen vorrangig sein sollen.

- **Maximalwert:** In manchen Fällen kann es genügen, sich am höchsten Wert zu orientieren. Dann ergibt sich:

$$\text{Bewertung}_i = \max_{\{1 \leqslant j \leqslant n\}} d_{i,j}$$

  Dies empfiehlt sich, wenn eine Aufgabe bereits dann als sehr relevant gelten soll, wenn sie in einer besonders kritischen Dimension hohe Werte erreicht. Andere Dimensionen werden in diesem Szenario zugunsten der dominanten Dimension zurückgestellt.

Mit diesen Strategien lassen sich unterschiedliche Anforderungen an die Zusammenführung potenzieller Bewertungen abbilden, wobei auch weitere Verfahren ergänzt oder kombiniert werden können. Dabei können beispielsweise neue Aggregationsmethoden definiert werden, um den sich ändernden Anforderungen an die Nachverarbeitung gerecht zu werden.

Eingabedaten: Aufgabenrelevanz

KONSOLIDIERUNG DER AUFGABENRELEVANZ Bei binären Ausgaben erhält das Nachverarbeitungsmodul für jede Aufgabe in jeder Dimension die Information, ob diese Aufgabe in der jeweiligen Dimension als relevant oder nicht relevant eingestuft wird. Aus diesen einzelnen Aussagen ergibt sich letztlich, ob eine Aufgabe insgesamt als relevant gelten soll. Die folgenden Aggregationsstrategien bieten unterschiedliche Wege, diese Relevanzbewertungen zu einem Gesamtergebnis zu kombinieren:

- **Mehrheitsentscheidung:** Eine Aufgabe wird als relevant gewertet, wenn die Mehrheit der betrachteten Dimensionen diese als relevant bewertet. Fällt sie dagegen in den meisten Dimensionen negativ aus, gilt sie als nicht relevant.

- **Kritische Dimensionen:** In manchen Fällen müssen bestimmte Dimensionen zwingend erfüllt sein. Eine Aufgabe gilt dann nur als relevant, wenn sie in jeder dieser kritischen Dimensionen als relevant betrachtet wird. Alle anderen Dimensionen können über eine zusätzliche Regel (z. B. Mehrheitsentscheid) berücksichtigt werden.

- **Gewichtete Entscheidung:** Statt alle Dimensionen gleich zu behandeln, kann für jede Dimension eine unterschiedliche Bedeutung festgelegt werden. Erreicht eine Aufgabe mindestens die Hälfte der Gewichtungssumme, so wird sie insgesamt als relevant gewertet.

Diese Regeln können nach Belieben kombiniert oder erweitert werden, um den Anforderungen an die Nachverarbeitung gerecht zu werden. Die hier beschriebenen Verfahren stellen daher lediglich exemplarische Möglichkeiten dar. Oftmals ist eine klare Festlegung – etwa die Mehrheitsentscheidung – ausreichend. In komplexeren Szenarien kann hingegen eine feiner abgestimmte Vorgehensweise sinnvoll sein, um unterschiedliche Dimensionen angemessen zu berücksichtigen.

Eingabedaten: Aufgabenpositionen

KONSOLIDIERUNG VON AUFGABENPOSITIONEN Werden für jede Aufgabe und Dimension die Positionen innerhalb der Aufgabenliste berechnet, müssen diese nach der Berechnung durch die Empfehlungsdienste zu einer einheitlichen Rangfolge zusammengeführt werden. Die folgenden Strategien verdeutlichen, wie diese Positionsinformationen zusammengeführt werden können:

- **Punktbasierte Rangbildung:** Jeder Aufgabe wird eine Anzahl von Punkten zugewiesen, die sich aus ihrer Position in den einzelnen Dimensionen ergibt. Da eine bessere Platzierung durch niedrigere Rangwerte ausgedrückt wird, ergibt die Summe dieser Werte eine aussagekräftige Gesamtposition. Je weniger Punkte eine Aufgabe aufweist, desto höher steht sie in der gesamten Liste.
- **Gewichtete Rangbildung:** Anders als bei der einfachen Punktvergabe werden hier die Gewichtungen mit betrachtet, um bestimmten Dimensionen eine höhere Bedeutung zuzugestehen. Die Positionen werden entsprechend mit Gewichten versehen, wodurch Aufgaben aus besonders relevanten Dimensionen im Gesamtranking aufgewertet werden. So wird zum Beispiel eine gute Platzierung in einer stark gewichteten Dimension stärker honoriert als in einer wenigen wichtigen.

Diese Verfahren lassen sich flexibel anpassen, um unterschiedliche Schwerpunkte zu setzen oder besondere Regeln zu berücksichtigen. So kann zum Beispiel festgelegt werden, dass eine gute Platzierung in einer kritisch angesehenen Dimension den Gesamtrang stärker beeinflusst als in einer rein optionalen Dimension. Dieses Zusammenspiel von Mehrfachsortierungen ermöglicht eine feine Steuerung der finalen Positionierung jeder Aufgabe.

Auf diese Weise liegen sämtliche Empfehlungsergebnisse – von potenziellen Bewertungen bis hin zu Sortierungen – nun vollständig vor und machen deutlich, wie die Aufgaben aus Nutzersicht zu bewerten sind.

Zusammenfassung

Anforderungen

Mit der Einführung des Nachverarbeitungsmoduls werden vorrangig die in Kapitel 4.1 genannten Anforderungen A_3, A_5 und A_8 adressiert. Der Fokus liegt darauf, sämtliche relevanten Prozessinformationen systematisch in die Empfehlungsgenerierung einzubeziehen. Gleichzeitig werden die Ausgabedaten in einheitlicher Form aufbereitet, damit sie in einem nachfolgenden Schritt den Nutzenden bereitgestellt werden können. Zudem lässt sich die auf persönlichen Präferenzen basierende Priorisierung der Aufgaben über die zugrunde liegenden Gewichtungen und Dimensionen erklären, sodass die Beteiligten nachvollziehen können, weshalb bestimmte Aufgaben bevorzugt empfohlen werden.

Damit schafft das Nachverarbeitungsmodul eine fundierte Basis für die finale, nutzerzentrierte Aufgabenliste, die im nächsten Schritt um betriebsspezifische Aspekte ergänzt werden kann. Sowohl schlichte Regeln als auch komplexere Verfahren fließen dabei in das Gesamtergebnis ein. Im folgenden Abschnitt 4.2.6 wird erläutert, wie sich diese gebündelten Präferenzinformationen zusätzlich mit unternehmensweiten Zielen verknüpfen lassen, sodass sowohl strategische Vorgaben als auch persönliche Präferenzen in den Empfehlungen vereint werden und daraus eine finale Aufgabenliste entsteht.

4.2.6 *Ausgabemodul*

Betriebliche Prioritäten & Nutzerpräferenzen

Das Ausgabemodul bildet eine entscheidende Komponente des konzeptionellen Rahmens, da es zwischen den Berechnungen in den vorherigen Modulen und der praktischen Nutzbarkeit der Ergebnisse vermittelt. Zugleich integriert es externe Prioritäten aus unternehmensspezifischen Optimierungen, sodass persönliche Präferenzen nicht im Widerspruch zu übergeordneten Zielen stehen.

Aus betrieblicher Sicht ist das Ausgabemodul essenziell, da es potenziell divergierende Anforderungen miteinander vereint. Einerseits werden strategische Optimierungsziele wie Kostenreduktion oder Qualitätssteigerung in Form von **Prioritäten** an jede Aufgabe geknüpft. Andererseits liegt dank des Empfehlungs- bzw. Nachverarbeitungsmoduls eine individuelle Bewertung der Aufgaben vor, die gezielt auf **persönliche Präferenzen** abgestimmt ist. Die Hauptfunktion des Ausgabemoduls besteht darin, beide Perspektiven in einer finalen Aufgabenliste zu vereinen und in strukturierter Form an das Prozessmanagementsystem zu übergeben.

Eingabedaten

EINGABEDATEN Das Ausgabemodul verarbeitet zum einen die aus dem Empfehlungs- und Nachverarbeitungsmodul stammenden Daten, etwa **potenzielle Bewertungen**, **Relevanzaussagen** oder **Positionsvorschläge**, die direkt auf die individuellen Präferenzen der Nutzenden ausgerichtet sind. Zum anderen berücksichtigt es **externe Aufgabenprioritäten**, die meist als numerische Werte hinterlegt sind und

eine unternehmensweite Sicht auf jede Aufgabe abbilden. Typischerweise basieren sie auf Zielen wie Kosten, Zeitlimits oder Prozessanforderungen und priorisieren strategisch bedeutsame Aufgaben. Dadurch kann eine aus Nutzersicht eher wenig präferierte Aufgabe trotzdem in der finalen Liste priorisiert werden, sofern sie dringend oder geschäftskritisch ist. Am Ende führt das Ausgabemodul beide Datenquellen in einer konsolidierten Aufgabenliste zusammen und achtet darauf, dass übergeordnete Unternehmensziele letztlich Vorrang behalten.

Verbindung von persönlichen Präferenzen und betrieblichen Prioritäten

BERÜCKSICHTIGUNG DER PRIORITÄTEN Um die persönlichen Präferenzen der Nutzenden mit den unternehmensseitigen Prioritäten zu verknüpfen, legt das Ausgabemodul zunächst eine Positionierung der Aufgaben basierend auf den externen Kennzahlen fest. Dabei werden Aufgaben mit hohem Prioritätswert an oberster Stelle platziert, während ein Schwellwert den Übergang zu einer einfachen, beispielsweise auf dem Erstellungsdatum basierenden Reihenfolge markiert. Aufgaben oberhalb des Schwellwerts werden strikt nach ihrer Priorität sortiert, Aufgaben darunter hingegen nach dem Standardkriterium. Anschließend bezieht das System die individuellen Präferenzen ein. Sofern mehrere Aufgaben die gleiche Priorität aufweisen und oberhalb des Schwellwerts liegen, wird jene mit der höheren Nutzerpräferenz vorgezogen. Bei Aufgaben unterhalb des Schwellwerts führt eine ausgeprägte Präferenz ebenfalls dazu, dass sie in der finalen Liste vorrückt. Auf diese Weise bleiben essenzielle oder zeitkritische Aufgaben ganz oben, während weniger dringliche Tätigkeiten stärker von persönlichen Vorlieben beeinflusst werden. Als abschließenden Schritt werden jene Aufgaben betrachtet, deren Relevanz von den Nutzenden negativ bewertet wird. Liegt die Priorität dieser Aufgabe oberhalb des Schwellwerts, bleibt diese Aufgabe in der Aufgabenliste enthalten, da sie essenziell für die Erreichung der Unternehmensziele ist. Ist die Priorität der Aufgabe hingegen niedriger als der definierte Schwellwert, kann diese Aufgabe aus der Liste entfernt werden. Dies ist möglich, da es sich in diesem Fall nicht um eine essenzielle Aufgabe handelt und ihre Ausblendung in diesem Moment weder betriebliche Ziele gefährdet noch den Prozessfluss beeinträchtigt.

Beispiel: Veranstaltungsplanung

Im Folgenden illustriert ein Beispiel (in Anlehnung an den Prozess aus Kapitel 2.3), wie die externen Aufgabenprioritäten und die individuellen Präferenzen miteinander kombiniert werden (Tabelle 9). Die Aufgabenliste eines Nutzenden enthält für jede Aufgabe sowohl Prioritätswerte als auch eine Position, die sie allein aufgrund der Nutzerpräferenz einnehmen würde. Zusätzlich wird das Relevanzmerkmal aufgezeigt, welches darstellt, ob diese Aufgabe prinzipiell den Präferenzen des Nutzenden entspricht.

Angenommen, der Schwellwert wird auf 80 festgelegt. Demnach werden die Aufgaben A_2, A_4 und A_5 strikt nach ihrer Priorität sortiert, während A_1 und $A3$ in der hier definierten Reihenfolge bleiben. Im nächsten Schritt werden die persönlichen Präferenzen der Nutzenden berücksichtigt, um diese Sortierung weiter anzupassen. Aufgaben A_2 und A_5 haben dieselbe Priorität, sodass die höhere Nutzerpräferenz von A_5 dar-

Position	ID	Aktivität	Erstellungs-datum	Priorität	Präferenz	Relevant?
1	A_1	Budget planen	28.02.2025 08:42	50	4	Ja
2	A_2	Event durchführen	24.02.2025 12:22	90	5	Nein
3	A_3	Location auswählen	21.02.2025 17:17	60	3	Nein
4	A_4	Logistik organisieren	21.02.2025 14:15	85	1	Ja
5	A_5	Budget planen	20.02.2025 09:24	90	2	Ja

Tabelle 9: Beispiel: Aufgabenliste mit Prioritäten und Positionen nach Präferenzen der Nutzenden.

über entscheidet, dass A_5 nach oben rückt. Ebenso können A_1 und A_3 die Reihenfolge untereinander tauschen, da beide unterhalb des Schwellwerts liegen und deshalb deren Präferenz eine größere Rolle als die Priorität spielt.

Zum Schluss wird überprüft, ob Aufgaben als *nicht relevant* markiert sind. A_2 und A_3 tragen in diesem Beispiel diese Markierung. Da A_2 jedoch oberhalb des Schwellwerts priorisiert ist, bleibt die Aufgabe trotz negativer Relevanzaussage in der Liste enthalten, um dringende Unternehmensziele zu schützen. A_3 hingegen hat mit Priorität 60 keinen essenziellen Stellenwert, sodass sie aus der finalen Liste entfernt werden kann.

Die finale Sortierung erzeugt eine Aufgabenliste (Tabelle 10), in der betriebliche Ziele streng berücksichtigt werden, ohne die Präferenzen der Mitarbeitenden zu ignorieren. Dringliche Aufgaben bleiben erhalten, selbst wenn sie vom Nutzenden nicht präferiert werden, solange ihre Priorität den Schwellwert übersteigt. Aufgaben unterhalb des Schwellwerts werden hingegen stark von den persönlichen Präferenzen beeinflusst. Damit findet eine klare Trennung zwischen wesentlichen, strategisch bedeutsamen Aufgaben und den Aufgaben statt, die nur ergänzend verfolgt werden müssen. Durch diesen Mechanismus entsteht eine finale Aufgabenliste, welche die Ziele des Unternehmens wahrt und zugleich die Präferenzen der Mitarbeitenden berücksichtigt.

Bereitstellung von Erklärungen

ERKLÄRUNGSFUNKTION Neben der eigentlichen Anpassung der Aufgabenliste bietet das Ausgabemodul die Möglichkeit, Metadaten oder Begründungen für die Sortierung der Liste zur Verfügung zu stellen. Diese Erklärungsfunktion ist zunächst als Erweiterungsfeld konzipiert. Ein umfassendes Erklärungssystem zur Erläuterung der Entscheidungsgrundlage könnte beispielsweise die jeweiligen Einflussfaktoren (wie

Position	ID	Aktivität	Erstellungs-datum	Priorität	Präferenz	Relevant?
1	A_5	Budget planen	20.02.2025 09:24	90	2	Ja
2	A_2	Event durchführen	24.02.2025 12:22	90	5	Nein
3	A_4	Logistik organisieren	21.02.2025 14:15	85	1	Ja
4	A_1	Budget planen	28.02.2025 08:42	50	4	Ja

Tabelle 10: Beispiel: Aufgabenliste nach Konsolidierung von Prioritäten und Präferenzen.

beispielsweise konkrete Aktivitätsparameter) detailliert erläutern und könnte den Mitarbeitenden anhand verständlicher Visualisierungen oder kurzer Erklärungstexte aufzeigen, warum bestimmte Aufgaben priorisiert werden.

Im aktuellen konzeptionellen Rahmen wird dieses Element lediglich angedeutet. Beispielsweise kann das Ausgabemodul für jede gelistete Aufgabe zusätzliche Informationen über die potenzielle Bewertung oder externe Prioritäten bereitstellen, sodass das Prozessmanagementsystem diese bei Bedarf in benutzerfreundlicher Form ausgeben kann. Ob und wie tiefgreifend solche Erklärungen letztlich ausgestaltet werden, hängt stark von den konkreten Anforderungen an Transparenz und Nachvollziehbarkeit im Betrieb ab. Das hier vorgestellte Konzept lässt sich dabei jederzeit erweitern, falls ein höheres Maß an Erklärbarkeit erforderlich wird.

Ausgabedaten

AUSGABEDATEN Das Ausgabemodul fungiert als zentrale Schnittstelle zum Prozessmanagementsystem, indem es die abschließend **gefilterte und sortierte Aufgabenliste** bereitstellt. Darin sind sämtliche Präferenz- und Prioritätsentscheidungen berücksichtigt, sodass nur diejenigen Aufgaben enthalten sind, die für die Mitarbeitenden relevant bleiben oder aus Unternehmenssicht unverzichtbar sind.

Der Kern der Ausgabedaten besteht aus:

- **Finale Aufgabenliste:** Sie spiegelt die endgültige Reihenfolge der Tätigkeiten wider. Bereits entfernte oder ausgeblendete Aufgaben erscheinen nicht in der aktuellen Aufgabenliste, sodass sich die Mitarbeitenden auf die verbleibenden, priorisierten Aufgaben konzentrieren können.
- **Metadaten:** Zu jeder verbliebenen Aufgabe werden die unternehmensspezifische Priorität und – falls vorhanden – eine potenzielle Nutzerbewertung angegeben. So kann im Prozessmanagementsystem nachvollzogen werden, wieso eine bestimmte Positionierung gewählt wurde und bei Bedarf einfache Erläuterungen bereitgestellt werden.

Die Ausgabe erfolgt in einer klaren, strukturierten Form, die das Prozessmanagementsystem unmittelbar weiterverarbeiten kann. Dabei bietet es sich an, jedem Eintrag neben der eindeutigen Aufgaben-ID auch die finale Position in der Liste sowie die genannten Metadaten zuzuweisen. In zukünftigen Erweiterungen lässt sich diese Struktur um weitere Erklärungen erweitern, sollten in Zukunft detailliertere Einblicke in die Aufgabenplatzierung erforderlich sein.

Anforderungen

ZUSAMMENFASSUNG Die hier vorgestellte Konzeption des Ausgabemoduls erfüllt vor allem die Anforderung A_1 (Balance zwischen individuellen Präferenzen und unternehmensweiten Zielen), indem Aufgaben mit hoher Priorität trotz geringer Nutzerpräferenz erhalten bleiben, während Aufgaben mit niedriger Priorität bei entsprechender Relevanz aus Nutzersicht im Vordergrund stehen dürfen. Ferner wird mit der strukturierten Aufgabenliste und den bereitgestellten Metadaten auch eine Rückkopplung an die Nutzenden ermöglicht, da die finalen Positionen im Prozessmanagementsystem sichtbar werden und in Grundzügen erläutert werden können (A_5). Darüber hinaus legt die Bereitstellung von Prioritäten und potenziellen Bewertungen eine Grundlage für Anforderung A_8 (Transparenz der Empfehlungen). Falls ein höherer Grad an Erklärbarkeit gewünscht ist, lässt sich der hier entwickelte konzeptionelle Rahmen um entsprechende Erweiterungen ergänzen.

Im folgenden Abschnitt 4.2.7 wird das Analysemodul beschrieben. Dort wird untersucht, wie die generierten Empfehlungen in der Praxis angenommen werden, welche Erfolgskennzahlen sich erheben lassen und auf welche Weise das Empfehlungssystem weiter verfeinert werden kann. So lässt sich beispielsweise anhand der Akzeptanzraten ermitteln, wie gut die Empfehlungen den tatsächlichen Präferenzen der Nutzenden entsprechen.

4.2.7 *Analysemodul*

Qualität der Empfehlungsalgorithmen

Das Analysemodul dient der systematischen Bewertung der Algorithmen, die in den vorhergehenden Modulen zum Einsatz kommen. Während das Vorverarbeitungsmodul, das Empfehlungsmodul, das Nachverarbeitungsmodul und das Ausgabemodul primär auf die Berechnung der Empfehlungen abzielen, steht beim Analysemodul die Untersuchung von Qualität und Wirksamkeit der Empfehlungen im Vordergrund. Dies ermöglicht es, Rückschlüsse auf die Qualität der Algorithmen zu ziehen und gegebenenfalls Verbesserungspotenziale zu identifizieren.

Im Gegensatz zu den operativen Modulen, die eng in die Prozessausführung eingebunden sind, arbeitet das Analysemodul unabhängig davon und verwendet die Daten aus den anderen Komponenten. Auf Basis dieser Daten können verschiedene Metriken erhoben werden, um Effizienz, Fairness und Präzision der Algorithmen zu prüfen. Da primär die Nutzenden im Mittelpunkt stehen, wird die Übereinstimmung der Emp-

fehlungen mit ihren Präferenzen zum zentralen Gegenstand der Analyse, um eine umfassende Bewertung zu ermöglichen.

Das Modul richtet sich vor allem an Prozessverantwortliche, welche die Ergebnisse in ihren spezifischen Anwendungsfeldern bewerten und interpretieren. Die Analysen zielen darauf ab, Verzerrungen aufzudecken, Schwächen zu identifizieren und eine solide Grundlage für Verbesserungen zu schaffen. Darüber hinaus bietet das Analysemodul die Möglichkeit, datenbasierte Anpassungen der Algorithmen systematisch zu unterstützen.

Eingabedaten

Eingabedaten des Analysemoduls

Das Analysemodul verarbeitet zahlreiche Eingabedaten aus den vorherigen Modulen und ermöglicht dadurch eine umfassende Bewertung der Empfehlungsqualität. Das Modul greift dabei vor allem auf die Ergebnisse des Ausgabemoduls zu. Des Weiteren nutzt es die Rückmeldungen der Nutzenden während der Prozessausführung, d. h. implizites und explizites Feedback, um die Effektivität der Empfehlungsalgorithmen zu analysieren.

Die Eingabedaten lassen sich grob in drei große Bereiche unterteilen. Erstens nutzt das Analysemodul **Nutzer- und demographische Daten**, beispielsweise zu Alter, Geschlecht oder beruflicher Rolle. Diese Informationen erlauben es, Unterschiede zwischen verschiedenen demographischen Gruppen zu erkennen, um mögliche Verzerrungen oder Benachteiligungen zu identifizieren. Zweitens werden **prozessbezogene Daten** genutzt, die sich aus Ereignisprotokollen, Aufgabenlisten, Prozessmodellen und Kontextinformationen zusammensetzen. Mit Hilfe dieser Daten kann die Qualität der Empfehlungen in Bezug auf konkrete Anforderungen und Rahmenbedingungen bewertet werden. Drittens fließen die tatsächlichen **Empfehlungsergebnisse der Algorithmen** selbst sowie die **Bewertungsergebnisse der Nutzenden** in die Analyse ein. So kann die berechnete, potenzielle Bewertung mit dem realen Verhalten der Nutzenden verglichen werden, um die Genauigkeit und Effektivität der Algorithmen zu bestimmen. Auf Grundlage dieser Kombination von Eingabedaten ist das Modul flexibel genug, sowohl übergeordnete Trendanalysen, als auch sehr spezifische Fragestellungen zu beantworten, ohne den Ablauf der übrigen Module zu beeinträchtigen.

Analysemethoden

Analysemethoden zur Qualitätsbewertung

Die Bewertung der Algorithmen und die Optimierung des Gesamtsystems stehen im Mittelpunkt der Aufgaben des Analysemoduls. Zur Überprüfung der Qualität der Empfehlungen kommen unterschiedliche Analysemethoden in Betracht. Ein exemplarisches Verfahren, das sich für diesen Kontext eignet, sind sogenannte A/B-Tests [81]. Bei Bedarf kann diese Methode durch weitere Analysestrategien ergänzt werden.

A/B-TESTS A/B-Tests dienen als experimentelles Verfahren, um verschiedene Versionen desselben Empfehlungsalgorithmus gezielt miteinander zu vergleichen. Die Nutzerbasis wird dabei in mindestens zwei Gruppen aufgeteilt. Eine Kontrollgruppe nutzt die etablierte Variante des Empfehlungssystems, während eine Testgruppe eine abgewandelte oder verbesserte Version erhält. Die folgenden Metriken können bei diesem Verfahren zum Einsatz kommen:

Übereinstimmung mit Nutzerpräferenzen

- **Übereinstimmung mit Nutzerpräferenzen:** Ein zentrales Augenmerk liegt darauf, wie stark die zuvor berechneten Präferenzen (z. B. eine hohe Empfehlungswahrscheinlichkeit für eine bestimmte Aufgabe) tatsächlich mit dem späteren Verhalten der Nutzenden übereinstimmen. Treten hier wiederholt deutliche Abweichungen auf, kann dies verschiedene Gründe haben, etwa eine unzureichende Datenbasis oder eine falsch justierte Gewichtung einzelner Dimensionen. In solchen Fällen ist es sinnvoll, die Empfehlungen zu überarbeiten, sei es durch verbesserte Datenerfassung, eine neue Kalibrierung der Algorithmen oder die Berücksichtigung zusätzlicher Einflussfaktoren.
- **Interaktionsraten:** Hierbei wird untersucht, wie aktiv Nutzende mit den jeweiligen Empfehlungen interagieren (z. B. Klicks, detailliertes Feedback). Eine steigende Interaktionsrate deutet darauf hin, dass die Empfehlungen relevanter oder interessanter wahrgenommen werden.

Die Kombination aus A/B-Tests und geeigneten Metriken ermöglicht eine differenzierte Bewertung der Empfehlungsdienste. Die genaue Untersuchung der Übereinstimmung der Empfehlungen mit den tatsächlichen Nutzerpräferenzen schafft zusätzliche Transparenz darüber, an welchen Stellen die Algorithmen gezielt weiterentwickelt werden müssen.

Empfehlungen für Optimierungen

EMPFEHLUNGEN FÜR OPTIMIERUNGEN Basierend auf den im Analysemodul gewonnenen Einsichten lassen sich konkrete Vorschläge zur Verbesserung der Algorithmen formulieren. Diese können etwa in einer Neugewichtung einzelner Dimensionen bestehen. Daneben lassen sich auch Prozessänderungen ableiten, beispielsweise wenn sich zeigt, dass eine bestimmte Nutzergruppe aufgrund ihrer Rolle oder Qualifikation andere Zuständigkeiten benötigt. Die Rückmeldungen aus dem Analysemodul liefern damit auch Ansatzpunkte für weiterführende organisatorische Maßnahmen, die über die reine Anpassung der Empfehlungsalgorithmen hinausgehen.

Erweiterungen des Analysemoduls

Erweiterungspotenziale des Analysemoduls

Das Analysemodul ist so konzipiert, dass es sich an wachsende Anforderungen und neue Erkenntnisse anpassen lässt. Eine weiterführende Automatisierung der Analysen könnte beispielsweise vorsehen, dass das Modul in festen Intervallen Analysen durchführt und bei auffälligen Abweichungen eine Warnung ausgibt. Ebenso denkbar

ist eine vertiefte Integration adaptiver Optimierungstechniken, welche die identifizierte Verzerrung in Echtzeit ausgleicht, ohne dass ein manueller Eingriff notwendig ist. Auch lässt sich die Langezeitbeobachtung von Nutzungsdaten weiter ausbauen, um Trends und Veränderungen im Nutzungsverhalten automatisiert zu erkennen und die Algorithmen entsprechend anzupassen.

Ein weiterer Schwerpunkt liegt in der Frage nach Datenschutz und ethischer Verantwortung. Da das Analysemodul tiefgehende Einsichten in Nutzungs- und Prozessdaten ermöglicht, sind entsprechende Maßnahmen wie Pseudonymisierung und Anonymisierung essenziell. Darüber hinaus können ethische Leitlinien in Form von Richtlinien oder internen Vorgaben definiert werden, um sicherzustellen, dass die Analysen im Einklang mit den Werten der Organisation durchgeführt werden.

Zusammenfassung

Anforderungen

Mit seiner Ausrichtung auf die fortlaufende Bewertung und Analyse der Algorithmen erfüllt das Analysemodul insbesondere die in Kapitel 4.1 definierte Anforderung A_7 nach einer kontinuierlichen Analyse der Empfehlungsqualität. Durch die regelmäßige Erhebung und Analyse von Kennzahlen zu Übereinstimmungen oder möglichen Verzerrungen bietet das Modul ein Instrument zur laufenden Überprüfung der Empfehlungsqualität.

Im folgenden Unterkapitel wird gezielt darauf eingegangen, inwieweit die Anforderungen aus Kapitel 4.1 durch den vorgestellten konzeptionellen Rahmen und die enthaltenen Module erfüllt werden. Dabei wird für jede Anforderung überprüft, ob und wie sie durch die beschriebenen Module des Systems abgedeckt ist, sodass sich am Ende ein vollständiges Bild über den Umsetzungsgrad ergibt.

4.3 PRÜFUNG DER KONZEPTKONFORMITÄT MIT DEN DEFINIERTEN ANFORDERUNGEN

Abgleich mit den definierten Anforderungen

In diesem Kapitel wird untersucht, ob und wie das entwickelte Konzept den in Kapitel 4.1 definierten Kriterien entspricht, die aus der Literaturanalyse sowie dem Forschungsprojekt PRIME abgeleitet wurden. Diese Konzeptanforderungen bilden die Grundlage, auf der der konzeptionelle Rahmen entwickelt wurde, in dem die nutzerzentrierte Prozessausführung im Fokus steht. Zur besseren Übersicht wird am Ende des Unterkapitels eine zusammenfassende Bewertung vorgenommen, die in Tabelle 11 den jeweiligen Erfüllungsgrad der Anforderungen, die beteiligten Module sowie potenzielle Erweiterungsbedarfe kompakt darstellt.

Im Folgenden wird jede Anforderung an das Konzept einzeln betrachtet, indem zunächst deren Inhalt und Relevanz nochmals aufgegriffen wird. Anschließend wird erläutert, wie das Konzept diese Anforderungen durch die jeweiligen Module erfüllt oder welche möglichen Schwächen und Optimierungspotenziale bestehen. Abschlie-

ßend erfolgt eine Bewertung des Erfüllungsgrads. Die Reihenfolge der betrachteten Konzeptanforderungen folgt dem in Kapitel 4.1 definierten Schema.

Beschreibung

A_1: BALANCE ZWISCHEN PRÄFERENZEN UND OPTIMIERUNG Die Anforderung einer Balance zwischen Nutzerpräferenzen und unternehmensbezogenen Prozesszielen zielt darauf ab, personalisierte Empfehlungen zu generieren, die sowohl den individuellen Präferenzen der Nutzenden entsprechen als auch den übergeordneten Prozesszielen gerecht werden. Häufig verfolgen Prozessoptimierungsansätze Effizienzziele wie die Reduktion von Durchlaufzeiten oder die Maximierung der Ressourcenauslastung. Diese Ziele dürfen durch die Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen nicht beeinträchtigt werden. Stattdessen ist ein harmonisches Zusammenspiel beider Aspekte erforderlich, um sowohl die Akzeptanz der Empfehlungen durch die Nutzenden als auch die Prozessziele des Unternehmens sicherzustellen. Das Konzept muss daher Mechanismen anbieten, die Nutzerpräferenzen berücksichtigen, ohne bestehende Prioritäten oder Optimierungsmechanismen zu übersteuern.

Prüfung

Die Balance zwischen betrieblichen Prioritäten und individuellen Präferenzen wird mit Hilfe des Ausgabemoduls erfüllt, da hier die betrieblichen Prioritäten und individuelle Präferenzen zusammengeführt werden. Dieses Modul ermöglicht die dynamische Gewichtung der beiden Aspekte und stellt sicher, dass Aufgaben mit hoher Priorität Vorrang vor niedrig priorisierten Aufgaben erhalten, selbst wenn letztere stärker mit den Präferenzen des Nutzenden übereinstimmen. Hierbei erlaubt das Konzept eine flexible Konfiguration von Schwellwerten, die festlegen, ab welcher Priorität Nutzerpräferenzen zurückgestellt werden.

Ein möglicher Schwachpunkt liegt darin, dass keine expliziten Mechanismen zur Lösung von Konflikten zwischen stark divergierenden Nutzerpräferenzen und Prozessprioritäten vorgesehen sind. Beispielsweise könnte es Situationen geben, in denen die Einhaltung von Prozesszielen und die Berücksichtigung individueller Vorlieben kaum miteinander vereinbar sind. Hier wären klar definierte Entscheidungsregeln oder zusätzliche Anpassung denkbar.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_1 ist teilweise erfüllt. Durch die Berücksichtigung von Prozessprioritäten im Ausgabemodul und die Konfigurationsmöglichkeiten für Schwellwerte wird eine solide Grundlage geschaffen, um die Balance zwischen Nutzerzufriedenheit und Prozessoptimierung zu wahren, ohne dass kritische Aufgaben verdrängt werden. Jedoch könnten spezifische Konfliktlösungsmechanismen für besonders kritische Szenarien das Konzept noch weiter abrunden.

Beschreibung

A_2: ERFASSUNG VON NUTZERPRÄFERENZEN: Die zuverlässige Erfassung von Nutzerpräferenzen ist für personalisierte Empfehlungen essenziell. Diese Präferenzen können sowohl explizit – etwa durch Sternebewertungen – als auch implizit in Form von Nutzungs- und Auswahlverhalten erhoben werden. Der Fokus liegt dabei auf einer

möglichst präzisen Abbildung der subjektiven Vorlieben, um individuelle Empfehlungen zu ermöglichen.

Prüfung

Das Konzept stellt verschiedene Mechanismen bereit, um explizites und implizites Feedback zu erfassen. Das Eingabemodul ermöglicht es, Bewertungsmodelle zu konfigurieren, wobei eine Vielzahl an Skalierungsarten unterstützt wird. Die Erfassung wird während der Ausführung automatisiert integriert, sodass Nutzende beispielsweise nach Abschluss einer Aufgabe aufgefordert werden können, ihr Feedback direkt einzugeben. Zudem können implizite Daten, wie die Bearbeitungsreihenfolge, als Indikator dafür dienen, ob eine Aufgabe bevorzugt wird oder nicht. Diese Daten fließen in das Ereignisprotokoll ein und ermöglichen eine kontinuierliche Aktualisierung der Präferenzen.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_2 ist weitgehend erfüllt. Das Konzept deckt sowohl explizite als auch implizite Formen des Nutzerfeedbacks ab und integriert diese in das Empfehlungssystem. Eine mögliche Erweiterung besteht darin, Feedbackkanäle (z. B. kontinuierliche Umfragen) zu integrieren, um die Nutzerzufriedenheit zu erfassen.

A_3: ANALYSE VORHANDENER PROZESSDATEN

Beschreibung

Um eine fundierte Empfehlung erstellen zu können, ist es entscheidend, die im Prozessmanagement bereits vorhandenen Daten umfassend zu berücksichtigen. Hierzu zählen neben Aufgabenlisten und Ereignisprotokollen auch Prozessmodelle, Ressourceninformationen und weitere kontextspezifische Daten. Diese Anforderung zielt darauf ab, bestehende Datenstrukturen in gängigen Prozessmanagementsystemen zu analysieren und zu ermitteln, welche Informationen verfügbar sind und wie sie für Empfehlungen genutzt werden können. Darüber hinaus soll geklärt werden, welche Daten ein Empfehlungssystem benötigt, um aussagekräftige Empfehlungen zu generieren und wie diese Daten aus dem Prozessmanagement abgeleitet werden können. Auf diese Weise entsteht eine solide Grundlage für die Implementierung, wobei sichergestellt wird, dass alle benötigten Daten entweder schon vorliegen oder gezielt ergänzt werden können.

Prüfung

Im Eingabemodul werden sowohl die Modellierungs- als auch die Ausführungsebene berücksichtigt. Sämtliche relevanten Informationen – etwa Prozessmodelle, Ereignisprotokolle und Aufgabenlisten – lassen sich damit systematisch erfassen. Auf diese Weise wird nicht nur festgelegt, welche Daten ein Empfehlungssystem benötigt werden, sondern es wird zugleich ermöglicht, diese Informationen gezielt mit ergänzenden Informationen wie z. B. Nutzerfeedback zu kombinieren. Darüber hinaus wird dadurch erkennbar, ob die jeweils benötigten Informationen bereits im Prozessmanagement vorhanden sind oder ob sie noch ergänzt werden müssen.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_3 ist vollständig erfüllt. Das Konzept stellt sicher, dass die Datenelemente unterschiedlichster Datenquellen in den Empfehlungsprozess einfließen können. Neben den Daten, die typischerweise im Prozessmanagement anfallen, wurden auch Datenelemente ergänzt, die essenziell für die Nutzung von Empfehlungsdiensten sind.

Beschreibung

A_4: FLEXIBLE INTEGRATION & TRIGGERPUNKTE Zur Gewährleistung einer nahtlosen Einbettung in die bestehende Prozessausführung muss das Empfehlungssystem unterschiedliche Empfehlungsalgorithmen und -methoden unterstützen. Das Konzept muss sicherstellen, dass verschiedene Algorithmen wie kollaborative, inhaltsbasierte oder hybride Empfehlungsdienste problemlos integriert werden können. Zudem sollte es möglich sein, neue Algorithmen mit minimalem Aufwand einzubinden, indem die Schnittstellen entsprechend gestaltet sind. Ziel ist es, ein modulares System zu schaffen, das sich an unterschiedliche Prozessanforderungen und Systemlandschaften anpassen lässt. Darüber hinaus sollten klare Triggerpunkte definiert werden, an denen Empfehlungen ausgelöst werden, ohne den Ablauf zu unterbrechen. Diese Triggerpunkte können sowohl automatisch (z. B. nach Abschluss einer Aufgabe) als auch manuell definiert werden.

Prüfung

Der Aufbau des Konzepts sieht eine modulare Struktur vor, welche die Trennung verschiedener Module sicherstellt. Diese Struktur ermöglicht es, Empfehlungsdienste im Empfehlungsmodul auszutauschen, hinzuzufügen oder zu erweitern, ohne dass tiefgreifende Änderungen am Gesamtkonzept erforderlich sind. Die Unterstützung von vier unterschiedlichen Empfehlungsmethoden (wissensbasiert, inhaltsbasiert, kollaborativ, hybrid) zeigt, dass das Konzept bereits flexibel und vielseitig einsetzbar ist. Zudem werden feste Auslösemechanismen definiert, die sicherstellen, dass Empfehlungen durch explizite Auswahl vom Nutzenden getriggert werden.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_4 im Hinblick auf die flexible Integration verschiedener Empfehlungsdienste ist vollständig erfüllt. Das Konzept ermöglicht nicht nur die Nutzung bereits etablierter Empfehlungsmethoden, sondern bietet auch die Möglichkeit, neue Algorithmen und Datenquellen unkompliziert anzubinden. Darüber hinaus stellt es klar definierte Mechanismen zum Auslösen der Empfehlungsdienste bereit, sodass alle Kriterien für eine flexible Integration nahtlos erfüllt werden.

Beschreibung

A_5: RÜCKKOPPLUNG AN DIE NUTZENDEN Empfehlungen sollten so in den Arbeitsablauf von Nutzenden integriert werden, dass sie unterstützend wirken, ohne zu überlasten oder gar zu bevormunden. Daher ist es wichtig, die Empfehlungen gut sichtbar zu präsentieren, jedoch ohne erzwungene Veränderungen im Arbeitsablauf. Nutzende sollen selbstständig entscheiden können, ob sie einer Empfehlung folgen.

Prüfung

Das Konzept sieht vor, die Empfehlungen direkt in der Aufgabenliste anzuzeigen, die als zentrale Schnittstelle zwischen dem Prozessmanagementsystem und den beteiligten Personen dient. Dabei werden besonders relevante Aufgaben weiter oben platziert, ohne jedoch die Wahlfreiheit der Nutzenden einzuschränken. Statt verbindlicher Vorgaben bietet das System lediglich Vorschläge, sodass jeder selbst entscheiden kann, welche Aufgabe als Nächstes bearbeitet wird. Dadurch bleibt die Autonomie vollständig gewahrt, da keine Empfehlung verpflichtend ist. Gleichzeitig werden priorisierte

Aufgaben und individuelle Präferenzen transparent dargestellt und dienen den Nutzenden als zusätzliche Orientierungshilfe.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_5 ist vollständig erfüllt. Die Rückkopplung erfolgt durch die dynamische Anpassung der Aufgabenliste, sodass den Nutzenden jederzeit flexible Auswahlmöglichkeiten im bereits bekannten System zur Verfügung stehen. Durch die klare Einbettung in das existierende Prozessmanagementsystem wird ihre Arbeit unterstützt, ohne sie zu unterbrechen oder zu bevormunden. Da das System lediglich Vorschläge macht und keine bindenden Vorgaben, bleiben Autonomie und Entscheidungsfreiheit stets gewahrt.

Beschreibung

A_6: UMGANG MIT FEHLENDEN DATEN In der Praxis können unzureichende Daten eine Herausforderung darstellen, insbesondere bei neuen Prozessen oder Nutzenden, für die keine umfangreiche Datenbasis existiert. Um dennoch passgenaue Empfehlungen zu erzeugen, müssen Fallback-Mechanismen zur Verfügung stehen. Dabei kann es sich z. B. um wissensbasierte Empfehlungsdienste handeln, die ohne umfangreiche historische Daten genutzt werden können.

Prüfung

Das Konzept adressiert fehlende Daten primär über wissensbasierte Empfehlungsdienste im Empfehlungsmodul. Auf Basis explizit angegebener Kriterien lassen sich auch dann passende Empfehlungen generieren, wenn nur wenige oder gar keine Feedbackdaten vorliegen. Weitere Fallback-Mechanismen wie die Nutzung generischer Muster sind bislang nicht im Konzept berücksichtigt. Diese können jedoch in einer zukünftigen Iteration ergänzt werden, um Datenlücken gezielt zu berücksichtigen.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_6 ist teilweise erfüllt. Es existieren bereits Mechanismen, um bei geringer Datenbasis auf wissensbasierte Empfehlungsdienste zurückzugreifen. Dennoch könnten detailliertere Fallback-Strategien in das Konzept integriert werden, um bei fehlenden Daten aussagekräftige Empfehlungen zu generieren.

Beschreibung

A_7: KONTINUIERLICHE ANALYSE DER EMPFEHLUNGSQUALITÄT Um eine langfristig hohe Qualität der Empfehlungen sicherzustellen, ist es notwendig die Wirksamkeit und Akzeptanz der Empfehlungsergebnisse zu überwachen und zu bewerten. In Kapitel 4.1 wurde hierfür als Kriterium festgelegt, dass Verfahren für das Erheben des Nutzerverhaltens und Erfolgsquoten definiert werden müssen. Auf diese Weise lassen sich die zugrunde liegenden Datenquellen und Algorithmen regelmäßig überprüfen und bei Bedarf anpassen.

Prüfung

Das Konzept umfasst ein eigenes Analysemodul, welches wichtige Kennzahlen, wie Akzeptanzrate oder Abweichungen zwischen vorgeschlagener und gewählter Aufgabe auswerten kann. Dadurch lassen sich Defizite in der Empfehlungsqualität frühzeitig identifizieren. Zwar handelt es sich noch um eine eher grundlegende Analyse, doch damit wird bereits eine verlässliche Basis für weiterführende Optimierungen geschaffen. In späteren Ausbaustufen kann das Konzept durch dynamische Auswertungen ergänzt werden, die zusätzlich bei der Anpassung der Algorithmen unterstützen.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_7 ist teilweise erfüllt. Das Analysemodul liefert bereits wesentliche Ansätze, um die Empfehlungsqualität zu erheben, eignet sich aber eher als Einstieg in die Bewertung der Algorithmen. Eine weitergehende Datenanalyse und anpassungsfähige Steuerung der Algorithmen wären denkbare Erweiterungen.

Beschreibung

A_8: TRANSPARENZ DER EMPFEHLUNGEN Insbesondere im Projekt PRIME wünschen sich Nutzende oft eine gewisse Nachvollziehbarkeit darüber, wie Empfehlungen zustande kommen. Gerade bei umfassenden Datengrundlagen oder komplexen Algorithmen ist es wichtig, dass Nutzende zumindest eine grobe Begründung erkennen.

Prüfung

Obwohl das Konzept die Rückkopplung an die Nutzenden vorsieht, steht eine umfassende Erläuterung der Empfehlungen bislang nicht im Zentrum. Einige Transparenzaspekte sind bereits berücksichtigt, indem Nutzende einsehen können, welche Aufgaben mit hoher betrieblicher Priorität gekennzeichnet sind und welche potenzielle Bewertung vom Empfehlungssystem berechnet wurde. Eine erklärungsbasierte Darstellung, in der die Rangfolge oder wichtige Entscheidungsfaktoren detailliert genannt werden, erfordert allerdings zusätzliche Funktionen.

Erfüllungsgrad

Die Anforderung A_8 ist teilweise erfüllt. Zwar können Nutzende durch die bereitgestellten Empfehlungen erkennen, dass bestimmte Aufgaben mit höherer Bedeutung priorisiert sind, doch fehlen tiefergehende Erklärungen im Sinne einer exakten Begründung. Der modulare Aufbau des Konzepts lässt es jedoch zu, eine solche Transparenzfunktion in Zukunft zu integrieren.

Zusammenfassung

Übersicht

Tabelle 11 bietet einen zusammenfassenden Überblick über die definierten Anforderungen, ihren jeweiligen Erfüllungsgrad, die relevanten Module sowie mögliche Erweiterungspotenziale. Der Erfüllungsgrad kann dabei drei Stufen einnehmen: *vollständig erfüllt* (●), *teilweise erfüllt* (◐) oder *nicht erfüllt* (○).

Die Prüfung der Konzeptkonformität zeigt, dass das Konzept den überwiegenden Teil der definierten Anforderungen erfüllt und sich damit als ein praxistauglicher Ansatz für die Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung erweist. Insbesondere bei den essenziellen Punkten – der Balance zwischen Nutzerpräferenzen und betrieblichen Prozesszielen, der Erfassung von Präferenzen und der flexiblen Integration verschiedener Empfehlungsarten – zeigt das Konzept durch seine modulare und konfigurierbare Struktur besondere Stärken. Einige Bereiche bieten noch Erweiterungspotenzial, etwa bei spezifischen Fallback-Mechanismen oder einer tiefergehenden Erklärung der Empfehlungen. Insgesamt bietet das Konzept eine solide Basis für ein flexibles und nutzerzentriertes Empfehlungssystem im Prozessmanagement, das bei Bedarf erweitert und angepasst werden kann. Auch wenn einzelne Anforderungen derzeit nur teilweise adressiert werden, liegt ein konsistenter und funktionsfähiger Konzeptentwurf vor, der die Voraussetzungen für eine praxisnahe Umsetzung erfüllt.

ID	Anforderung	Erfüllungsgrad	Relevante Module	Potenzial für Erweiterungen
A_1	Balance zwischen Präferenzen und Optimierung	◐	Ausgabemodul	Einführung expliziter Konfliktlösungsmechanismen
A_2	Erfassung von Nutzerpräferenzen	●	Eingabemodul	Zusätzliche Feedbackkanäle (z. B. Umfragen)
A_3	Analyse vorhandener Prozessdaten	●	Eingabemodul, Vorverarbeitungsmodul, Nachverarbeitungsmodul	Erweiterung um umfassende Mechanismen zur Datenqualitätssicherung
A_4	Flexible Integration & Triggerpunkte	●	Empfehlungsmodul, Ausgabemodul	Integration zusätzlicher Empfehlungsmethoden und Algorithmen
A_5	Rückkopplung an die Nutzenden	●	Ausgabemodul	Integration verständlicher Erklärungen zur Nachverfolgung von Präferenzen
A_6	Umgang mit fehlenden Daten	◐	Empfehlungsmodul	Entwicklung zusätzlicher Fallback-Strategien
A_7	Kontinuierliche Analyse der Empfehlungsqualität	◐	Analysemodul	Integration dynamischer Algorithmen zur automatisierten Qualitätsanalyse
A_8	Transparenz der Empfehlungen	◐	Empfehlungsmodul, Nachverarbeitungsmodul, Ausgabemodul	Integration detaillierter Erklärungs- und Transparenzmodelle

Tabelle 11: Übersicht der Anforderungen mit jeweiligem Erfüllungsgrad, relevanten Modulen und Erweiterungspotenzialen.

Teil III

PRAKTISCHE UMSETZUNG, EVALUATION UND ZUSAMMENFASSUNG

5

IMPLEMENTIERUNG

Ziel der Implementierung

Im Mittelpunkt dieses Kapitels steht die prototypische Umsetzung des in Kapitel 4 vorgestellten Konzepts. Ziel ist es, durch die Implementierung eines lauffähigen Prototyps zu verdeutlichen, wie der in der Konzeption entwickelte Ansatz praktisch umgesetzt werden kann. Dabei liegt der Schwerpunkt auf der nutzerzentrierten Prozessausführung, die durch den direkten Einsatz von Empfehlungsdiensten innerhalb der Prozessausführung realisiert wird. Dies markiert den Übergang von einem konventionellen, prozesszentrierten Prozessmanagement zu einer individuell angepassten Prozessausführung, in der individuelle Präferenzen berücksichtigt werden. Darüber hinaus dient die prototypische Umsetzung als Machbarkeitsstudie für einen neuartigen, ganzheitlichen Ansatz, der nicht nur die Implementierung einer isolierten Strategie, sondern die praxisorientierte Erprobung eines integrierten Konzepts verfolgt.

Anforderungen an die Implementierung

Die zuvor in Kapitel 4.1 definierten Anforderungen werden in diesem Kapitel auf ihre technische Umsetzbarkeit hin spezifiziert und anschließend umgesetzt. Auf diese Weise entstehen konkrete funktionale und nicht-funktionale Anforderungen, die als Grundlage für den Prototyp dienen. Der Fokus liegt sowohl auf der Einbettung von Empfehlungsdiensten in bestehende Prozessmanagementsysteme als auch auf der Verwendung mehrerer Empfehlungsmethoden. Außerdem wird eine modulare und damit flexibel erweiterbare Architektur angestrebt, sodass zusätzliche Module oder Empfehlungsdienste problemlos hinzugefügt werden können.

Prototyp: RecPro

Die grundlegenden Ansätze der Implementierung wurden bereits in Teilen in [116] und [118] veröffentlicht. Dabei wurde der erste Prototyp *RECommender System for Business PROcess Management (RecPro)* entwickelt. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Prototyp weiter ausgebaut, zusätzliche Algorithmen integriert und die Systemarchitektur angepasst. Besonderes Augenmerk liegt auf der Trennung der Benutzeroberflächen. Ein Experten-Frontend[1] ermöglicht Konfiguration und Verwaltung des Empfehlungssystems, während Nutzende eine separate Oberfläche für die personalisierte Prozessausführung verwenden.

Gewählter Technologie-Stack

Für die prototypische Umsetzung wurde ein moderner Technologie-Stack gewählt, der eine verlässliche Ausführung, hohe Skalierbarkeit sowie unkomplizierte Integrationsmöglichkeiten bietet. Auf der Serverseite setzt das System auf *Spring Boot 3.4.1*[2]

1 In diesem Kapitel werden verschiedene technische Details beschrieben, die in der Praxis meist durch englische Fachbegriffe geprägt sind. Aus Gründen der Klarheit wird auf eine deutsche Übersetzung dieser feststehenden Ausdrücke verzichtet.

2 https://spring.io/

Backend, während für das Frontend *Angular 19*[3] verwendet wird. Die Prozessausführung erfolgt mithilfe von *Camunda 7.21.0*[4], während *Keycloak 26.0.0*[5] für die Authentifizierung sowie die Verwaltung von Benutzeridentitäten und Zugriffsrechten verwendet wird. Für die Datenpersistierung wird *MySQL 8.0*[6] eingesetzt. Der vollständige Quelltext wird im Github-Repository[7] zur Verfügung gestellt.

Struktur des Kapitels

Das folgende Kapitel ist in fünf Teile untergliedert. Zunächst werden funktionale und nicht-funktionale Anforderungen an die Implementierung spezifiziert, die sich aus dem Konzept ableiten lassen (Kapitel 5.1). Anschließend folgt der Implementierungsansatz, in dem die Architektur, der Datenfluss und die verwendeten Technologien erläutert werden (Kapitel 5.2). Darauf aufbauend werden die Implementierungsdetails der Umsetzung vorgestellt, wobei insbesondere die *Workflow Engine* zur Prozessausführung und die *Recommendation Engine* zur Empfehlungsberechnung im Mittelpunkt stehen (Kapitel 5.3). Anschließend wird überprüft, inwieweit die umgesetzte Implementierung den zuvor definierten Anforderungen gerecht wird (Kapitel 5.4), bevor abschließend in Kapitel 5.5 dargestellt wird, wie die prototypische Umsetzung als Machbarkeitsstudie dient und eine robuste Grundlage für zukünftige empirische Untersuchungen sowie praxisorientierte Weiterentwicklungen bietet.

5.1 ANFORDERUNGEN AN DAS SYSTEM

Funktionale und nicht-funktionale Anforderungen

In diesem Unterkapitel werden die in Kapitel 4.1 beschriebenen Konzeptanforderungen A_1 bis A_8 hinsichtlich ihrer konkreten technischen Umsetzung spezifiziert. Dabei erfolgt eine Unterteilung in zwei Kategorien, funktionale und nicht-funktionale Systemanforderungen. Die Anforderungen an das System werden am Ende des Unterkapitels nochmals zusammengefasst und in Tabelle 12 dargestellt.

Funktionale Anforderungen legen fest, welche Funktionen das zu entwickelnde System bereitstellen muss, damit das in Kapitel 4 entwickelte Konzept effektiv umgesetzt werden kann [153]. **Nicht-funktionale Anforderungen** betreffen hingegen jene Qualitätskriterien, die den Betrieb des Systems langfristig sichern, ohne dabei eine unmittelbare Funktion zu beschreiben [153].

Methodische Herleitung der Anforderungen

Die in Kapitel 4.1 definierten Anforderungen an das Konzept resultieren aus einer mehrstufigen Vorgehensweise. Zum einen wurde, wie in Kapitel 3 beschrieben, eine systematische Literaturanalyse durchgeführt, um Forschungsergebnisse zum Einsatz von Empfehlungssystemen in der Prozessausführung aufzuarbeiten. Zum anderen wurden im Projektkontext Workshops mit Prozessbeteiligten durchgeführt, um die in der Literatur identifizierten Ansätze mit realen Anforderungen abzugleichen. Auf

3 https://angular.dev/
4 https://camunda.com/de/platform-7/
5 https://www.keycloak.org/
6 https://dev.mysql.com/
7 https://github.com/spubt/recpro-thesis

dieser Grundlage entstand ein Katalog an Konzeptanforderungen, der als Ziel für die Gestaltung des Konzepts definiert wurde.

Nachdem in Kapitel 4 das konzeptionelle Rahmenwerk für die Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement vorgestellt wurde, werden die dort skizzierten Module nun systematisch in konkrete technische Anforderungen an das System überführt. Dieses Vorgehen orientiert sich an den in [122] und [150] beschriebenen Vorgehensweisen, wonach aus einem vorliegenden Konzept detaillierte Anforderungen abgeleitet werden können. Entsprechend wird für jedes Modul die vorgesehenen Funktionen und Schnittstellen untersucht und in Form funktionaler und nichtfunktionaler Anforderungen formuliert.

5.1.1 *Funktionale Anforderungen*

Funktionale Anforderungen

Das Konzept für ein Empfehlungssystem im Prozessmanagement gliedert sich in mehrere Module: Eingabemodul, Vorverarbeitungsmodul, Empfehlungsmodul, Nachverarbeitungsmodul, Ausgabemodul und Analysemodul. Die nachfolgenden Abschnitte spezifizieren die technischen Anforderungen an das System, die sich aus den zuvor definierten Modulen ergeben.

5.1.1.1 *Eingabemodul*

Eingabemodul

Das Eingabemodul bildet die Grundlage für das Empfehlungssystem, da hier alle relevanten Daten zusammengeführt werden, die zur Erzeugung von Empfehlungen benötigt werden. Zentral sind dabei die Erfassung und Konfiguration von Feedback, die Konfiguration von Prozessen und Prozessdaten sowie die Prozessausführung selbst.

EING-01: Konfiguration und Erfassung von Feedback

EING-01: KONFIGURATION UND ERFASSUNG VON FEEDBACK Die Konfiguration von Feedbackmechanismen bezieht sich darauf, dass Experten im System festlegen können, welche Feedbackarten erfasst werden sollen. Dies beinhaltet sowohl explizites als auch implizites Feedback. Diese Konfiguration erfolgt über eine Benutzeroberfläche, in der definierte Optionen ausgewählt oder bei Bedarf erweitert werden können. Die konkrete Erfassung von Feedback ist eng mit den Eingabefunktionen verknüpft und ist essenziell für die spätere Empfehlungsberechnung. Nach Abschluss einer Aufgabe wird eine Rückmeldung von den Nutzenden angefordert. Dabei ist sicherzustellen, dass sowohl Frontend als auch Backend sämtliche Feedbackdaten korrekt verwalten und die Verbindung zu den jeweiligen Aufgaben und Nutzenden eindeutig bleibt. Alle Feedbackdaten werden persistiert, damit sie für spätere Analysen und Empfehlungen nutzbar sind.

EING-02: Konfiguration von Prozessen und Prozessdaten

EING-02: KONFIGURATION VON PROZESSEN UND PROZESSDATEN Die Konfiguration von Prozessen beschreibt jene Funktionalität, mit der Experten Prozessmodelle anlegen oder modifizieren können. Das bedeutet, dass die Prozessstrukturen, die einzelnen Aktivitäten und die jeweiligen Rollen im System verwaltet werden können. Dadurch entsteht eine konsistente Datenbasis, die dem Empfehlungssystem als Grundlage dient, ohne Eingriffe in die zugrunde liegende Prozesslogik vorzunehmen. Ebenso bedeutend ist die Konfiguration von Prozessdaten, wobei Metaattribute, Umgebungsparameter und Aktivitätsparameter definiert werden können. Diese Daten sollen Experten ebenfalls über ein Frontend erfassen, sodass sie den Prozess einfach mit relevanten Zusatzinformationen anreichern können.

EING-03: Prozessausführung

EING-03: PROZESSAUSFÜHRUNG Abschließend muss das System die Ausführung von Prozessen ermöglichen. Dadurch werden beispielsweise Aufgabenlisten dynamisch erzeugt, sobald Nutzende die nächste Aufgabe auswählen möchten. Über ein Frontend wählen Nutzende aus ihrer Aufgabenliste eine Aufgabe aus, bearbeiten sie einschließlich der relevanten Aktivitätsparameter und schließen sie ab. Die dabei anfallenden Ereignisdaten werden im System gespeichert und stehen dem Empfehlungssystem für die spätere Berechnung personalisierter Empfehlungen zur Verfügung.

5.1.1.2 *Vorverarbeitungsmodul*

Vorverarbeitungsmodul

Im Vorverarbeitungsmodul werden die zuvor erfassten Daten aufbereitet, sodass sie für die Empfehlungsalgorithmen strukturiert und gewichtet zur Verfügung stehen. Ziel ist es, klare Dimensionen, Bereiche und Gewichtungen zu definieren, die den Kontext für die spätere Empfehlungserzeugung bilden.

VOR-01: Definition von Dimensionen, Bereichen und Gewichtungen

VOR-01: DEFINITION VON DIMENSIONEN, BEREICHEN UND GEWICHTUNGEN Das System muss Mechanismen bereitstellen, mit denen sich relevante Prozessattribute und Parameter als Dimensionen definieren und in Bereiche unterteilen lassen. Damit lässt sich steuern, welche Daten für eine Empfehlung relevant sind. Dazu zählt eine Konfigurationsoberfläche, mit der sich Definitionen und Bereiche konfigurieren lassen sowie eine entsprechende Schnittstelle zur Persistierung der Daten. Um unterschiedliche Anforderungen zu berücksichtigen, ist es sinnvoll, Dimensionen mit variablen Gewichtungen zu versehen. Experten sollen in einer Konfigurationsmaske für jeden Empfehlungsdienst festlegen können, welche Dimensionen berücksichtigt werden sollen und wie diese im Verhältnis zueinander stehen. Alle Gewichtungen werden zentral gespeichert und lassen sich bei Bedarf ändern.

VOR-02: Anwendung der Vorfilterung

VOR-02: ANWENDUNG DER VORFILTERUNG Die Anforderung umfasst die automatisierte Durchführung der Vorfilterung auf Basis der definierten Dimensionen, Bereiche und deren Gewichtungen. Ziel ist es, die Prozessdaten gezielt zu selektieren, um

eine passgenaue und effiziente Datengrundlage für die nachfolgende Berechnung der Empfehlungen bereitzustellen. Für jede festgelegte Dimension erfolgt eine separate Ausführung der Empfehlungsdienste mit den entsprechend vorgefilterten Daten.

5.1.1.3 *Empfehlungsmodul*

Empfehlungsmodul

Im Empfehlungsmodul werden die im Vorverarbeitungsmodul aufbereiteten Daten verarbeitet und die verschiedenen Empfehlungsdienste zur Berechnung der personalisierten Empfehlungen verwendet. Die Architektur ist so gestaltet, dass unterschiedliche Empfehlungsmethoden integriert werden können. Die Hauptanforderung an die Implementierung ist die Flexibilität, um neue Algorithmen mit wenig Aufwand in die Prozessausführung integrieren zu können.

EMPF-01: Konfiguration von Empfehlungsdiensten

EMPF-01: KONFIGURATION VON EMPFEHLUNGSDIENSTEN Es soll ein Konfigurationsmechanismus bereitstehen, über den Experten neue Empfehlungsdienste in das System integrieren können, ohne dabei den Code anpassen zu müssen. Dabei genügt es, den Typ des Empfehlungsdienstes (z. B. wissensbasiert, inhaltsbasiert, kollaborativ) und dessen Zugriffspfade zu hinterlegen. Dadurch lassen sich verschiedene Empfehlungsverfahren flexibel hinzufügen oder aktualisieren, ohne tiefgehende Eingriffe in die Implementierung vorzunehmen.

EMPF-02: Ausführung von Empfehlungsdiensten

EMPF-02: AUSFÜHRUNG VON EMPFEHLUNGSDIENSTEN Das System bietet eine eindeutig definierte Schnittstelle an, die von den jeweiligen Empfehlungsdiensten implementiert werden muss. Anhand dieser Vorgabe und den hinterlegten Konfigurationen kann das System die angebundenen Empfehlungsdienste jederzeit automatisch ansprechen und die benötigten Berechnungen anfordern. Zugleich ist klar festgelegt, welche Ergebnisse ein Empfehlungsdienst liefern soll, damit sie reibungslos in den weiteren Verarbeitungsablauf einfließen können.

5.1.1.4 *Nachverarbeitungsmodul*

Nachverarbeitungsmodul

Im Nachverarbeitungsmodul werden die vom Empfehlungsmodul für jede definierte Dimension erzeugten Teilergebnisse zusammengeführt. Dazu stehen verschiedene Aggregationsverfahren zur Verfügung, welche die Rangfolgen oder Bewertungen der jeweiligen Empfehlungsdienste in ein einzelnes Ergebnis überführen.

NACH-01: Konfiguration der Aggregation

NACH-01: KONFIGURATION DER AGGREGATION Experten sollen über eine Benutzeroberfläche festlegen können, wie die Gewichtungen aus dem Vorverarbeitungsmodul angewendet werden und welcher der in Abschnitt 4.2.5 beschriebenen Aggregationsansätze verwendet wird. Hierbei besteht die Möglichkeit, unterschiedliche Verfahren zu konfigurieren, damit sich die jeweiligen Rangfolgen oder Bewertungen flexibel zusammenfassen lassen.

NACH-02: Aggregation der Ergebnisse

NACH-02: AGGREGATION DER ERGEBNISSE Um eine einzige Empfehlungsliste aus den unterschiedlichen Dimensionen zu erzeugen, sind entsprechende Algorithmen zu implementieren. Diese Algorithmen führen die verschiedenen Rangfolgen oder Bewertungen in einem automatisierten Schritt zusammen.

5.1.1.5 *Ausgabemodul*

Ausgabemodul

Das Ausgabemodul ist dafür zuständig, im finalen Schritt sowohl die Präferenzen der Nutzenden als auch die betrieblichen Prioritäten zusammenzuführen und daraus eine Aufgabenliste zu generieren, die direkt dem Prozessmanagementsystem bereitgestellt wird. Hier lassen sich kurzfristige Anpassungen vornehmen, um auf Veränderungen der Unternehmensziele reagieren zu können.

AUSG-01: Dynamische Konfiguration von Präferenzen und Prioritäten

AUSG-01: DYNAMISCHE KONFIGURATION VON PRÄFERENZEN UND PRIORITÄTEN Eine zentrale Erkenntnis der Vorarbeiten ist die Notwendigkeit, eine angemessene Balance zwischen individuellen Präferenzen der Mitarbeitenden und den betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen sicherzustellen. Dafür muss bei der Implementierung zum einen die Relevanz der unterschiedlichen Faktoren (Prioritäten, individuelle Präferenzen) flexibel gewichtet werden können, sodass beispielsweise Aufgaben hoher betrieblicher Priorität bei Bedarf gegenüber individuellen Präferenzen vorrangig behandelt werden können. Zum anderen muss der in Abschnitt 4.2.6 beschriebene Algorithmus zur Zusammenführung von Präferenzen und Prioritäten nahtlos integriert werden. Dieser Algorithmus ermöglicht es, betriebliche Faktoren mit den Vorlieben der Mitarbeitenden zu kombinieren und daraus eine ausgewogene Priorisierung der Aufgabenliste abzuleiten.

AUSG-02: Berechnung und Bereitstellung der Aufgabenliste

AUSG-02: BERECHNUNG UND BEREITSTELLUNG DER AUFGABENLISTE Damit die Aufgabenliste letztlich betriebliche Prioritäten und individuelle Präferenzen gleichermaßen berücksichtigt, müssen die erforderlichen Algorithmen implementiert werden. Damit kann die finale Sortierung der Aufgabenliste erfolgen. Anschließend wird diese über eine Schnittstelle dem Prozessmanagementsystem zur Verfügung gestellt. Durch die klare Trennung von Berechnungslogik und Ausgabeschnittstelle bleibt das Modul erweiterbar und kann an unterschiedliche Prozessmanagementsysteme angebunden werden.

5.1.1.6 *Analysemodul*

Analysemodul

Das Analysemodul liefert Funktionen, um die Effektivität und Genauigkeit der Empfehlungen zu beurteilen. Dadurch lassen sich potenzielle Verbesserungsmaßnahmen identifizieren, ohne dass der Empfehlungsalgorithmus neu implementiert werden muss.

ANAL-01: Definition und Messung von Metriken

ANAL-01: DEFINITION UND MESSUNG VON METRIKEN Das System soll Metriken erfassen, die Aufschluss darüber geben, wie gut die Empfehlungen angenommen werden. Beispiele hierfür sind die Akzeptanzrate oder eine Abweichungsrate zwischen berechneter Bewertung und tatsächlicher Bewertung der Aufgaben durch den Nutzenden. Die erfassten Kennzahlen müssen Experten in geeigneter Form präsentiert werden, da eine übersichtliche Aufbereitung es ermöglicht, Optimierungspotenziale zu erkennen und zielgerichtete Änderungen an den Empfehlungsdiensten vorzunehmen.

5.1.2 *Nicht-funktionale Anforderungen*

Nich-funktionale Anforderungen

Nicht-funktionale Anforderungen an das System betreffen übergeordnete Qualitätskriterien, die in jedem Modul sichergestellt werden müssen. Darunter fallen insbesondere Aspekte wie Skalierbarkeit, Performanz, Sicherheit und Benutzerfreundlichkeit.

Skalierbarkeit

SKALIERBARKEIT Das System sollte in der Lage sein, mit zunehmender Anzahl an Prozessen und Nutzenden reibungslos zu funktionieren. Bei steigenden Datenvolumina sind ressourcenschonende Algorithmen und flexible Architekturen erforderlich, um Lastspitzen zu bewältigen.

Performanz

PERFORMANZ Da Empfehlungen teilweise in Echtzeit berechnet werden, muss die Antwortzeit so kurz wie möglich gehalten werden. Gerade im betrieblichen Umfeld sind erhebliche Verzögerungen oft nicht hinnehmbar, weshalb eine schnelle Reaktionszeit sichergestellt werden sollte. Einmal gespeicherte Feedbackdaten und Prozessinformationen müssen daher effizient verarbeitet werden.

Sicherheit und Datenschutz

SICHERHEIT UND DATENSCHUTZ Persönliche Präferenzen und sensible Unternehmensdaten werden verarbeitet. Entsprechend sind Zugriffskontrollen, Verschlüsselungen und rollenbasierte Autorisierungskonzepte erforderlich. Zudem ist die Einhaltung von Datenschutzbestimmungen zu gewährleisten.

Benutzerfreundlichkeit

BENUTZERFREUNDLICHKEIT Ein benutzerfreundliches Frontend ist notwendig, um sowohl bei der Expertenkonfiguration als auch bei der Prozessausführung und der Erfassung von Feedback ein positives Nutzungserlebnis zu gewährleisten. Intuitive Abläufe erhöhen die Akzeptanz und motivieren Nutzende zu vollständigen und korrekten Eingaben, was wiederum die Datenqualität nachhaltig verbessert.

Sämtliche nicht-funktionalen Anforderungen gelten für alle Module gleichermaßen. Skalierbare, performante und benutzerfreundliche Systemkomponenten erhöhen die Wahrscheinlichkeit, dass das Empfehlungssystem in einem realen Umfeld langfristig akzeptiert wird. Damit lässt sich die Kombination individueller Präferenzen und betrieblicher Anforderungen wirkungsvoll in die Prozessausführung integrieren.

Modul	ID	Anforderung	Priorität	Zentrale Ziele
Eingabemodul	EING-01	Konfiguration und Erfassung von Feedback	Hoch	Sorgt für explizite und implizite Rückmeldungen der Nutzenden; essentiell für personalisierte Empfehlungen
	EING-02	Konfiguration von Prozessen und Prozessdaten	Hoch	Legt Struktur von Prozessen inkl. Metaattributen an; bildet konsistente Datenbasis für spätere Empfehlungen
	EING-03	Prozessausführung	Hoch	Erzeugt dynamische Aufgabenlisten und speichert Ereignisdaten; Grundlage für alle nachfolgenden Empfehlungsberechnungen
Vorverarbeitungsmodul	VOR-01	Definition von Dimensionen, Bereichen und Gewichten	Mittel	Identifiziert relevante Prozessattribute (z. B. Temperatur, Budget) und ordnet sie in Wertebereiche ein
	VOR-02	Anwendung der Vorfilterung	Mittel	Automatische Vorfilterung der Eingabedaten auf Basis der definierten Dimensionen, Bereiche und Gewichtungen
Empfehlungsmodul	EMPF-01	Konfiguration von Empfehlungsdiensten	Hoch	Ermöglicht die Integration neue Empfehlungsalgorithmen (z. B. kollaborativ, wissensbasiert) mittels Konfiguration, ohne Codeanpassungen
	EMPF-02	Ausführung von Empfehlungsdiensten	Hoch	Spricht die angebundenen Empfehlungsdienste automatisch an, empfängt deren Ergebnisse und übergibt sie an das Nachverarbeitungsmodul
Nachverarbeitungsmodul	NACH-01	Konfiguration der Aggregation	Mittel	Ermöglicht die Wahl verschiedener Verfahren zur Zusammenführung der Teilergebnisse; berücksichtigt Gewichtungen aus VOR-02
	NACH-02	Aggregation der Ergebnisse	Mittel	Fasst Rangfolgen verschiedener Dimensionen in einer einheitlichen Empfehlungsliste zusammen
Ausgabemodul	AUSG-01	Dynamische Konfiguration von Präferenzen und Prioritäten	Hoch	Balanciert betriebliche Vorgaben mit Nutzerpräferenzen, indem Prioritäten flexibel gewichtet werden
	AUSG-02	Berechnung und Bereitstellung der Aufgabenliste	Hoch	Führt die finale Sortierung durch und stellt sie über eine definierte Schnittstelle dem Prozessmanagementsystem zur Verfügung
Analysemodul	ANAL-01	Definition und Messung von Metriken	Niedrig	Misst den Erfolg der Empfehlungen (z. B. Akzeptanzraten, Abweichungsraten) und visualisiert die Ergebnisse

Tabelle 12: Anforderungen an das System zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement.

Übersicht

Tabelle 12 bietet einen strukturierten Überblick über die funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen, die an die technische Umsetzung des Konzepts gestellt werden. Die Tabelle führt zu jeder Systemanforderung die zentralen Ziele, ihre Priorität und die zugehörigen Module auf. Dies verdeutlicht, welche Schwerpunkte bei der prototypischen Implementierung gesetzt werden.

Auf Basis dieser Anforderungen an das System folgt in Unterkapitel 5.2 die Beschreibung des Implementierungsansatzes. Dabei wird dargelegt, wie die Systemarchitektur gestaltet ist und welche Technologien zum Einsatz kommen, um die funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen zu erfüllen. Ferner wird beschrieben, wie die einzelnen Komponenten in der Praxis zusammenarbeiten und sich in die Prozesslandschaft integrieren lassen.

5.2 IMPLEMENTIERUNGSANSATZ

Fokus der Implementierung

Der hier vorgestellte Implementierungsansatz bildet die Grundlage für die technische Realisierung des in Kapitel 4 entwickelten Konzepts. Dabei stehen die in der Konzeption definierten Module (wie Eingabemodul, Empfehlungsmodul und Ausgabemodul) sowie deren Integration in eine ganzheitliche Systemarchitektur im Mittelpunkt. Ziel ist es, die in Kapitel 5.1 definierten funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen in die technische Umsetzung zu überführen.

Systemarchitektur

Um dieses Ziel zu erreichen, wird die Systemarchitektur so gestaltet, dass die Interaktion zwischen den Komponenten sowie die Anbindung an externe Systeme effizient und zuverlässig umgesetzt werden kann. Dies umfasst eine klare Trennung der Verantwortlichkeiten zwischen Frontend und Backend, um eine bessere Wartbarkeit und klare Verantwortlichkeiten zu ermöglichen. Gleichzeitig wird den Anforderungen an Datenfluss und Erweiterbarkeit Rechnung getragen, indem die einzelnen Komponenten strikt entkoppelt und über definierte Schnittstellen angebunden werden.

Struktur des Kapitels

Im Folgenden wird zunächst die Systemarchitektur vorgestellt, welche die wesentlichen Komponenten und ihre Funktionen übersichtlich darstellt (Kapitel 5.2.1). Anschließend wird im Abschnitt zum Datenfluss und der Integration detailliert dargestellt, wie die Kommunikation zwischen den Komponenten erfolgt und wie externe Systeme in die Gesamtarchitektur eingebunden werden können (Kapitel 5.2.2). Abschließend werden die zum Einsatz kommenden Technologien erläutert, einschließlich der verwendeten Frameworks, Datenbanksysteme und verknüpfter Systeme (Kapitel 5.2.3). Hierbei wird deutlich, dass die Flexibilitätsanforderung bereits im Kern des Systemdesigns verankert ist, sodass zukünftige Erweiterungen – wie etwa die Einbindung zusätzlicher Empfehlungsalgorithmen – ohne tiefgreifende Änderungen im Gesamtsystem möglich sind.

5.2.1 *Architektur*

Modulare Gesamtarchitektur

Die entwickelte Systemarchitektur zur Unterstützung der nutzerzentrierten Prozessausführung basiert auf einer modularen Struktur. Die Trennung in klar abgegrenzte Komponenten erleichtert die Entwicklung, Wartung und Erweiterung des Systems. Zudem ermöglicht sie, die zuvor definierten funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen (Kapitel 5.1) gezielt in den einzelnen Schichten umzusetzen. Diese Schichten umfassen das Frontend, die Prozessmanagementkomponente und die Empfehlungskomponente. Jede Schicht ist klar abgegrenzt und übernimmt definierte Aufgaben, wodurch Flexibilität und Erweiterbarkeit sichergestellt werden. Abbildung 11 illustriert das Zusammenwirken dieser Schichten und zeigt die übergeordnete Gesamtarchitektur des Systems.

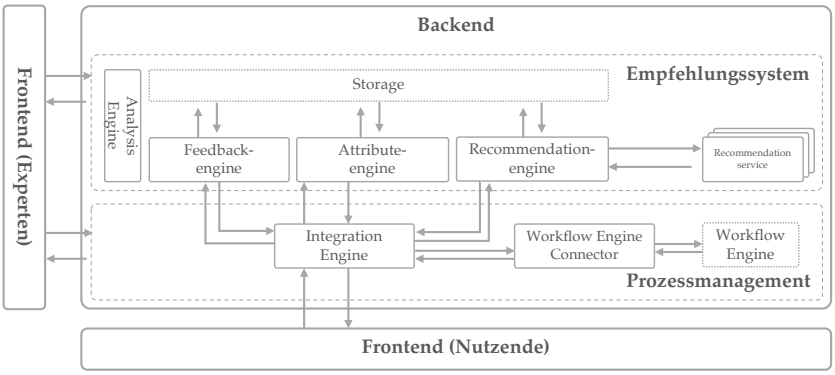


Abbildung 11: Architektur des entwickelten Systems.

5.2.1.1 *Frontend*

Nutzer- und Experten-Frontend

Das **Frontend** umfasst zwei Benutzeroberflächen, die sich an unterschiedliche Zielgruppen richten. Eine Oberfläche stellt den Nutzenden die Aufgabenlisten zur Verfügung und dient der Bearbeitung von Aufgaben sowie der Abgabe von Feedback. Die zweite Oberfläche ist für Experten vorgesehen, die sowohl die Konfiguration der Prozesse und Empfehlungen vornehmen als auch Analysen durchführen. Experten können hier Prozesse, Feedbackmethoden und Empfehlungsdienste konfigurieren. Zudem lassen sich Parameter für die Empfehlungsalgorithmen definieren oder bestehende anpassen. Beide Frontends kommunizieren ausschließlich über standardisierte REST-Schnittstellen mit dem Backend, was eine saubere Trennung von Präsentation und Verarbeitung ermöglicht.

5.2.1.2 *Prozessmanagementkomponente*

Prozesskonfiguration und -ausführung

Die **Prozessmanagementkomponente** bildet die zentrale Schnittstelle zur Prozesskonfiguration und -ausführung. Sie ermöglicht sowohl die Einbindung bestehender Prozessmanagementsysteme als auch die Umsetzung der Anforderungen des Empfehlungssystems. Aus Sicht der Nutzenden ändert sich kaum etwas an ihrer gewohnten Arbeitsweise, da sie weiterhin über das Prozessmanagementsystem mit ihren Aufgaben interagieren. Gleichzeitig kann das Prozessmanagementsystem im Hintergrund auf die Empfehlungskomponente zugreifen, um beispielsweise Aufgaben in der Aufgabenliste zu sortieren oder zu priorisieren.

Erweiterung der Prozessausführung

Da herkömmliche Prozessmanagementsysteme häufig nur eingeschränkt erweiterbar sind, etwa bei der Einbindung eines Feedbacksystems oder der Erfassung von Nutzerinteraktionen, wird ein prototypisches Prozessmanagementsystem entwickelt, das die Basisfunktionen bereitstellt. Dazu gehört, dass Aufgaben bearbeitet, abgeschlossen und in einer Aufgabenliste angezeigt werden können. Neben diesen Grundfunktionen bietet der Prototyp drei wesentliche Erweiterungen, die für die Empfehlungskomponente besonders wichtig sind:

- **Aufzeichnung von explizitem Feedback:** Nach Abschluss einer Aufgabe können Nutzende Bewertungen abgeben. Diese werden an das Empfehlungssystem übermittelt, um künftige Empfehlungen zu verbessern.
- **Aufzeichnung von implizitem Feedback:** Das System protokolliert relevante Interaktionen, beispielsweise das Anklicken von Aufgaben oder die letztlich gewählte Aufgabe in der Liste. Dieses implizite Feedback dient ebenfalls als Grundlage, um Empfehlungen noch präziser auf persönliche Vorlieben abzustimmen.
- **Anzeige von Empfehlungsalgorithmen:** Nutzende haben die Möglichkeit, zwischen verschiedenen Empfehlungsstrategien zu wählen. Das System bietet dazu entsprechende Optionen zur Auswahl.

Workflow Engine Connector

Um die gesamte Logik der Prozessausführung nicht vollständig im Prototyp zu implementieren, kommt ein Workflow Engine Connector zum Einsatz. Dieser verbindet das neu entwickelte Prozessmanagementsystem mit verschiedenen Workflow Engines, bei denen es sich um eigenständige Prozessmanagementsysteme handelt. Diese Workflow Engines übernehmen die eigentliche Ausführung und Interpretation der Prozessmodelle und stellen sicher, dass die modellierten Prozesse korrekt und zuverlässig abgearbeitet werden. Der Workflow Engine Connector gewährleistet dabei den Austausch aller relevanten Informationen zwischen dem Prototyp und der Workflow Engine, beispielsweise Prozessstatus, Aufgabeninformationen oder Ergebnisdaten einzelner Prozessschritte. Durch diesen modularen Ansatz bleibt die zugrunde liegende Workflow Engine austauschbar, ohne die Funktionalität oder die Nutzererfahrung des

übergeordneten Systems zu beeinträchtigen. Somit erfolgt eine klare Trennung zwischen der Benutzeroberfläche und Steuerungslogik im prototypischen System einerseits und der Prozessausführungslogik andererseits, welche durch die angebundenen Workflow Engines bereitgestellt wird.

Integration Engine

Die Integration Engine fungiert als zentrale Vermittlungsschicht zwischen dem Prozessmanagementsystem und dem Empfehlungssystem. Sie stellt sicher, dass alle relevanten Informationen – etwa Feedbackdaten, Parameterinstanzen oder erfasste Nutzerinteraktionen – an der richtigen Stelle verarbeitet und bedarfsgerecht weitergeleitet werden. Dadurch entkoppelt sie die Engines voneinander und übernimmt die Aufgabe, konfigurations- und domänenspezifische Daten aufzubereiten, bevor diese beispielsweise an die Recommendation Engine zur Berechnung personalisierter Vorschläge übergeben werden. Diese Integrationsschicht ist zudem ein entscheidender Faktor für die Austauschbarkeit von Modulen, da sie Schnittstellen und Datenflüsse abstrahiert und dadurch auch die Erweiterung des Systems um neue Komponenten erleichtert.

Somit verkörpert die Prozessmanagementkomponente insbesondere die Rolle des Eingabe- und Ausgabemoduls innerhalb des Gesamtkonzepts. Sie erfasst Feedbackdaten, stellt die Aufgabenliste bereit und bindet gleichzeitig die Empfehlungskomponente ein, wodurch betriebliche Vorgaben und persönliche Präferenzen in den Prozessablauf zusammengeführt werden.

5.2.1.3 *Empfehlungskomponente*

Empfehlungsberechnung

Die **Empfehlungskomponente** stellt den Kern der personalisierten Vorschlagsgenerierung dar. Das Hauptziel besteht darin, die Vielzahl der verfügbaren Informationen – etwa Präferenzen, Kontextdaten und historische Prozessausführungsdaten – auf effektive Weise zu analysieren und in konkrete Vorschläge für die Nutzenden umzuwandeln. Hierfür stützt sie sich auf verschiedene, flexibel kombinierbare Teilkomponenten, die für unterschiedliche Aufgaben zuständig sind. Auf diese Weise können sowohl umfangreiche als auch sehr spezifische Datengrundlagen für personalisierte Empfehlungen genutzt werden, ohne die gewohnten Abläufe der Nutzenden zu verändern. Die Empfehlungskomponente umfasst folgende Teilkomponenten:

- **Feedback Engine:** Die Feedback Engine erfasst die Rückmeldungen der Nutzenden über das Frontend und sorgt für deren Persistierung im Backend. Dabei wird hauptsächlich explizites Feedback in Form von Bewertungen verarbeitet. Zudem wird implizites Feedback berücksichtigt. Des Weiteren wird eine Konfigurationsmöglichkeit bereitgestellt, mit der Experten festlegen können, welche Art von Feedback erfasst wird und wie die Verarbeitung erfolgen soll.
- **Attribute Engine:** Hier werden Metaattribute sowie Umgebungs- und Aktivitätsparameter verwaltet, die den Kontext für die Empfehlungsberechnung liefern.

Diese Daten ermöglichen eine gezielte Analyse der Prozesssituation und bilden die Grundlage für kontextsensitive Empfehlungen.

- **Recommendation Engine:** Das Zentrum der Empfehlungskomponente bildet die Recommendation Engine, die personalisierte Empfehlungen generiert. Sie ist so konzipiert, dass sie mit modularen Empfehlungsdiensten arbeitet, die als eigenständige Services implementiert sind. Die Engine übergibt die vorbereiteten Daten an die entsprechenden Empfehlungsdienste, verarbeitet die Ergebnisse und priorisiert diese basierend auf vordefinierten Kriterien. Experten können hier sowohl die Empfehlungsmethoden als auch die Dimensionen, Bereiche und Gewichtungen konfigurieren, um die Empfehlungen an die spezifischen Anforderungen anzupassen. Die Recommendation Engine spielt damit eine zentrale Rolle bei der Bereitstellung der finalen Aufgabenliste, die über die Integration Engine an das Nutzerfrontend weitergegeben wird.

- **Storage:** Die Speicherkomponente dient als zentrale Schnittstelle zur Persistierung aller relevanten Daten. Da die erfassten Daten (Feedback, Prozessausführungen, Metaattribute, Parameter und Empfehlungsergebnisse) klar strukturiert sind, wird hier eine relationale Datenbank verwendet.

- **Analysis Engine:** Diese Komponente ermöglicht die fortlaufende Auswertung der Empfehlungsergebnisse. Sie prüft Kennzahlen wie Akzeptanzraten und liefert Feedback zur Qualität der empfohlenen Aufgaben und stellt diese übersichtlich im Expertenfrontend zur Verfügung.

Durch die Integration dieser Engines kann die Empfehlungskomponente sowohl umfangreiche Daten einbeziehen als auch gezielt auf individuelle Präferenzen reagieren und personalisierte Empfehlungen bereitstellen.

5.2.1.4 *Modulare Architektur*

Interoperabilität der Komponenten

Die modulare Architektur des Systems gewährleistet, dass die Frontend-, Prozessmanagement- und Empfehlungsschicht nahtlos miteinander interagieren. Während die Frontend-Schicht die Schnittstelle für Nutzende und Experten bildet, ermöglicht die Prozessmanagementkomponente eine reibungslose Integration von Prozessausführung und Empfehlungssystem. Die Empfehlungskomponente verarbeitet Feedbackdaten, Aktivitätsparameter und Nutzerinteraktionen, um personalisierte und kontextbezogene Empfehlungen zu generieren. Alle Datenflüsse zwischen den einzelnen Komponenten werden über klar definierte Schnittstellen orchestriert, um die Interoperabilität der Module zu gewährleisten und eine effiziente Datenverarbeitung sicherzustellen. Damit erhalten Nutzende eine flexible, dynamische Unterstützung in ihrer täglichen Arbeit. Gleichzeitig bleiben bewährte Prozessstrukturen erhalten und betriebliche Anforderungen gewährleistet.

5.2.2 *Datenfluss und Integration*

Interaktion der Komponenten

Der Datenfluss innerhalb eines modular aufgebauten Systems wie dem hier entwickelten Empfehlungssystem spielt eine essenzielle Rolle für die konsistente und effiziente Verarbeitung der relevanten Daten. Die beteiligten Komponenten – vom *Frontend* bis zur *Recommendation Engine* – interagieren dabei kontinuierlich miteinander und greifen auf einheitliche Schnittstellen zurück, um sämtliche Informationen strukturiert zu erfassen, zu analysieren und weiterzuleiten. Der modulare Aufbau gewährleistet vor allem klar abgrenzbare Zuständigkeiten der Teilkomponenten.

Zentrale Mechanismen

In Übereinstimmung mit den Anforderungen aus Kapitel 5.1 stehen zwei zentrale Mechanismen im Fokus. Der **Feedbackmechanismus** nimmt Nutzerrückmeldungen nach Abschluss einer Aufgabe strukturiert auf und verarbeitet sie, während der **Empfehlungsmechanismus** die personalisierten Aufgabenlisten für die Prozessausführung berechnet. Diese beiden Mechanismen zeigen, wie die einzelnen Komponenten und Datenflüsse ineinandergreifen, um personalisierte Aufgabenlisten zu generieren.

Im Folgenden wird erläutert, wie diese Abläufe gestaltet sind und wie die Daten zwischen den Komponenten fließen. Darauf aufbauend wird erkennbar, inwieweit die definierten Anforderungen eingehalten werden und welchen Beitrag die beiden Mechanismen zur Erfüllung der Leistungsziele wie Modularität und Flexibilität leisten.

Erfassung und Verarbeitung von Feedback

FEEDBACKMECHANISMUS Der Feedbackmechanismus ist für die **Erfassung** und **Verarbeitung** von Nutzerrückmeldungen zuständig und bildet damit die Grundlage für die spätere Priorisierung von Aufgabenlisten. Die aus dem Feedback resultierenden Daten sind sowohl für die Recommendation Engine als auch für weiterführende Analysen relevant, da sie die individuellen Präferenzen der Nutzenden abbilden.

Die zentrale Aufgabe des Feedbackmechanismus ist es, sowohl explizites Feedback (etwa in Form von Bewertungsskalen) als auch implizite Rückmeldungen (beispielsweise durch Interaktionsmuster im Frontend) aufzunehmen und im System strukturiert zu persistieren. Diese Rückmeldungen werden anschließend als Feedbackdaten an die Recommendation Engine übermittelt, um in die Berechnung neuer Empfehlungen einzufließen. Zusätzlich stehen sie für langfristige Analysen und Auswertungen zur Verfügung.

Ablauf der Feedbackerfassung

Abbildung 12 zeigt den Ablauf des Feedbackmechanismus anhand eines UML-Sequenzdiagramms. Darin wird das Zusammenspiel zwischen der Integration Engine und der Feedback Engine sowie die Interaktion mit den Nutzenden deutlich.

Sobald eine Aufgabe beendet wird, erscheint im Frontend ein Dialog, in dem Nutzende um eine Bewertung gebeten werden. Zur Auswahl der passenden Feedbackoption (z. B. binär oder auf einer numerischen Skala) fragt das Frontend bei der Feedback Engine die konfigurierten Optionen ab, die zuvor von Experten im Experten-Frontend definiert wurden. Nach Eingabe des Feedbacks werden die Daten an die Feedback Engine übermittelt, welche diese in einer Datenbank speichert und für spätere Verar-

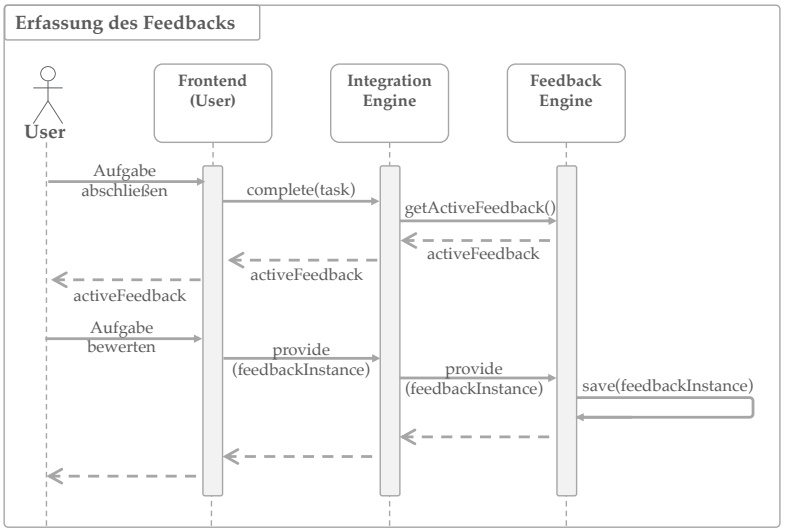


Abbildung 12: UML-Sequenzdiagramm zur Erfassung des Feedbacks.

beitungsschritte bereithält. Auf dieser Datengrundlage kann nun der Empfehlungsmechanismus aktiv werden und die Aufgabenliste entsprechend neu priorisieren.

Berechnung der nutzerzentrierten Aufgabenliste

EMPFEHLUNGSMECHANISMUS Der Empfehlungsmechanismus stellt das zentrale Element des Systems dar. Er nutzt die verfügbaren Datenquellen — einschließlich Feedbackdaten, Attributdaten und Prozessinformationen — um eine personalisierte Aufgabenliste zu erzeugen, welche sowohl die Vorlieben der Nutzenden als auch die betrieblichen Anforderungen berücksichtigt.

Abbildung 13 illustriert den allgemeinen Ablauf des Empfehlungsmechanismus in Form eines Unified Modeling Language (UML)-Sequenzdiagramms. Dabei wird sichtbar, wie die Recommendation Engine eng mit den übrigen Engines zusammenarbeitet, um aus dem Feedback und weiteren Informationen eine präferenzorientierte Aufgabenliste zu generieren.

Sobald Nutzende eine neue Aufgabenliste anfordern, beispielsweise nachdem eine Aufgabe bewertet wurde, wird diese Anfrage über die Integration Engine an den Workflow Engine Connector weitergeleitet. Der Connector kommuniziert mit der angebundenen Workflow Engine, welche auf Basis der laufenden Prozessinstanzen eine initiale Aufgabenliste erstellt. Nach Rückgabe der Liste an den Connector erfolgt die Umwandlung in das geeignete Format, bevor die Integration Engine die Aufgabenliste an die Recommendation Engine weiterreicht.

Berechnung der Präferenzen & Berücksichtigung der Prioritäten

Die Recommendation Engine ruft zur Vorbereitung zusätzliche Daten bei der Attribute Engine und der Feedback Engine ab, die Aufschluss über Präferenzen und Kontextinformationen geben. Anschließend werden die Aufgaben an die konfigurierten Empfehlungsdienste übergeben, wobei jeder Dienst auf Basis zuvor definierter Dimen-

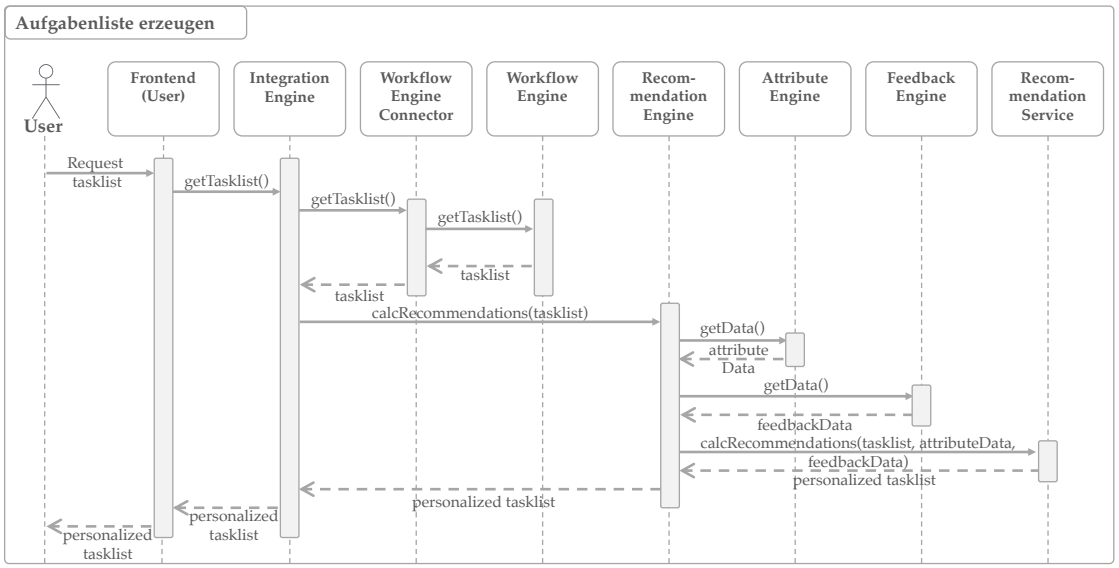


Abbildung 13: UML-Sequenzdiagramm zur Berechnung der Aufgabenliste.

sionen eine Rangfolge erzeugt. In einem nächsten Schritt fasst die Recommendation Engine die jeweiligen Einzelergebnisse zusammen und erstellt eine konsolidierte, priorisierte Aufgabenliste. Diese wird an die Integration Engine zurückgegeben, welche abschließend bei Bedarf betriebliche Prioritäten berücksichtigt. Daraus resultiert eine finale Liste, die sowohl auf die Präferenzen der Nutzenden als auch auf unternehmenskritische Anforderungen abgestimmt ist und anschließend an das Frontend gesendet wird.

Dieser Mechanismus zeigt auf, wie aus den initialen Aufgabenlisten, den erfassten Feedbackdaten und den konfigurierten Empfehlungsdiensten eine individuelle und kontextsensitive Aufgabenliste entsteht, die eine nutzerzentrierte Prozessausführung ermöglicht. Die konsequente Trennung zwischen Integration Engine, Workflow Engine Connector und Recommendation Engine gewährleistet zudem eine klare Aufgabenteilung und fördert sowohl die Wartbarkeit als auch die zukünftige Erweiterbarkeit des Gesamtsystems. Damit werden im Sinne von Kapitel 5.1 sowohl die Aspekte der Modularität als auch der Flexibilität abgedeckt.

5.2.3 *Verwendete Technologien*

Technologie-Stack für Modularität und Flexibilität

Für das vorliegende System wird ein Technologie-Stack gewählt, der die spezifischen Anforderungen an Modularität und Erweiterbarkeit erfüllt. Jede eingesetzte Technologie trägt dazu bei, die definierten Ziele des Systems umzusetzen, sei es durch die Unterstützung von Frontend-Interaktionen, die effiziente Verarbeitung im Backend oder die zuverlässige Speicherung und Verwaltung von Daten. Die hier vorgestell-

ten Technologien ermöglichen insgesamt eine modulare und flexible Architektur, die eine langfristige Wartbarkeit sicherstellt und zukünftige Erweiterungen mit wenig Aufwand erlaubt.

Trennung der Verantwortlichkeiten

Ein besonderer Fokus liegt auf der Integration der verschiedenen Systemkomponenten über standardisierte Schnittstellen, um eine klare Trennung der Verantwortlichkeiten zu gewährleisten. Während **Angular** für die Umsetzung einer nutzerfreundlichen und performanten Benutzeroberfläche sorgt, bietet **Spring Boot** die Basis für eine modulare und skalierbare Umsetzung des Backends. Die Kommunikation zwischen Frontend und Backend bildet das zentrale Bindeglied im System. Über REpresentational State Transfer (REST)-Schnittstellen[8] werden Daten wie Aufgabenlisten, Feedback oder Konfigurationsparameter ausgetauscht. Das Backend übernimmt dabei die zentrale Rolle, die Anfragen des Frontends zu verarbeiten, die relevanten Daten aus verschiedenen Modulen bereitzustellen und die Ergebnisse wieder zurückzugeben. Ergänzend übernimmt die Workflow Engine **Camunda** die zentrale Verwaltung und Ausführung der Prozesse. Die Datenhaltung erfolgt in einer **MySQL-Datenbank**, um eine zuverlässige und nachvollziehbare Speicherung aller prozess- und empfehlungsbezogenen Informationen zu ermöglichen. Für die Nutzerverwaltung wird mit **Keycloak** eine bewährte Lösung für Identitätsmanagement und Authentifizierung integriert. Die gesamte Systemumgebung wird mithilfe von **Docker**-Containern bereitgestellt, was den modularen Aufbau und die einfache Orchestrierung der einzelnen Systemkomponenten unterstützt. Die einzelnen Technologien werden im Folgenden näher beschrieben und dabei deren spezifische Rolle im Gesamtsystem erläutert.

Frontend: Angular & Angular Material

ANGULAR Für die Entwicklung der Benutzeroberflächen kommt **Angular** zum Einsatz. Angular eignet sich besonders, da es die Entwicklung von Single-Page-Applications mit sauber getrennter Code-Struktur ermöglicht. Zusätzlich wird **Angular Material** zur Vereinheitlichung und Modernisierung der Benutzeroberflächen eingesetzt, um ein konsistentes und modernes Design zu gewährleisten. Durch vorgefertigte User Interface (UI)-Komponenten und Layouts kann die Entwicklungszeit verkürzt und die Benutzerfreundlichkeit erhöht werden.

Visualisierung der Analysedaten

Für die Visualisierung von Analysedaten im Experten-Frontend wird Ng2-Charts[9] verwendet. Diese Bibliothek basiert auf Chart.js[10] und unterstützt interaktive Diagramme, welche den Experten bei der Interpretation der Daten unterstützen.

Erweiterung des Frontends

Die modulare Architektur von Angular-Anwendungen lässt sich flexibel anpassen, sodass Veränderungen der Benutzeroberfläche oder die Erweiterung des Funktionsumfangs mit geringem Aufwand umgesetzt werden können. Zudem ermöglicht eine Trennung von Logik und Darstellung eine klare Verantwortlichkeit innerhalb des Codes, was die Wartbarkeit erhöht.

8 https://restfulapi.net
9 https://github.com/valor-software/ng2-charts#readme
10 https://www.chartjs.org/

Backend: Spring Boot

SPRING BOOT Für die Implementierung des Backends wird auf das Framework **Spring Boot** zurückgegriffen, da es einen schlanken und zugleich flexiblen Ansatz zur Entwicklung der Anwendung bietet. Durch vordefinierte Konventionen und automatische Konfiguration reduziert sich der Initialisierungsaufwand, während alle Komponenten übersichtlich strukturiert bleiben. Ein wesentlicher Vorteil ist die native Unterstützung für die Erstellung von REST-Application Programming Interface (API)s. Dies ermöglicht es, die verschiedenen Empfehlungsdienste und die Workflow Engine als eigenständige Module zu integrieren und bei Bedarf flexibel auszutauschen oder zu erweitern. Dank Dependency Injection wird jede Engine isoliert in die Applikation integriert, wodurch eine übersichtliche Code-Basis und klare Verantwortlichkeiten gewährleistet sind. Darüber hinaus ermöglicht das in Spring Boot integrierte Webserver-Konzept eine schnelle Bereitstellung der Anwendung, sei es für lokale Entwicklungszwecke oder den produktiven Einsatz. Durch dieses modulare und erweiterbare Design im Backend kann das Empfehlungssystem jederzeit um neue Engines ergänzt oder bestehende Komponenten ausgetauscht werden, ohne die Kernfunktionen zu beeinträchtigen. Auch die Skalierbarkeit des Gesamtsystems wird dadurch unterstützt, da bei Bedarf weitere Instanzen des Backends schnell bereitgestellt werden können.

Über **Spring Data JPA**[11] erfolgt die Anbindung an die MySQL-Datenbank. Diese Technologie erlaubt eine klare Trennung zwischen Datenmodell und Geschäftslogik und bietet eine performante Abfrage der Daten. Aufgrund der weit verbreiteten Nutzung und des großen Funktionsumfangs fügt sich Spring Boot somit optimal in das Gesamtsystem ein.

Persistierung der Daten

MYSQL Die Datenhaltung bildet das Fundament des Systems, da sie alle relevanten Informationen für die Prozessausführung und die Generierung von Empfehlungen verwaltet. Zur Persistierung und Verwaltung der strukturierten Daten kommt **MySQL** zum Einsatz. Diese Datenbank hat sich in vielen produktiven Umgebungen bewährt und punktet durch Stabilität, Skalierbarkeit und gute Performance. Relationale Tabellen bieten eine ausreichend flexible Struktur, um Nutzerdaten, Prozessdaten, Ereignisprotokolle und Feedbackinformationen effizient zu verwalten. Dank integrierter Sicherheitsmechanismen und Replikationsmöglichkeiten lässt sich MySQL zudem leicht skalieren und robust in unterschiedliche Systeme integrieren.

Workflow-Engine: Camunda

CAMUNDA **Camunda** fungiert als zentrale Workflow Engine, welche die in BPMN 2.0 modellierten Prozesse verwaltet und ausführt. Über klar definierte Schnittstellen lässt sich Camunda mühelos in die modulare Architektur des Systems einbinden, wodurch die enge Kooperation mit weiteren Komponenten sichergestellt wird — ein wesentlicher Faktor für die bedarfsgerechte Erstellung personalisierter Aufgabenlisten. Durch den Workflow Engine Connector erfolgt die nahtlose Anbindung an das Emp-

11 https://spring.io/projects/spring-data-jpa

fehlungssystem, sodass Prozessabläufe flexibel gesteuert und erweitert werden können, ohne die Kernfunktionen zu beeinträchtigen. Diese Kombination aus Offenheit und Erweiterbarkeit macht Camunda zu einem soliden Baustein für ein skalierbares und zukunftsfähiges Gesamtsystem.

Identitätsmanagement: Keycloak

KEYCLOAK Die Sicherheit und Authentifizierung stellen in jedem modernen Softwaresystem einen zentralen Faktor dar, um den Zugang zu den unterschiedlichen Modulen und Funktionen bedarfsgerecht zu steuern. Um dies effizient und flexibel abzubilden, kommt **Keycloak** als Identitätsmanagementsystem zum Einsatz. Keycloak unterstützt etablierte Authentifizierungs- und Autorisierungsmechanismen und ermöglicht eine zentrale Verwaltung von Nutzeridentitäten, Rollen und Berechtigungen. Auf diese Weise bleibt das System skalierbar. So lassen sich neue Module oder zusätzliche Nutzende ohne großen Aufwand integrieren. Durch die flexible Anbindung an das Gesamtsystem wird sichergestellt, dass Sicherheitsfunktionen und Zugriffsrechte nicht als isolierte Komponente agieren, sondern sich nahtlos in die bestehenden Abläufe einfügen.

Bereitstellung der Applikation

DOCKER Für die Bereitstellung der einzelnen Komponenten wird **Docker** als Containerisierungstechnologie eingesetzt. Docker ermöglicht eine klare Trennung zwischen der eigentlichen Applikation, den Empfehlungsdiensten, der Datenbank, Keycloak und Camunda, indem jede Komponente in einem eigenständigen, leichtgewichtigen Container ausgeführt wird. Mithilfe von **Docker Compose**[12] werden diese Container in einer zentralen Konfigurationsdatei als zusammenhängender Stack definiert und verwaltet. Auf diese Weise wird sichergestellt, dass alle Abhängigkeiten zwischen den Containern klar festgelegt sind und die Services in der richtigen Reihenfolge starten.

Modularität durch Docker

Die Nutzung einer containerbasierten Architektur steigert die Modularität und Reproduzierbarkeit des Systems. So lassen sich Änderungen an einzelnen Komponenten (z. B. ein Update der Empfehlungsdienste) unabhängig von den übrigen Komponenten vornehmen, während die Anwendung unkompliziert in unterschiedlichen Umgebungen – von lokalen Testsystemen bis hin zur Cloud – betrieben werden kann.

Skalierbarkeit durch Docker

Zusätzlich wird durch die Containerisierung eine hohe Skalierbarkeit gewährleistet, da bei Bedarf mehrere Instanzen ausgewählter Services parallel hochgefahren werden können, ohne Änderungen an den übrigen Komponenten des Systems vorzunehmen. Damit bildet Docker eine essenzielle Grundlage für eine langfristig flexible und erweiterbare Architektur, die sich jederzeit um neue Container oder aktualisierte Dienste ergänzen lässt, ohne den laufenden Betrieb zu beeinträchtigen. Dies macht Docker zu einem essenziellen Bestandteil des Systems, da es nicht nur die Bereitstellung vereinfacht, sondern auch die Grundlage für eine nachhaltige Weiterentwicklung schafft.

12 https://docs.docker.com/compose/

5.3 IMPLEMENTIERUNGSDETAILS DER SYSTEMKOMPONENTEN

Praktische Umsetzung der Komponenten

In diesem Unterkapitel werden die wesentlichen technischen Aspekte der prototypischen Implementierung dargestellt, die unmittelbar auf den vorgestellten Architektur- und Konzeptansätzen aufbauen. Dabei wird erläutert, wie die einzelnen Komponenten implementiert werden, um eine reibungslose Interaktion sicherzustellen. Im Fokus steht die praktische Umsetzung der einzelnen Komponenten, indem anhand konkreter Beispiele gezeigt wird, wie sich externe Workflow Engines anbinden und neue Empfehlungsdienste integrieren lassen.

Integration externer Workflow Engines

Die Einbindung der **Workflow Engine** (Kapitel 5.3.1) stellt sicher, dass Prozesse konfiguriert, ausgeführt und überwacht werden können. Diese Komponente bildet das Fundament, um Prozesse strukturiert abzubilden und auszuführen. In diesem Abschnitt wird erläutert, wie externe Prozessmanagementsysteme angebunden werden, welche Schnittstellen implementiert werden müssen und welche Arten von Prozessdaten während der Prozessausführung für das Empfehlungssystem bereitgestellt werden. Besonderes Augenmerk liegt darauf, unterschiedliche Workflow Engines nahtlos zu integrieren, ohne dabei die zugrunde liegende Struktur verändern zu müssen.

Umsetzung der Recommendation Engine

Die **Recommendation Engine** (Kapitel 5.3.2) ist die zentrale Komponente zur Bereitstellung personalisierter Empfehlungen während der Prozessausführung. Hier wird dargelegt, wie das System auf die zuvor beschriebenen Daten zugreift, diese analysiert und daraus kontextsensitive sowie nutzerzentrierte Empfehlungen generiert. Exemplarisch für wissensbasierte, inhaltsbasierte und kollaborative Verfahren wird dargelegt, wie einzelne Empfehlungsdienste konkret in das Gesamtsystem eingebunden werden können. Dadurch wird veranschaulicht, wie verschiedene Empfehlungsansätze flexibel integriert werden können.

Umsetzung der weiteren Engines

Da die Feedback Engine, Attribute Engine, Analysis Engine und Integration Engine – im Gegensatz zu den zuvor vorgestellten Engines – keine externen Integrationsmechanismen besitzen und nur direkt im Code erweitert werden können, werden sie gemeinsam in Abschnitt 5.3.3 behandelt. In diesem Abschnitt steht daher im Vordergrund, wie sich diese Komponenten in das Gesamtsystem einfügen und wie Feedbackdaten, Metaattribute sowie Aktivitäts- und Umgebungsparameter während der Prozessausführung erfasst und verarbeitet werden können. Darüber hinaus wird erläutert, wie die Integration Engine sämtliche Komponenten des Empfehlungssystems orchestriert.

5.3.1 *Workflow Engine*

Integration über Workflow Engine Connector

Die Integration von externen Workflow Engines in die entwickelte Applikation erfolgt über einen zentralen **Workflow Engine Connector**, der eine abstrahierte und einheitliche Schnittstelle zur Verfügung stellt. Das wesentliche Ziel des Connectors ist es, eine einheitliche Interaktion zwischen der Anwendung und verschiedenen Workflow En-

gines zu gewährleisten, ohne dabei Änderungen an der zentralen Logik des Systems vornehmen zu müssen. Somit werden Modularität und Flexibilität sichergestellt.

Schnittstellen zur Modellierung und Ausführung

Um eine neue Workflow Engine anzubinden, müssen lediglich definierte Java-Interfaces als Schnittstellen implementiert werden. Diese Schnittstellen lassen sich den beiden übergeordneten Kategorien **Prozessmodellierung** und **Prozessausführung** zuordnen, wodurch eine klare Trennung der Verantwortlichkeiten sichergestellt wird. Die in Tabelle 13 dargestellten Interfaces mit den entsprechenden zentralen Methoden sind dabei essenziell:

	Interface	**Methode**	**Beschreibung**
Modellierung	`IProModelingService`	`createProcess`	Erstellt eine neue Prozessdefinition in der Workflow Engine.
		`getAll`	Liefert alle verfügbaren Prozessdefinitionen.
Ausführung	`IProExecutionService`	`startProcess`	Startet eine neue Instanz eines definierten Prozesses.
	`ITaskService`	`claim`	Beansprucht eine Aufgabe für einen Nutzenden.
		`complete`	Schließt eine Aufgabe ab.
	`ITasklistService`	`getWorklist`	Ruft die Aufgabenliste eines Nutzenden ab.

Tabelle 13: Übersicht der wesentlichen Methoden zur Integration von Workflow Engines.

Methoden zur Prozessintegration

Diese Methoden repräsentieren die essenziellen Operationen, welche eine Workflow Engine bereitstellen muss, damit innerhalb der Applikation darauf aufbauend Prozesse modelliert und ausgeführt werden können. Die Auswahl dieser Methoden konzentriert sich auf jene Operationen, die für die Interaktion mit der Workflow Engine besonders relevant sind. So werden nicht nur Prozessdefinitionen erstellt und gestartet, sondern insbesondere auch Aufgabenlisten und konkrete Aufgaben von Nutzenden verwaltet.

Transformation der Daten

Ein zentraler Aspekt des Workflow Engine Connectors besteht darin, eine unabhängige und konsistente interne Datenbasis sicherzustellen. Zu diesem Zweck werden sämtliche von der jeweiligen Workflow Engine gelieferten Objekte, wie beispielsweise Prozesse, Prozessinstanzen oder Aufgaben, in interne Datenmodelle der Applikation transformiert. Da jede Workflow Engine ihre eigene native Datenstruktur verwendet, ist es notwendig, für jede anzubindende Engine eine spezifische Transformationslogik zu entwickeln. Diese spezifische Transformationslogik legt fest, welche Attribute

der nativen Objekte übernommen und welche ergänzt werden müssen, um den Anforderungen der Applikation gerecht zu werden. Durch diese Transformation können unterschiedliche Workflow Engines angebunden werden, ohne dass Änderungen an der eigentlichen Applikationslogik vorgenommen werden müssen. Diese Vorgehensweise ermöglicht eine einheitliche und konsistente Verarbeitung der Informationen innerhalb der Applikation, unabhängig davon, welche spezifische Workflow Engine angebunden ist.

Beispiel: Anbindung der Camunda Workflow Engine

Zur Anbindung der **Camunda Workflow Engine** wird konkret deren REST-API[13] genutzt, um auf die notwendigen Funktionen zuzugreifen. Exemplarisch wird für die Camunda Workflow Engine ein spezifischer Connector entwickelt, der die oben beschriebenen Interfaces implementiert und die jeweiligen Methodenaufrufe direkt in REST-Anfragen an die Camunda API übersetzt. Diese Anfragen ermöglichen beispielsweise, Prozessdefinitionen zu erstellen, Prozessinstanzen zu starten, Aufgabenlisten anzufragen sowie einzelne Aufgaben zu beanspruchen oder abzuschließen. Die Nutzung der REST-API bietet entscheidende Vorteile, insbesondere durch die lose Kopplung und eine einfache, plattformunabhängige Integration.

Modularität und Flexibilität durch Workflow Engine Connector

Das beschriebene Integrationskonzept stellt somit sicher, dass die Nutzung unterschiedlicher Workflow Engines mit geringem Aufwand erfolgen kann. Neue Engines lassen sich leicht integrieren, indem lediglich die definierten Java-Interfaces implementiert werden, ohne die bestehende Applikationslogik zu verändern. Diese Modularität bietet langfristige Flexibilität, insbesondere wenn zukünftige technische oder organisatorische Anforderungen die Nutzung anderer Workflow Engines erforderlich machen.

5.3.2 *Recommendation Engine*

Zentrale Komponente des Empfehlungssystems

Die **Recommendation Engine** stellt die zentrale Komponente innerhalb des Empfehlungssystems dar, die auf Grundlage relevanter Nutzerdaten personalisierte Empfehlungen erzeugt. Dabei werden die Daten aus unterschiedlichen Quellen zusammengeführt, systematisch vorverarbeitet und anschließend an Empfehlungsdienste übergeben. Die wesentliche Zielsetzung dieser Komponente liegt darin, die umfangreiche Menge an verfügbaren Informationen gezielt zu reduzieren und auf Basis von Nutzerpräferenzen zu personalisieren. Dabei ermöglicht die modulare Architektur der Engine eine flexible und skalierbare Integration unterschiedlicher Empfehlungsalgorithmen.

Technische Umsetzung

Die technische Umsetzung der Recommendation Engine basiert auf einer modularen Microservice-Architektur. Jeder Empfehlungsdienst, darunter wissensbasierte, inhaltsbasierte sowie kollaborative, wird hierbei als eigenständiger Microservice realisiert. Diese Microservices laufen standardmäßig innerhalb voneinander unabhängigen Docker-Containern, wodurch ihre Wartung, Erweiterung und Skalierung vereinfacht wird. Die Kommunikation zwischen der zentralen Recommendation Engine und den

13 https://docs.camunda.org/manual/latest/reference/rest/openapi/

einzelnen Empfehlungsdiensten erfolgt über standardisierte REST-Schnittstellen, was eine hohe Interoperabilität gewährleistet und den Austausch oder die Erweiterung einzelner Empfehlungsdienste erleichtert. Jeder Empfehlungsdienst erhält dabei spezifische Daten und Konfigurationen, die exakt auf die Anforderungen des jeweiligen Algorithmus zugeschnitten sind.

Verarbeitungsschritte

Im Kern gliedert sich der Empfehlungsprozess der Recommendation Engine in mehrere logisch getrennte Verarbeitungsschritte. Zunächst erfolgt eine automatisierte Vorfilterung der historischen Prozessdaten, welche sicherstellt, dass lediglich relevante Daten in die anschließenden Empfehlungsschritte einfließen. Daraufhin übernimmt die Engine die Steuerung des Empfehlungsprozesses, indem sie die jeweiligen Empfehlungsalgorithmen gezielt ansteuert und deren Ergebnisse aggregiert. Abschließend wird eine finale, priorisierte Aufgabenliste generiert und an die nachgelagerte Systemkomponente zur weiteren Verarbeitung weitergeleitet.

Nachfolgend wird zunächst auf die technische Umsetzung der Vorfilterung eingegangen, die als Grundlage für eine effiziente und qualitativ hochwertige Empfehlungsgenerierung dient.

5.3.2.1 *Vorfilterung der Daten*

Vorverarbeitung der Daten

Die Vorfilterung bildet den ersten Verarbeitungsschritt innerhalb der Recommendation Engine. Ziel dieses Schrittes ist es, die Datenbasis, auf der die Empfehlungen berechnet werden, systematisch auf relevante Informationen zu reduzieren. Dabei werden im Vorfeld von Experten definierte Dimensionen und zugehörige Wertebereiche genutzt, um die Menge der historischen Prozessdaten gezielt einzugrenzen. Dies steigert nicht nur die Effizienz der anschließenden Berechnungen, sondern erhöht zugleich die Qualität der Empfehlungen, da im Wesentlichen die Daten berücksichtigt werden, die für die aktuellen Präferenzen der Nutzenden relevant sind.

Filterung auf Datenbankebene

Technisch erfolgt diese Vorfilterung auf Ebene der Datenbank mittels Structured Query Language (SQL)-Abfragen [39], welche anhand zuvor konfigurierter Dimensionen und Bereiche erstellt werden. Dimensionen repräsentieren dabei spezifische Charakteristiken der Prozessdaten, wie beispielsweise zeitliche Parameter oder Umgebungsparameter. Experten definieren hierfür konkrete Wertebereiche, innerhalb derer die historischen Prozessdaten berücksichtigt werden sollen. Die konkrete Konfiguration der Dimensionen erfolgt über eine Oberfläche im Frontend und wird anschließend über REST-Schnittstellen an das Backend übertragen und persistiert.

Beispiel: Vorverarbeitung

Zur Verdeutlichung des Vorgehens wird exemplarisch die Dimension *Zeit* betrachtet: Diese Dimension könnte beispielsweise in Bereiche wie *Morgen (06:00 bis 09:59 Uhr)*, *Vormittag (10:00 bis 11:59 Uhr)* und *Nachmittag (14:00 bis 16:59)* unterteilt sein. Für jede Aufgabe der aktuellen Aufgabenliste prüft die Vorfilterung automatisch, welchem Bereich der tatsächliche Wert des Umgebungsparameters entspricht. So wird beispielsweise für eine Aufgabe, welche um 09:41 ausgeführt wird, automatisch der zugehörige Bereich *Morgen* gewählt und entsprechend nur bereits ausgeführte Aufgaben zur

Berechnung der Empfehlungen herangezogen, welche ebenfalls morgens ausgeführt wurden.

Analog erfolgt die Vorfilterung für weitere Dimensionen, die für Aktivitätsparameter festgelegt werden. Durch diese systematische Vorselektion reduziert sich die Datenmenge deutlich. Damit schafft die Vorfilterung eine entscheidende Grundlage für die anschließenden Empfehlungsschritte, da sie sicherstellt, dass den Empfehlungsalgorithmen ausschließlich relevante und zielgerichtete historische Prozessdaten zur Verfügung stehen. Dadurch wird sowohl die Qualität der Empfehlungen als auch die Effizienz des Gesamtsystems gesteigert.

5.3.2.2 *Steuerung der Empfehlungsdienste*

Steuerung der Empfehlungsgenerierung

Im Anschluss an die Vorfilterung erfolgt innerhalb der Recommendation Engine die zentrale Steuerung und Koordination der unterschiedlichen Empfehlungsdienste. Dabei übernimmt die Engine die Aufgabe, für jede zuvor definierte Dimension gezielt den Empfehlungsdienst aufzurufen und dessen Ergebnisse einzuholen. Technisch erfolgt diese Ansteuerung über klar definierte Schnittstellen, sodass ein standardisierter und effizienter Austausch zwischen der Recommendation Engine und den einzelnen Empfehlungsdiensten gewährleistet wird.

Technische Umsetzung

Konkret stellt die Recommendation Engine für jede der implementierten Empfehlungsarten – wissensbasierte, inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungsdienste – spezifische Interfaces bereit, welche die jeweiligen Ein- und Ausgabedaten eindeutig festlegen. Dadurch ist sichergestellt, dass jeder Empfehlungsdienst genau die Daten erhält, die zur Berechnung der Empfehlungen erforderlich sind. Ein wissensbasierter Empfehlungsdienst erhält beispielsweise die aktuelle Aufgabenliste des Nutzenden einschließlich zugehöriger Aktivitätsparameter, Umgebungsparameter sowie explizit angegebenen Nutzerkriterien. Demgegenüber berücksichtigen inhaltsbasierte Empfehlungsdienste zusätzlich historische Feedbackdaten des jeweiligen Nutzenden.

Die Empfehlungsdienste werden jeweils als eigenständige Microservices betrieben und kommunizieren über REST-Schnittstellen mit der Recommendation Engine. Diese Lösung ermöglicht es, Empfehlungsdienste unabhängig voneinander zu betreiben, flexibel zu warten und bei Bedarf zu erweitern. Darüber hinaus erlaubt die klare Definition der Schnittstellen jederzeit die flexible Integration neuer Empfehlungsalgorithmen.

Für jede Dimension erfolgt der Ablauf dabei wie folgt. Zunächst ruft die Recommendation Engine über die REST-Schnittstelle den Empfehlungsdienst auf und übergibt diesem den vorbereiteten Datensatz. Der Empfehlungsdienst verarbeitet daraufhin die Daten, generiert eine spezifische Empfehlung und gibt die Ergebnisse in einem einheitlichen Format an die Recommendation Engine zurück. Nachdem die Ergebnisse aller betrachteten Dimensionen gesammelt wurden, erfolgt deren Aggregation zu einer finalen, priorisierten Aufgabenliste.

Wissensbasierte Empfehlungsdienste

IMPLEMENTIERUNG WISSENSBASIERTER EMPFEHLUNGSDIENSTE Wissensbasierte Empfehlungsdienste dienen innerhalb der Recommendation Engine dazu, gezielt solche Aufgaben zu empfehlen, die explizit definierten Nutzerkriterien entsprechen. Die Besonderheit dieser Empfehlungsmethode liegt in der direkten Erfassung und Nutzung der von Nutzenden angegebenen Kriterien. Über eine entsprechende Oberfläche im Frontend können Nutzende Kriterien auswählen, die anschließend zur Eingrenzung und Priorisierung der Aufgabenliste verwendet werden.

Technische Details

Technisch erfolgt die Anbindung wissensbasierter Empfehlungsdienste als eigenständige Microservices, die über eine klar definierte Schnittstelle mit der Recommendation Engine kommunizieren. Dabei stellt die Schnittstelle insbesondere zwei zentrale Funktionen zur Verfügung:

- `initialize(tasklist)`: Diese Funktion analysiert zunächst die aktuelle Aufgabenliste und gibt daraufhin eine Liste möglicher Kriterien zurück, welche Nutzenden anschließend zur Auswahl im Frontend angeboten werden können. Die Kriterien ergeben sich aus den konkreten Instanzen der Aktivitätsparameter und Umgebungsparameter sowie der Metaattribute der vorliegenden Aufgaben. Dies stellt sicher, dass Nutzenden nur Kriterien vorgeschlagen werden, die tatsächlich relevant sind.

- `applyRecommendations(tasklist, selectedCriteria)`: Nachdem Nutzende die gewünschten Kriterien ausgewählt haben, erfolgt durch diese Funktion die eigentliche Empfehlungsgenerierung. Für jede Aufgabe der übergebenen Aufgabenliste prüft die Funktion, ob die Aufgabe den explizit angegebenen Kriterien entspricht oder nicht. Das Ergebnis der Funktion ist eine Aufgabenliste, bei der jede Aufgabe um eine Information ergänzt wird, die angibt, ob sie sichtbar oder nicht sichtbar ist.

Um die grundlegende Funktionsweise exemplarisch zu verdeutlichen, wird im Rahmen dieser Arbeit eine Implementierung realisiert, die einen direkten und unkomplizierten Abgleich der ausgewählten Kriterien mit den konkreten Werten der jeweiligen Aufgaben durchführt. Beispielsweise prüft die Funktion bei numerischen Kriterien, ob der Wert einer Aufgabe innerhalb eines angegebenen Wertebereichs liegt, während textuelle oder boolsche Parameter auf exakte Übereinstimmung geprüft werden. Eine Aufgabe wird nur dann als sichtbar markiert, wenn sie sämtliche explizit definierten Kriterien erfüllt.

Exemplarische Umsetzung

Die beschriebene Implementierung ist explizit als exemplarische Umsetzung konzipiert, welche die Grundidee wissensbasierter Empfehlungsdienste verdeutlichen soll. Komplexere Implementierungen, wie beispielsweise regelbasierte Systeme, können auf Basis derselben Schnittstellendefinition problemlos integriert werden.

Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste

IMPLEMENTIERUNG INHALTSBASIERTER EMPFEHLUNGSDIENSTE Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste generieren Empfehlungen, indem sie die Attribute und Parameter aktuell vorliegender Aufgaben mit den Attributen und Parametern solcher Aufgaben vergleichen, die der Nutzende in der Vergangenheit bereits bearbeitet und bewertet hat. Ziel dieses Ansatzes ist es, anhand historischer Bewertungsdaten Rückschlüsse auf die Präferenzen der Nutzenden zu ziehen und somit die Priorisierung aktueller Aufgaben zu verbessern. Im Gegensatz zum wissensbasierten Ansatz erfolgt hier keine explizite Abfrage von Kriterien. Stattdessen werden Präferenzen aus dem bisherigen Nutzerverhalten abgeleitet.

Technische Umsetzung

Technisch erfolgt die Anbindung inhaltsbasierter Empfehlungsdienste als eigenständiger Microservice, der ebenfalls über eine klar definierte Schnittstelle in die Recommendation Engine integriert ist. Die Schnittstelle bietet dabei insbesondere folgende wesentliche Funktionen:

- `initialize(configuration)`: Dient der initialen Konfiguration des Empfehlungsdienstes, beispielsweise hinsichtlich der Auswahl der relevanten Attribute und Parameter, der verwendeten Ähnlichkeitsmetrik oder der Anzahl der zu betrachtenden Nachbarn (k).
- `applyRecommendations(tasklist, historicalTasks)`: Diese zentrale Funktion generiert Empfehlungen, indem sie jede Aufgabe aus der aktuellen Aufgabenliste mit bereits vom Nutzenden ausgeführten und bewerteten Aufgaben vergleicht. Das Ergebnis ist eine Aufgabenliste, welche nach den potenziellen Präferenzen des Nutzenden sortiert ist.

Beispiel: kNN mit Kosinusähnlichkeit

Um die Umsetzung des inhaltsbasierten Empfehlungsdienstes exemplarisch darzustellen, wird im Rahmen dieser Arbeit eine Implementierung des k-Nearest-Neighbor (kNN)-Verfahrens [37] realisiert, da dieses Verfahren in der Praxis weit verbreitet ist und sich aufgrund seiner Einfachheit besonders für exemplarische Zwecke eignet. Diese Implementierung berechnet die Ähnlichkeit zwischen den aktuell vorliegenden und den historischen Aufgaben, indem Merkmalsvektoren der Aufgaben verglichen werden. Exemplarisch wird hierbei als Ähnlichkeitsmaß die Kosinusähnlichkeit [135] eingesetzt, welche die Ähnlichkeit zweier Aufgaben anhand des Winkels zwischen ihren Merkmalsvektoren quantifiziert. Die Kosinusähnlichkeit $\mathrm{sim}(x, y)$ zwischen zwei Aufgaben x und y wird dabei wie folgt berechnet:

$$\mathrm{sim}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i \cdot y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{n} y_i^2}}$$

Dabei repräsentieren x_i und y_i die Merkmalswerte der jeweiligen Aufgabe in einem n-dimensionalem Merkmalsraum. Dabei ist das Ergebnis ein Wert zwischen 0 und 1, wobei ein Wert nahe 1 angibt, dass die Aufgaben sehr ähnlich zueinander sind.

Die potenzielle Bewertung $p(t)$ einer aktuell vorliegenden Aufgabe t ergibt sich aus den Bewertungen der k ähnlichsten historischen Aufgaben. Die Bewertung wird als gewichteter Durchschnitt dieser historischen Bewertungen berechnet, wobei die zuvor ermittelte Ähnlichkeit als Gewicht dient:

$$p(t) = \frac{\sum_{i=1}^{k} \mathrm{sim}(t, h_i) \cdot r(h_i)}{\sum_{i=1}^{k} \mathrm{sim}(t, h_i)}$$

Hierbei bezeichnet $\mathrm{sim}(t, h_i)$ die berechnete Kosinusähnlichkeit zwischen der aktuellen Aufgabe t und der historischen Aufgabe h_i, während $r(h_i)$ die Bewertung der historischen Aufgabe durch den Nutzenden darstellt. Damit wird ein konkreter Wert berechnet, welcher die potenzielle Bewertung der aktuellen Aufgabe t widerspiegelt. Anhand dieser berechneten Werte für die ganze Aufgabenliste lässt sich diese nun nach den Präferenzen des Nutzenden neu sortieren und an die Recommendation Engine zurückgeben.

Die vorgestellte Implementierung ist bewusst einfach gehalten, um die grundlegende Funktionsweise inhaltsbasierter Empfehlungsdienste zu veranschaulichen. Alternative oder komplexere Algorithmen – etwa die Verwendung anderer Ähnlichkeitsmaße oder Verfahren wie Matrixfaktorisierung oder Clusteranalysen – können problemlos über dieselbe Schnittstelle angebunden werden.

Kollaborative Empfehlungsdienste

IMPLEMENTIERUNG KOLLABORATIVER EMPFEHLUNGSDIENSTE Kollaborative Empfehlungsdienste generieren personalisierte Empfehlungen, indem sie das Verhalten und die Präferenzen mehrerer Nutzender analysieren und miteinander vergleichen. Im Gegensatz zu wissensbasierten und inhaltsbasierten Ansätzen, welche auf den expliziten Nutzerkriterien oder Eigenschaften der Aufgaben basieren, nutzen kollaborative Ansätze Bewertungsdaten mehrerer Nutzender, um auch für bislang unbekannte Aufgaben Empfehlungen abzuleiten. Ziel ist es, Empfehlungen anhand der Präferenzen ähnlicher Nutzender (*nutzerbasierter Ansatz*) oder auf Grundlage der Ähnlichkeit

zwischen Aufgaben (*itembasierter Ansatz*) zu generieren.

Technische Umsetzung

Die technische Integration von kollaborativen Empfehlungsdiensten erfolgt wiederum als eigenständige Microservices, die über eine klar definierte Schnittstelle mit der Recommendation Engine kommunizieren. Analog zu den zuvor beschriebenen Empfehlungsdiensten umfasst die Schnittstelle dabei insbesondere folgende Funktionen:

- `initialize(configuration)`: Diese Funktion konfiguriert initial den kollaborativen Empfehlungsdienst, beispielsweise hinsichtlich des gewählten Algorithmus, der Anzahl der betrachteten Nachbarn (k) oder weiterer algorithmenspezifischer Parameter.
- `applyRecommendations(tasks, historicalTasks)`: Diese zentrale Funktion berechnet für jede Aufgabe aus der aktuellen Aufgabenliste eine potenzielle Bewer-

tung basierend auf den Bewertungsdaten aller Nutzender aus dem Ereignisprotokoll. Dies ist ein wesentlicher Unterschied zum inhaltsbasierten Empfehlungsdienst, welcher lediglich die Daten des aktuellen Nutzenden betrachtet. Hier erfolgt entweder ein nutzerbasierter Vergleich (Ähnlichkeiten zwischen Nutzenden basierend auf deren Bewertungen) oder ein itembasierter Vergleich (Ähnlichkeiten zwischen Aufgaben basierend auf den Bewertungen der Nutzenden). Das Ergebnis ist eine Aufgabenliste, welche anhand der Präferenzen des Nutzenden sortiert ist.

Beispiel: Pearson-Korrelationskoeffizient

Um die Funktionsweise des kollaborativen Empfehlungsdienstes exemplarisch zu verdeutlichen, wird im Rahmen dieser Arbeit eine einfache Implementierung des nutzerbasierten kNN-Verfahrens umgesetzt. Dieser Ansatz berechnet zunächst die Ähnlichkeit zwischen Nutzenden, basierend auf deren historischen Bewertungen. Exemplarisch wird hierzu der Pearson-Korrelationskoeffizient [110] eingesetzt, der die Ähnlichkeit zweier Nutzer u und v anhand ihrer Bewertungen der gleichen Aufgaben bestimmt. Die Pearson-Korrelation $pearson(u, v)$ zwischen zwei Nutzern berechnet sich wie folgt:

$$\text{pearson}(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^{n} (r_{u,i} - \bar{r}_u) \cdot (r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (r_{v,i} - \bar{r}_v)^2}}$$

Dabei steht $r_{u,i}$ für die Bewertung, die der Nutzende u der Aufgabe i gegeben hat und $\bar{r}_u$ für die durchschnittliche Bewertung des Nutzenden u. Analog gilt dies für den Nutzenden v. Die Ergebnisse liegen dabei stets im Bereich zwischen -1 und $+1$. Ein Wert von $+1$ bedeutet eine perfekte Korrelation, d. h. beide Nutzende weisen sehr ähnliche Bewertungstendenzen auf. Ein Wert nahe -1 zeigt eine stark negative Korrelation an, während ein Wert nahe 0 darauf hinweist, dass zwischen den Präferenzen der Nutzenden kaum oder keine Ähnlichkeit besteht.

Berechnung der potenziellen Bewertung

Die potenzielle Bewertung $p(u, t)$ eines Nutzenden u für eine Aufgabe t wird dann aus den Bewertungen der k ähnlichsten Nutzenden abgeleitet. Hierbei dient die berechnete Nutzerähnlichkeit als Gewicht bei der Berechnung eines gewichteten Durchschnitts:

$$p(u, t) = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v=1}^{k} pearson(u, v) \cdot (r_{v-t} - \bar{r}_v)}{\sum_{v=1}^{k} |pearson(u, v)|}$$

Hierbei entspricht $r_{v,t}$ der Bewertung des Nutzenden v für Aufgabe t, während $pearson(r, v)$ wiederum die Ähnlichkeit zwischen den Nutzenden u und v darstellt.

Integration weiterer kollaborativer Algorithmen

Auch diese kollaborative Implementierung stellt lediglich eine exemplarische Realisierung dar. Alternative Implementierungen, wie beispielsweise itembasierte Ansätze oder weiterführende Algorithmen (z. B. Matrixfaktorisierung, Clustering oder Deep-Learning-basierte Methoden), können jederzeit über die gleiche Schnittstelle angebunden werden.

5.3.2.3 *Ergebnisaggregation*

Generierung der finalen Aufgabenliste

Die Ergebnisaggregation innerhalb der Recommendation Engine realisiert die technische Umsetzung der im Konzept (vgl. Kapitel 4.2.5) vorgestellten Aggregationsverfahren. Ziel der Aggregation ist es, die Ergebnisse der einzelnen Berechnungen zusammenzuführen und zu einer konsistenten, priorisierten Aufgabenliste zu konsolidieren. Technisch stellt die Recommendation Engine hierfür eine Schnittstelle bereit, über welche die Ergebnisse der Empfehlungsdienste aufgenommen werden und zu einer einzelnen Aufgabenliste zusammengeführt werden.

Die Schnittstelle stellt folgende Funktionen zur Verfügung, um die Aggregationen der Aufgabenlisten zu berechnen:

- `aggregateRatings(tasksWithRatings, method)`: Diese Methode verarbeitet Aufgabenlisten, bei denen die Empfehlungsmethoden pro Aufgabe eine numerische Bewertung ermittelt haben. Als mögliche Aggregationsmethoden stehen dabei das arithmetische Mittel, das gewichtete Mittel sowie die Aggregation anhand des Maximalwerts zur Verfügung.
- `aggregateRelevance(tasksWithRelevance, method)`: Geben die Empfehlungsdienste keine numerischen Bewertungen, sondern qualitative Relevanzentscheidungen (*sichtbar / nicht sichtbar*) zurück, können Methoden wie Mehrheitsentscheidung, kritische Dimensionen oder gewichtete Relevanzentscheidungen zur Aggregation genutzt werden.
- `aggregatePrioritizedTasklist(tasks, method)`: Diese Methode verarbeitet Aufgabenlisten, die lediglich nach den Präferenzen der Nutzenden sortiert sind. Wurden mehrere dieser Aufgabenlisten berechnet, kann mit Hilfe von Aggregationsmethoden wie der punktbasierten Rangbildung oder der gewichteten Rangbildung eine neue Aufgabenliste berechnet werden, welche die Positionen der einzelnen Aufgaben berücksichtigt.

Gewichtete Mittelwertbildung

Im Rahmen der prototypischen Implementierung wird dabei insbesondere die gewichtete Mittelwertbildung realisiert. Diese Methode kombiniert die potenziellen Bewertungen der einzelnen Empfehlungsdimensionen, indem jeder Dimension ein individuelles Gewicht zugewiesen wird. Konkret erfolgt diese Aggregation gemäß der folgenden Formel:

$$\text{preference}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i \cdot v_{i,t}}{\sum_{i=1}^{n} w_i}$$

Hierbei steht $v_{i,t}$ für die potenzielle Bewertung der Aufgabe t innerhalb der Dimension i, während w_i das jeweils definierte Gewicht der Dimension angibt.

Weitere Aggregationsmethoden, wie das arithmetische Mittel oder die Verwendung des Maximalwerts bei numerischen Bewertungen sowie qualitative Ansätze wurden

im konzeptionellen Teil der Arbeit dargestellt, jedoch nicht explizit umgesetzt. Aufgrund der modularen Schnittstellenstruktur können diese Verfahren jedoch bei Bedarf zukünftig ohne größere Anpassungen in die Recommendation Engine integriert werden. Dieser Ansatz erlaubt eine flexible Weiterentwicklung und Anpassung des Aggregationsverfahrens an unterschiedliche Anforderungen und Anwendungsszenarien.

Integration der betrieblichen Prioritäten

Die hier dargestellte Aggregation berücksichtigt zunächst ausschließlich die auf Nutzerpräferenzen basierenden Ergebnisse der Empfehlungsdienste. Die Integration betrieblicher Prioritäten – etwa strategische oder geschäftskritische Faktoren wie Zeit- oder Kostenrelevanz – erfolgt anschließend in der Integration Engine. Diese Konsolidierung stellt sicher, dass die resultierende finale Aufgabenliste sowohl die individuelle Nutzerperspektive als auch übergeordnete Unternehmensziele gleichermaßen berücksichtigt (vgl. Kapitel 4.2.6).

5.3.2.4 *Bereitstellung der Empfehlungen*

Bereitstellung der Ergebnisse

Nach Abschluss der Ergebnisaggregation übergibt die Recommendation Engine die berechnete Aufgabenliste unmittelbar an die nachgelagerte Integration Engine, welche für die weitere Verarbeitung sowie die Bereitstellung im Frontend zuständig ist. Dabei erfolgt die technische Übergabe der generierten Aufgabenliste über eine klar definierte Schnittstelle, welche die relevanten Informationen – insbesondere die eindeutige Aufgabenidentifikation, die aggregierte Bewertung bzw. Relevanzentscheidung sowie die Position der einzelnen Aufgaben innerhalb der finalen Liste – in strukturierter Form bereitstellt. Die so geschaffene technische Trennung zwischen Empfehlungsgenerierung und anschließender Weiterverarbeitung verbessert zum einen die Modularität und Wartbarkeit des Systems und ermöglicht zum anderen eine flexible Anpassung an neue Anforderungen und Erweiterungen.

5.3.3 *Weitere Engines*

Weitere Engines in der Applikation

Neben der Workflow Engine und der Recommendation Engine existieren im Gesamtsystem weitere spezialisierte Engines, die zentrale technische Funktionen übernehmen. Im Folgenden werden die Integration Engine, die Feedback Engine, die Attribute Engine sowie die Analysis Engine näher beschrieben.

5.3.3.1 *Integration Engine*

Zentrale Integration Engine

Die Integration Engine übernimmt als zentraler Microservice zwei wesentliche technische Aufgaben innerhalb des Gesamtsystems. Erstens koordiniert sie die logische und zeitliche Interaktion zwischen den Frontend- und Backend-Komponenten, insbesondere zwischen der Workflow Engine und der Recommendation Engine. Zweitens integriert sie die betrieblichen Prioritäten mit den zuvor generierten, nutzerzentrierten Empfehlungen.

Technische Umsetzung

Technisch erfolgt die Koordination zwischen den beteiligten Systemkomponenten über klar definierte REST-Schnittstellen. Beispielsweise stellt die Integration Engine die Methode `getTasklist(userId)` bereit, bei deren Aufruf zunächst die aktuelle Aufgabenliste von der Workflow Engine angefragt und anschließend durch die Recommendation Engine personalisiert wird. Diese von der Recommendation Engine zurückgegebene Liste enthält sowohl Nutzerpräferenzen (z. B. potenzielle Bewertungen oder Relevanzeinschätzungen) als auch eine präferenzbasierte Anordnung der Aufgaben.

Integration betrieblicher Prioritäten

Die Integration der betrieblichen Prioritäten erfolgt über ein spezielles, innerhalb der Integration Engine entwickeltes Modul. Dieses Modul setzt den in Kapitel 4.2.6 konzeptionell definierten Ablauf technisch um. Dabei erfolgt zunächst eine initiale Sortierung aller Aufgaben anhand ihrer betrieblichen Prioritäten, wobei ein zuvor festgelegter Schwellwert verwendet wird. Aufgaben oberhalb dieses Schwellwerts werden nach absteigender betrieblicher Priorität sortiert. Anschließend werden innerhalb dieser Gruppen zusätzlich die Nutzerpräferenzen berücksichtigt. Aufgaben mit identischer Priorität werden nach ihrer berechneten Nutzerpräferenz sortiert, sodass individuell bevorzugte Aufgaben jeweils höher positioniert werden. Aufgaben mit einer betrieblichen Priorität unterhalb des Schwellwerts werden primär nach Nutzerpräferenzen sortiert, wobei Aufgaben ohne Nutzerrelevanz aus der Liste entfernt werden können.

Formal lässt sich dieser Ablauf zur endgültigen Positionierung einer Aufgabe t wie folgt zusammenfassen:

Sei $\mathrm{prio}(t)$ die betriebliche Priorität einer Aufgabe t, $\mathrm{pref}(t)$ die Nutzerpräferenz und $\mathrm{threshold}$ der definierte Schwellwert. Die finale Positionierung erfolgt dann nach folgendem Prinzip:

$$\mathrm{rank}(t_a) \prec \mathrm{rank}(t_b) \iff \begin{cases} \mathrm{prio}(t_a) > \mathrm{prio}(t_b), & \text{falls } \mathrm{prio}(t_a), \mathrm{prio}(t_b) \geqslant \mathrm{threshold} \\ \mathrm{pref}(t_a) > \mathrm{pref}(t_b), & \text{falls } \mathrm{prio}(t_a), \mathrm{prior}(t_b) \geqslant \mathrm{threshold} \wedge \mathrm{prio}(t_a) = \mathrm{prio}(t_b) \\ \mathrm{pref}(t_a) > \mathrm{pref}(t_b), & \text{sonst} \end{cases}$$

Im abschließenden Schritt erfolgt zudem eine Prüfung der Relevanz für die Nutzenden. Aufgaben, welche unterhalb des Schwellwerts liegen und aus Sicht der Recommendation Engine für den Nutzenden als nicht relevant eingestuft wurden, werden aus der finalen Aufgabenliste entfernt. Aufgaben mit hoher Priorität verbleiben dagegen unabhängig von der Nutzerrelevanz in der Liste, da diese für die Erreichung der Unternehmensziele essenziell sind.

Durch diesen Ablauf realisiert die Integration Engine die in Kapitel 4.2.6 definierte Integration betrieblicher Prioritäten mit individuellen Nutzerpräferenzen und sorgt für eine ausgewogene Balance zwischen Nutzerorientierung und betrieblichen Anforderungen.

5.3.3.2 *Feedback Engine*

Konfiguration, Erfassung und Persistierung von Feedback

Die Feedback Engine übernimmt innerhalb des Gesamtsystems die Aufgabe, Nutzerfeedback systematisch zu erfassen, zu verwalten und an weitere Backend-Komponenten weiterzugeben. Dabei stellt sie sicher, dass das erfasste Feedback persistent gespeichert und gezielt für die weiteren Komponenten (insbesondere Recommendation und Analysis Engine) bereitgestellt wird.

Technische Umsetzung

Technisch ist die Feedback Engine als Service umgesetzt, der über Schnittstellen mit der restlichen Applikation kommuniziert. Dabei werden zwei zentrale Schnittstellen bereitgestellt. Eine Schnittstelle zur Konfiguration der Feedbackstruktur sowie eine Schnittstelle zur eigentlichen Aufnahme von Nutzerfeedback.

Konfiguration von Feedbackmechanismen

Über die erste Schnittstelle können Experten im Frontend verschiedene Feedbackarten definieren und konfigurieren, die anschließend zur Erfassung von Nutzerpräferenzen genutzt werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird dabei exemplarisch binäres Feedback (z. B. relevant / nicht relevant), ordinales Feedback (z. B. Sternebewertungen) sowie intervallbasiertes Feedback (z. B. eine Bewertungsskala von 1 bis 5) implementiert. Diese Feedbacktypen werden anschließend im Frontend zur gezielten Erfassung der Nutzerpräferenzen angeboten.

Erfassung von Feedbackdaten

Die zweite Schnittstelle der Feedback Engine verarbeitet das konkret erfasste Feedback der Nutzenden. Dabei werden neben explizitem Feedback auch implizite Nutzeraktionen erhoben. Interagiert ein Nutzender beispielsweise mit einer Aufgabe (etwa durch Anklicken, Starten oder Beenden), so wird die komplette Aufgabenliste inklusive sämtlicher kontextbezogener Informationen gespeichert. Dazu zählen sowohl die konkreten Positionen der einzelnen Aufgaben als auch deren potenzielle Bewertungen, Relevanzeinschätzungen sowie die zugrundeliegenden betrieblichen Prioritäten. Diese detaillierte Speicherung erlaubt eine umfassende nachträgliche Analyse der Empfehlungen sowie des Nutzerverhaltens.

Nach der Speicherung sorgt die Feedback Engine dafür, dass die erfassten Feedbackdaten der Recommendation Engine und der Analysis Engine zur Verfügung gestellt werden. Dadurch können die Nutzerdaten unmittelbar in die Generierung zukünftiger Empfehlungen einfließen sowie zur kontinuierlichen Verbesserung des Systems beitragen.

Durch die definierten Schnittstellen und die systematische Feedbackverarbeitung ermöglicht die Feedback Engine eine umfassende und zugleich flexible Nutzung der Feedbackdaten, wodurch eine kontinuierliche Anpassung und Optimierung des Empfehlungssystems unterstützt wird.

5.3.3.3 *Attribute Engine*

Konfiguration und Erfassung von Attributen und Parametern

Die Attribute Engine bildet innerhalb des Gesamtsystems die zentrale Komponente für die dynamische Verwaltung und Bereitstellung von Attributen und Parametern, welche maßgeblich zur Erzeugung personalisierter Empfehlungen beitragen. Konkret ver-

waltet sie Aktivitätsparameter, Umgebungsparameter sowie Metaattribute, die während der Prozessausführung und bei der Empfehlungsgenerierung eingesetzt werden. Technisch ist sie als Service umgesetzt und kommuniziert über Schnittstellen mit anderen Systemkomponenten.

Technische Umsetzung

Die Attribute Engine stellt mehrere zentrale Schnittstellen bereit. Über die Modellierungsschnittstelle können Experten Attribute und Parameter flexibel über das Frontend konfigurieren. Hierdurch können Attribute und Parameter jederzeit hinzugefügt, verändert oder entfernt werden. Im Rahmen der vorliegenden Implementierung werden dabei spezifisch binäre, numerische, textuelle und Datumswerte für Aktivitäts- und Umgebungsparameter realisiert.

Erfassung von Parametern

Zusätzlich bietet die Engine Schnittstellen zur konkreten Instanziierung der Parameter während der Prozessausführung. Umgebungsparameter werden dabei automatisiert ermittelt, indem vom Experten angegebene externe REST-Endpunkte abgefragt werden. Dies ermöglicht es, dynamische Werte wie Temperatur, Datum oder Uhrzeit automatisch abzurufen und zur Verfügung zu stellen. Aktivitätsparameter hingegen werden während der Prozessausführung direkt durch die Nutzenden eingegeben und anschließend persistent gespeichert.

Metaattribute

Metaattribute werden ebenfalls zentral in der Attribute Engine gespeichert und konkreten Aktivitäten zugewiesen. Diese sind vor allem für wissensbasierte und inhaltsbasierte Empfehlungsdienste relevant, da sie ergänzende Informationen zu den Aufgaben liefern, die für eine präzise Generierung personalisierter Empfehlungen genutzt werden.

Alle verwalteten Attribut- und Parameterdaten werden systematisch den jeweiligen Empfehlungsdiensten zur Verfügung gestellt und bilden somit eine fundamentale Grundlage für eine detaillierte und personalisierte Empfehlungsgenerierung.

5.3.3.4 *Analysis Engine*

Analyse der Empfehlungsergebnisse

Die Analysis Engine übernimmt innerhalb des Systems die Aufgabe, systematische Auswertungen und Analysen der generierten Empfehlungen und des erhobenen Nutzerfeedbacks bereitzustellen. Technisch als eigenständiger Service implementiert, kommuniziert sie über entsprechend definierte Schnittstellen mit der Integration Engine und bietet Funktionen an, um Auswertungen gezielt abzurufen und die Qualität der eingesetzten Empfehlungsdienste zu bewerten.

Technische Umsetzung

Im Rahmen der Implementierung wird eine Funktion realisiert, die eine retrospektive Evaluierung der Effizienz von Empfehlungsdiensten ermöglicht. Dabei überprüft die Methode, inwieweit die prognostizierten Bewertungen der Empfehlungsdienste mit den tatsächlich von den Nutzenden vergebenen Bewertungen übereinstimmen. Technisch erfolgt diese Evaluierung, indem die potenziellen Bewertungen (berechnet durch den Empfehlungsdienst) den tatsächlich vom Nutzenden vorgenommenen Bewertungen gegenübergestellt werden. Für jede Aufgabe eines Nutzenden wird dabei

der Differenzwert zwischen der vorhergesagten Bewertung und der tatsächlich vom Nutzenden angegebenen Bewertung berechnet.

Darstellung der Analyseergebnisse

Um eine umfassende Übersicht der Effizienz eines Empfehlungsdienstes zu gewinnen, werden diese Differenzen anschließend für eine definierte Menge von Aufgaben und Nutzerbewertungen zusammengefasst und visuell dargestellt. Die Analyseergebnisse werden beispielsweise in einem Histogramm visualisiert, wodurch unmittelbar erkennbar ist, wie präzise die Vorhersagen des betrachteten Empfehlungsdienstes waren und ob ggf. Anpassungen notwendig sind.

Die Schnittstelle zur Durchführung dieser Analysen erlaubt es, flexibel festzulegen, welcher Empfehlungsdienst untersucht werden soll, welche Feedbackart betrachtet werden soll sowie welcher Zeitraum analysiert wird. Dadurch entsteht eine flexible Möglichkeit, die Qualität verschiedener Empfehlungsdienste systematisch miteinander zu vergleichen und bei Bedarf Anpassungen an den Empfehlungsdiensten vorzunehmen.

Die in diesem Kontext implementierte Methode bietet somit eine retrospektive Evaluierung der Empfehlungsqualität und erlaubt eine flexible, datengetriebene Verbesserung der eingesetzten Empfehlungsdienste. Durch die modulare Struktur der Analysis Engine lassen sich weitere Analysemethoden und Auswertungen zukünftig einfach ergänzen und erweitern.

Nachdem nun die Implementierungsdetails der einzelnen Komponenten dargestellt wurden, erfolgt im nächsten Unterkapitel die systematische Überprüfung, inwieweit die zu Beginn definierten Anforderungen aus Kapitel 5.1 mit dieser Umsetzung erfüllt wurden.

5.4 PRÜFUNG DER IMPLEMENTIERUNGSKONFORMITÄT MIT DEN DEFINIERTEN ANFORDERUNGEN

Evaluierung der Anforderungen

Die Überprüfung der Konformität der Implementierung mit den in Kapitel 5.1 definierten funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen an das System hat das Ziel, deren Umsetzung und Erfüllungsgrad zu evaluieren. Die Betrachtung erfolgt strukturiert nach den im Konzept vorgestellten Modulen. Eine zusammenfassende Übersicht über die betrachteten Systemanforderungen und den jeweiligen Erfüllungsgrad wird abschließend in Tabelle 14 dargestellt.

5.4.1 *Funktionale Anforderungen*

Die funktionalen Anforderungen beschreiben, welche konkreten Leistungen und Funktionen das System bereitstellen muss, um den vorgesehenen Zweck zu erfüllen. Im Folgenden wird untersucht, wie diese Anforderungen innerhalb der implementierten Module realisiert werden. Die Betrachtung erfolgt entlang der im Konzept definierten Module.

5.4.1.1 *Eingabemodul*

EING-01: KONFIGURATION UND ERFASSUNG VON FEEDBACK Die Anforderung verlangt eine strukturierte und intuitive Möglichkeit zur Konfiguration und Erfassung von explizitem und implizitem Nutzerfeedback während der Prozessausführung. Explizites Feedback umfasst dabei binäre, ordinale und intervallbasierte Bewertungen, während implizites Feedback auf Basis des Nutzerverhaltens erhoben werden soll. Zur Realisierung dieser Systemanforderung wurde die Feedback Engine entwickelt, welche über ein Frontend mittels REST-API angesprochen wird. Das Frontend ermöglicht eine intuitive Eingabe der unterschiedlichen expliziten Feedbackarten und sorgt zudem für eine reibungslose Erfassung von impliziten Feedbackdaten. Die Feedbackdaten werden strukturiert in einer relationalen Datenbank persistiert und stehen für weitere Analysen zur Verfügung. *EING-01*

Die Prüfung zeigt, dass die definierten Kriterien erfüllt werden konnten. Die Feedbackerfassung ist sowohl für explizites als auch für implizites Feedback vollständig umgesetzt.

EING-02: KONFIGURATION VON PROZESSEN UND PROZESSDATEN Die Anforderung umfasst die Konfiguration und Verwaltung von Prozessstrukturen und Prozessdaten. Hierbei müssen sowohl Prozesse selbst als auch Metaattribute, Umgebungsparameter und Aktivitätsparameter flexibel konfigurierbar sein. Bei den Parametern ist insbesondere eine umfassende Unterstützung verschiedener Datentypen erforderlich. Die Umsetzung erfolgt über eine webbasierte Benutzeroberfläche, welche Prozessinformationen an die Workflow Engine und Attribut- bzw. Parameterinformationen an die Attribute Engine weiterleitet. Die Workflow Engine realisiert die eigentliche Prozesssteuerung, während die Attribute Engine sämtliche Aufgaben bezüglich der Verwaltung von Attributen und Parametern übernimmt. Der Workflow Engine Connector gewährleistet dabei die flexible Anbindung der Workflow Engine an die Integration Engine und stellt so eine Austauschbarkeit sicher. *EING-02*

Die Prüfung bestätigt, dass die Kriterien umfassend umgesetzt wurden. Die Flexibilität in der Parameterkonfiguration sowie die modulare Anbindung der Prozesskomponente gewährleisten eine hohe Umsetzungsgüte.

EING-03: PROZESSAUSFÜHRUNG Diese Anforderung zielt auf eine zuverlässige und stabile Ausführung von Prozessen ab. Der Fokus liegt dabei insbesondere auf der korrekten und reibungslosen Durchführung aller Prozessschritte, der Bereitstellung der relevanten Prozessinformationen sowie einer klaren und strukturierten Interaktion zwischen den Komponenten. Die Umsetzung der Prozessausführung erfolgt durch die existierende Workflow Engine Camunda, welche in das implementierte System integriert wurde. Der Workflow Engine Connector stellt hierzu eine REST-basierte Schnittstelle bereit, wodurch eine flexibel und effiziente Kommunikation zwischen der *EING-03*

Workflow Engine und den weiteren Komponenten ermöglicht wird. Die Parameter, die während der Prozessausführung erfasst werden, werden mit Hilfe der Attribute Engine persistiert.

Durch die Integration der etablierten Workflow Engine Camunda wird eine robuste und fehlerresistente Prozessausführung gewährleistet. Zudem werden alle während der Prozessausführung erfassten Parameter persistiert. Damit gilt diese Anforderung als erfüllt.

5.4.1.2 *Vorverarbeitungsmodul*

VOR-01 VOR-01: DEFINITION VON DIMENSIONEN, BEREICHEN UND GEWICHTUNGEN Diese Anforderung umfasst eine flexible Konfiguration von Dimensionen, Bereichen und deren numerischen Gewichtungen zur Vorfilterung von Prozessdaten. Es sollen für alle definierten Parameter Dimensionen und Bereiche konfigurierbar sein und pro Empfehlungsdienst gewichtet werden können.

Die Realisierung erfolgt über eine Benutzeroberfläche im Experten-Frontend, welche über Schnittstellen mit der Recommendation Engine kommuniziert. Die Oberfläche ermöglicht eine flexible Definition der Dimensionen und Bereiche. Zudem können die Dimensionen den unterschiedlichen Empfehlungsdiensten zugeordnet und dabei gewichtet werden.

Die Anforderung wurde vollständig umgesetzt.

VOR-02 VOR-02: ANWENDUNG DER VORFILTERUNG Die Anforderung beschreibt die konkrete Durchführung der Vorfilterung auf Basis der definierten Dimensionen, Bereiche und Gewichtungen, um Prozessdaten effektiv für die weitere Empfehlungsberechnung zu selektieren. Die Vorfilterung erfolgt automatisiert innerhalb der Recommendation Engine. Anhand der zuvor definierten Dimensionen und Bereiche werden die Prozessdaten selektiert. Für jede definierte Dimension eines Empfehlungsdienstes erfolgt eine Verarbeitung mit den vorgefilterten Daten.

Die Implementierung der Vorfilterung entspricht vollständig den Anforderungen. Die automatisierte Auswahl der Daten gewährleistet eine gute Grundlage für die anschließende Empfehlungsberechnung.

5.4.1.3 *Empfehlungsmodul*

EMPF-01 EMPF-01: KONFIGURATION VON EMPFEHLUNGSDIENSTEN Diese Anforderung zielt auf die flexible Integration und Konfiguration unterschiedlicher Empfehlungsalgorithmen innerhalb der Recommendation Engine ab. Die Anbindung der Empfehlungsdienste soll hierbei modular gestaltet sein, um eine Austauschbarkeit der Dienste zu gewährleisten. Die Umsetzung erfolgt durch die Definition und Bereitstellung von REST-Schnittstellen innerhalb der Recommendation Engine, wodurch eine einfache Integration verschiedener Empfehlungsdienste sichergestellt wird. Konkret werden wis-

sensbasierte, inhaltsbasierte und kollaborative Empfehlungsdienste angebunden. Die Konfiguration der Empfehlungsdienste erfolgt über ein Experten-Frontend, das direkt mit der Recommendation Engine kommuniziert und so eine modulare Verwaltung der Algorithmen ermöglicht.

Die Prüfung zeigt, dass die definierten Anforderungen vollständig erfüllt sind. Die standardisierten Schnittstellen ermöglichen eine flexible Integration der unterschiedlichen Empfehlungsstrategien.

EMPF-02: AUSFÜHRUNG VON EMPFEHLUNGSDIENSTEN Diese Anforderung verlangt die zuverlässige und stabile Berechnung sowie die Bereitstellung von Empfehlungen während der laufenden Prozessausführung. Ziel ist es, die Nutzenden kontinuierlich mit relevanten Empfehlungen zu unterstützen, um eine nutzerzentrierte Bearbeitung der Aufgaben zu ermöglichen. Die Berechnung der Empfehlungen findet außerhalb der Kernapplikation statt. Die angebundenen Empfehlungsdienste führen auf Basis der übermittelten Prozess- und Nutzerdaten eigenständige Berechnungen durch und liefern die Ergebnisse über standardisierte REST-Schnittstellen an die Recommendation Engine. Diese wiederum stellt die Ergebnisse der Integration Engine zur Verfügung, welche dafür sorgt, dass das Frontend die Empfehlungen zuverlässig anzeigen kann. *EMPF-02*

Die Prüfung bestätigt, dass die Empfehlungsergebnisse zuverlässig berechnet werden und den Nutzenden zur Verfügung gestellt werden. Dabei können unterschiedliche Arten von Empfehlungsdiensten flexibel eingebunden werden.

5.4.1.4 *Nachverarbeitungsmodul*

NACH-01: KONFIGURATION DER AGGREGATION Diese Anforderung sieht vor, dass die Aggregationslogik zur Nachverarbeitung der berechneten Empfehlungsergebnisse flexibel und umfassend konfigurierbar sein muss. Ziel ist es, je nach Anwendungskontext unterschiedliche Aggregationsstrategien nutzen zu können. Zum aktuellen Zeitpunkt bietet die Recommendation Engine keine konfigurierbare Aggregationslogik an. Es existiert eine standardmäßig implementierte Aggregationsfunktion, jedoch fehlen Schnittstellen oder Mechanismen zur benutzerdefinierten Konfiguration oder Anpassung der Logik. *NACH-01*

Die Prüfung zeigt, dass die geforderte flexible und umfassende Konfigurierbarkeit derzeit nicht gegeben ist. Es existiert lediglich eine statische Implementierung der Aggregationslogik ohne Anpassungsmöglichkeiten. Die umfassend konfigurierbare Aggregationslogik wird aufgrund der prototypischen Ausrichtung und der bewussten Fokussierung auf zentrale Kernfunktionalitäten in der aktuellen Implementierung nicht berücksichtigt. Ihre Realisierung ist auf Basis der vorhandenen technischen Infrastruktur jedoch grundsätzlich möglich.

NACH-02 **NACH-02: AGGREGATION DER ERGEBNISSE** Diese Anforderung beschreibt die technische Durchführung der Aggregation von Empfehlungsergebnissen auf Basis der zuvor definierten Aggregationslogiken. Ziel ist es, Empfehlungsergebnisse effizient und bedarfsgerecht zusammenzuführen. Derzeit wird eine einfache, grundlegende Aggregationsfunktion innerhalb der Recommendation Engine genutzt, welche die Empfehlungsergebnisse automatisch aggregiert. Eine darüber hinausgehende Umsetzung komplexer oder spezifischer Aggregationsstrategien erfolgt bisher nicht.

Die grundlegende Aggregation wird zuverlässig durchgeführt. Da allerdings die Umsetzung weiterer, komplexerer Aggregationsstrategien noch aussteht, ist diese Anforderung lediglich teilweise erfüllt. Die Umsetzung weiterführender Aggregationsstrategien wird im Rahmen der prototypischen Implementierung zugunsten einer grundlegenden, funktionalen Lösung bewusst zurückgestellt. Die bestehende technische Architektur erlaubt eine spätere Integration zusätzlicher Strategien.

5.4.1.5 *Ausgabemodul*

AUSG-01 **AUSG-01: DYNAMISCHE KONFIGURATION VON PRÄFERENZEN UND PRIORITÄTEN** Die Anforderung beschreibt die dynamische Zusammenführung der Nutzerpräferenzen mit definierten Aufgabenprioritäten zur Erstellung einer finalen, personalisierten Aufgabenliste. Hierbei sollen Nutzerpräferenzen (aus der Feedback Engine) und betriebliche Prioritäten kombiniert werden, um eine nutzerorientierte Aufgabenreihenfolge bereitzustellen, die den betrieblichen Vorgaben nicht widerspricht. Die Realisierung erfolgt innerhalb der Integration Engine. Hierbei werden die aus der Feedback Engine gelieferten Nutzerpräferenzen mit den betrieblichen Prioritäten kombiniert. Die aktuell implementierte Lösung ordnet dazu zunächst die Aufgaben nach den Prioritäten und anschließend nach den Nutzerpräferenzen, um eine personalisierte Aufgabenliste zu erstellen. Momentan ist nur eine einfache, fest implementierte Aggregationsmethode vorhanden, welche eine dynamische und komplexere Anpassbarkeit derzeit noch nicht zulässt.

Die Anforderungen an die grundsätzliche Zusammenführung von Präferenzen und Prioritäten werden funktional erfüllt. Allerdings mangelt es an der geforderten Dynamik und Flexibilität, da aktuell nur eine vordefinierte Methode zur Verfügung steht und Erweiterungen hinsichtlich zusätzlicher oder alternativer Methoden bisher nicht umgesetzt sind. Die dynamische und flexible Konfiguration zur Zusammenführung von Nutzerpräferenzen und betrieblichen Prioritäten wird in der Implementierung nicht vollständig realisiert, um zunächst die grundlegende Machbarkeit und Funktionalität der entwickelten Methode sicherzustellen. Die aktuelle Systemarchitektur bietet jedoch die erforderlichen Voraussetzungen, um eine umfassende dynamische Anpassbarkeit zukünftig umzusetzen.

AUSG-02: BERECHNUNG UND BEREITSTELLUNG DER AUFGABENLISTE Diese Anforderung beschreibt die Berechnung und anschließende Bereitstellung der finalen Aufgabenliste an die Nutzenden. Die finale Aufgabenliste entsteht aus der Kombination personalisierter Nutzerpräferenzen mit betrieblichen Prioritäten und bildet somit die zentrale Schnittstelle zwischen dem Empfehlungssystem und den Nutzenden. Die Berechnung erfolgt in der Integration Engine, welche zunächst die grundlegende Aufgabenliste von der Workflow Engine anfragt. Anschließend wird von der Recommendation Engine die nutzerzentrierte Aufgabenliste berechnet, welche in der Integration Engine um die betrieblichen Prioritäten ergänzt wird. Diese finale Aufgabenliste wird in der Integration Engine in ein für das Frontend lesbares Format gebracht und an dieses gesendet. Dort wird sie dem Nutzenden angezeigt. *AUSG-02*

Die Prüfung bestätigt, dass die Berechnung und Auslieferung der finalen Aufgabenliste zuverlässig erfolgt. Die Kommunikation zwischen Frontend und Integration Engine über REST-Schnittstellen ist umgesetzt. Die technische Realisierung der Bereitstellung entspricht vollständig den Anforderungen.

5.4.1.6 *Analysemodul*

ANAL-01: DEFINITION UND MESSUNG VON METRIKEN Diese Anforderung umfasst die Definition und anschließende Berechnung geeigneter Metriken, um die Qualität und Güte der generierten Empfehlungen zu analysieren und zu bewerten. Ziel ist es, die Empfehlungsqualität messbar zu machen und damit Potenziale zur Optimierung aufzuzeigen. Aktuell ist eine einzelne Metrik implementiert, welche die berechneten Empfehlungen mit den tatsächlich vom Nutzenden abgegebenen Bewertungen vergleicht. Die Ergebnisse werden derzeit innerhalb des Experten-Frontends dargestellt, wodurch eine direkte und unmittelbare Beurteilung der Empfehlungsqualität möglich ist. Weitere Metriken, beispielsweise zur Betrachtung von Akzeptanzraten, Nutzerzufriedenheit oder langfristigen Nutzungseffekten, sind sinnvoll und können das Analysemodul erweitern, wurden bisher jedoch nicht implementiert. *ANAL-01*

Die Anforderung wurde nur teilweise erfüllt, da bislang ausschließlich eine grundlegende Vergleichsmetrik umgesetzt wurde. Weitere, differenzierte Metriken zur tiefergehenden Analyse der Empfehlungsqualität sind aus fachlicher Perspektive sinnvoll, wurden jedoch bisher nicht implementiert. Die Implementierung weiterer differenzierter Metriken erfolgt aufgrund der prototypischen Zielsetzung dieser Arbeit nicht in vollem Umfang. Das realisierte Analysemodul bildet jedoch die technische Grundlage, um zusätzliche Metriken zu einem späteren Zeitpunkt zu integrieren.

5.4.2 *Nicht-funktionale Anforderungen*

Die nicht-funktionalen Anforderungen beziehen sich auf qualitative Eigenschaften des Systems, wie Skalierbarkeit, Performance, Sicherheit und Benutzerfreundlichkeit.

Sie beeinflussen maßgeblich die Nutzererfahrung und Betriebssicherheit des Systems. Auch hier wird geprüft, inwieweit die definierten Kriterien in der prototypischen Umsetzung Berücksichtigung finden.

Skalierbarkeit

SKALIERBARKEIT Diese Anforderung verlangt, dass das entwickelte System auch unter steigender Last (z. B. erhöhte Nutzerzahl oder steigende Anzahl der Prozessinstanzen) zuverlässig und performant arbeiten kann. Hierzu sollte insbesondere auf eine geeignete Verteilung der Last innerhalb der Systemarchitektur geachtet werden. Eine explizite und umfassende Prüfung mittels Lasttests wurde bislang nicht durchgeführt. Dennoch lassen architektonische Entscheidungen erwarten, dass eine gute Skalierbarkeit grundsätzlich erreichbar ist: Die Entkopplung der Empfehlungsdienste ermöglicht eine verteilte Lastverarbeitung. Zusätzlich verbessert die Vorfilterung voraussichtlich die Performance durch eine gezielte Datenreduktion. Eine empirische Validierung steht jedoch noch aus.

Aufgrund fehlender empirischer Nachweise zur tatsächlichen Skalierbarkeit, bei gleichzeitig vielversprechenden architektonischen Voraussetzungen, ist diese Anforderung aktuell als teilweise erfüllt zu bewerten. Eine umfassende empirische Validierung der Skalierbarkeit wurde in der aktuellen Entwicklungsphase nicht vorgenommen, da zunächst die grundsätzliche Machbarkeit und Funktionsfähigkeit der gewählten Architektur im Vordergrund steht. Die Durchführung systematischer Skalierungstests kann auf Basis der bestehenden Architektur jederzeit erfolgen.

Performance

PERFORMANCE Die Anforderung umfasst eine adäquate Reaktionszeit der Anwendung bei der Interaktion mit Nutzenden, insbesondere für das Frontend und bei REST-Schnittstellen. Bislang wurden keine konkreten Performance-Tests oder Messungen der Antwortzeiten durchgeführt. Dadurch liegen aktuell keine empirischen Ergebnisse oder Referenzwerte vor, anhand derer eine belastbare Bewertung möglich wäre.

Da bislang keine validen Messungen vorliegen und somit keine objektiven Aussagen zur tatsächlichen Performance getroffen werden können, ist diese Anforderung aktuell als nicht erfüllt anzusehen. Auf Performancemessungen wurde in der vorliegenden prototypischen Entwicklungsphase bewusst verzichtet, da hier der Fokus auf der grundsätzlichen Funktionalität liegt. Aufgrund der modularen Architektur und der verwendeten Technologien ist die Durchführung entsprechender Tests zu einem späteren Zeitpunkt jedoch jederzeit möglich.

Sicherheit und Datenschutz

SICHERHEIT UND DATENSCHUTZ Die Anforderungen umfassen sowohl Datensicherheit als auch die Einhaltung datenschutzrechtlicher Vorgaben gemäß der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO). Konkret bedeutet dies die Umsetzung von Maßnahmen wie verschlüsselter Datenübertragung (HTTPS), Zugangsbeschränkungen (Authentifizierung und Autorisierung) und Datenschutzkonformität bei der Verarbeitung personenbezogener Daten. Im Rahmen der Implementierung wurden grund-

legende Sicherheitsmaßnahmen umgesetzt. Dazu zählen die verschlüsselte Kommunikation via HTTPS sowie eine klare Nutzer-Authentifizierung mittels Login-Mechanismus. Darüber hinaus wurde eine detaillierte Autorisierung und Zugriffssteuerung implementiert, welche sicherstellt, dass Nutzende nur die jeweils für sie vorgesehenen Daten und Funktionen verwenden können. Allerdings fand bisher keine explizite Prüfung der Gesamtkonformität hinsichtlich Datenschutzanforderungen der DSGVO statt. Insbesondere fehlen eine systematische Dokumentation, die Anonymisierung bzw. Pseudonymisierung der Daten sowie eine Umsetzung von Löschkonzepten und Transparenzanforderungen.

Die Anforderungen bezüglich Sicherheit, insbesondere hinsichtlich Authentifizierung, Autorisierung und Zugriffssteuerung, sind umfassend erfüllt. Dennoch ist aufgrund fehlender expliziter Umsetzung und Prüfung der DSGVO-Konformität die Erfüllung dieser Anforderung nur teilweise gegeben. Eine umfassende Prüfung der vollständigen DSGVO-Konformität wurde zurückgestellt, da der Schwerpunkt der Arbeit auf der funktionalen Umsetzung zentraler Mechanismen liegt. Die implementierte Architektur ermöglicht jedoch eine nachträgliche Ergänzung von erforderlichen Datenschutzmaßnahmen.

Benutzerfreundlichkeit

BENUTZERFREUNDLICHKEIT Diese Anforderung verlangt, dass das entwickelte System eine benutzerfreundliche und intuitiv verständliche Bedienbarkeit aufweisen soll. Das betrifft sowohl die Nutzeroberfläche des Frontends für Nutzende als auch die Interaktion mit den konfigurierbaren Modulen (Experten-Frontend). Zur Realisierung wurde Angular Material als Design-Framework eingesetzt. Dadurch wurden die grundlegenden Anforderungen an eine konsistente, ansprechende und intuitiv nutzbare Oberfläche erfüllt. Allerdings wurden bislang keine systematischen Nutzerstudien oder Usability-Tests durchgeführt, welche diese intuitive Bedienbarkeit und Nutzerfreundlichkeit empirisch bestätigen würden.

Aufgrund der Nutzung eines etablierten UI-Frameworks sind Grundvoraussetzungen einer intuitiven Bedienbarkeit gegeben. Jedoch fehlen aktuell empirische Belege aus Nutzerstudien, wodurch keine definitive Aussage zur tatsächlichen Akzeptanz und Bedienbarkeit getroffen werden kann. Die Anforderung kann daher derzeit nur als teilweise erfüllt bewertet werden.

5.4.2.1 *Zusammenfassung*

Übersicht: Erfüllung der Anforderungen

Die Prüfung der Konformität der Implementierung mit den definierten Anforderungen an das System ergibt ein überwiegend positives Bild. Der Großteil der definierten Systemanforderungen konnte vollständig umgesetzt werden. Teilweise bestehen jedoch Defizite, insbesondere bei nicht-funktionalen Anforderungen. Um die Ergebnisse der Prüfung der Implementierungskonformität übersichtlich darzustellen, fasst Tabelle 14 die Ergebnisse für die funktionalen Anforderungen zusammen, wobei der

Erfüllungsgrad mit folgenden Symbolen dargestellt ist: ● (vollständig erfüllt), ◐ (teilweise erfüllt) und ○ (nicht erfüllt).

5.5 IMPLEMENTIERUNG ALS MACHBARKEITSSTUDIE

Prototypische Umsetzung des Konzepts

In Kapitel 5 wird die konkrete Umsetzung des zuvor entwickelten konzeptionellen Rahmens zur Integration von Empfehlungsdiensten in das Prozessmanagement gezeigt. Diese Implementierung stellt nicht nur die praktische Umsetzbarkeit des theoretischen Konzepts sicher, sondern hebt sich auch deutlich von den üblichen Implementierungen in bisherigen Forschungsarbeiten ab. Während sich bisherige Implementierungen oftmals auf eng begrenzte Szenarien und vereinfachte Systeme beschränken, bietet die hier vorgestellte Lösung eine umfassende und modulare Architektur, die realitätsnahe und komplexe Anforderungen berücksichtigt. Durch den konsequenten modularen Aufbau und die Nutzung bewährter Technologien wird eine Systemlösung geschaffen, die realistische Anwendungsszenarien adressiert und dabei sowohl Nutzerpräferenzen als auch betriebliche Zielsetzungen integriert.

Bedeutung der Implementierung

Die prototypische Implementierung stellt eine umfassende Machbarkeitsstudie dar, welche die technische Umsetzbarkeit des entwickelten Konzepts nachweist. Diese Machbarkeitsstudie bildet eine wertvolle Grundlage für zukünftige Forschungs- und Entwicklungsarbeiten, da sie neben der Validierung theoretischer Überlegungen auch konkrete Ansatzpunkte für weiterführende empirische Untersuchungen liefert. Insbesondere ermöglicht die umgesetzte Lösung detaillierte Studien zur langfristigen Nutzung, zur Benutzerakzeptanz sowie zur weiteren Verbesserung der Empfehlungsqualität. Damit geht die präsentierte Implementierung deutlich über die bisher oft isolierten und vereinfachten Umsetzungen hinaus und schafft eine robuste Basis für praxisorientierte Weiterentwicklungen.

Modul	ID	Anforderung	Erfüllungsgrad	Potenzial für Erweiterungen
Eingabemodul	EING-01	Konfiguration und Erfassung von Feedback	●	Integration weiterer Feedbackmöglichkeiten;
	EING-02	Konfiguration von Prozessen und Prozessdaten	●	Integration weiterer Aktivitätsparameter (beispielsweise komplexe Werte); Schnittstellen zu externen Systemen;
	EING-03	Prozessausführung	●	Integration weiterer Workflow Engines;
Vorverarbeitungsmodul	VOR-01	Definition von Dimensionen, Bereichen und Gewichtungen	●	Automatisierte Vorschläge zur Definition der Bereiche; KI-gestützte Gewichtungen;
	VOR-02	Anwendung der Vorfilterung	●	Verbesserung der Filterfunktionalität;
Empfehlungsmodul	EMPF-01	Konfiguration von Empfehlungsdiensten	●	Integration weiterer Empfehlungsarten (z. B. hybrid);
	EMPF-02	Ausführung von Empfehlungsdiensten	●	Verbesserung hinsichtlich Effizienz; Parallele Ausführung von Empfehlungsdiensten;
Nachverarbeitungsmodul	NACH-01	Konfiguration der Aggregation	○	Integration einer konfigurierbaren Aggregationslogik;
	NACH-02	Aggregation der Ergebnisse	◐	Integration von weiteren Aggregationsmethoden;
Ausgabemodul	AUSG-01	Dynamische Konfiguration von Präferenzen und Prioritäten	◐	Integration weiterer Verfahren zur Kombination von Nutzerpräferenzen und betrieblichen Prioritäten;
	AUSG-02	Berechnung und Bereitstellung der Aufgabenliste	●	
Analysemodul	ANAL-01	Definition und Messung von Metriken	◐	Integration weiterer Metriken (z. B. Akzeptanzrate, Empfehlungspräzision, langfristige Nutzungseffekte);

Tabelle 14: Übersicht der Implementierungskonformität mit den definierten Anforderungen.

6 DEMONSTRATION UND EVALUATION

Design-Science-Research

In diesem Kapitel werden der entwickelte Prototyp und das zugrunde liegende Konzept in einer praxisnahen Anwendung demonstriert und anschließend einer systematischen Evaluation unterzogen. Dabei werden hier die Phasen 5 (Demonstration) und 6 (Evaluation) des Design-Science-Research-Prozesses repräsentiert. Die Demonstration verfolgt das Ziel, die Anwendbarkeit und Funktionsfähigkeit des entwickelten Artefakts in einer realistischen Umgebung aufzuzeigen, während die Evaluation darauf abzielt, die Effektivität und Erfüllung der ursprünglich definierten Anforderungen zu bewerten.

Demonstration am Veranstaltungsprozess

Die **Demonstration** (Kapitel 6.1) erfolgt am konkreten Beispiel des in Kapitel 2.3 dargestellten Veranstaltungsprozesses. Dieser Prozess wird ausgewählt, da er ein realistisches Anwendungsszenario darstellt, anhand dessen die entwickelten Komponenten und Algorithmen des Empfehlungssystems umfassend veranschaulicht werden können. Dabei werden insbesondere die Flexibilität des Systems hinsichtlich Integration und Anpassung verschiedener Empfehlungsalgorithmen sowie dessen Fähigkeit zur Personalisierung der Empfehlungen auf Grundlage von Nutzerpräferenzen verdeutlicht. Die Demonstration umfasst drei zentrale Phasen: die **Konfiguration** (Abschnitt 6.1.1), die **Ausführung** (Abschnitt 6.1.2) und die **Analyse** (Abschnitt 6.1.3). Jede dieser Phasen repräsentiert spezifische Schritte und Ergebnisse, die sowohl die Funktionsweise der einzelnen Module als auch deren praktischen Nutzen aufzeigen. Durch diese systematische Vorgehensweise wird verdeutlicht, wie das Empfehlungssystem in realen Szenarien eingesetzt werden kann und welche Potenziale es für die Unterstützung betrieblicher Prozesse bietet. Die Darstellung richtet sich sowohl an Administratoren, die für die technische Integration und Anpassung verantwortlich sind, als auch an Endnutzende, welche die Empfehlungen im operativen Kontext anwenden und von deren personalisierten Ausgestaltung profitieren.

Evaluation mit synthetischen Daten

Die **Evaluation** (Kapitel 6.2) schließt an die Demonstration an und untersucht anhand synthetisch erzeugter Daten, wie gut die implementierte Lösung die definierten Anforderungen erfüllt. Im Mittelpunkt steht insbesondere die zentrale Forschungsfrage dieser Arbeit, die darauf abzielt, Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung mithilfe von Empfehlungsdiensten zu erfassen, zu analysieren und systematisch in die Prozessausführung einzubeziehen. Die Evaluation ermöglicht eine objektive Bewertung der Stärken und Schwächen des Systems und bildet gleichzeitig die Basis für die Identifizierung zukünftiger Erweiterungen und Verbesserungen.

6.1 DEMONSTRATION

Zielsetzung der Demonstration

Die Demonstration verfolgt das Ziel, den entwickelten Prototyp anhand eines realitätsnahen Beispiels praktisch zu veranschaulichen (Phase 5 (*Demonstration*) des Design-Science-Research-Prozesses(). Dabei soll insbesondere gezeigt werden, wie durch den Einsatz der entwickelten Komponenten und den verwendeten Algorithmen Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung erfasst, analysiert und berücksichtigt werden können.

Benutzergruppen

Für den Einsatz des entwickelten Systems sind zwei zentrale Benutzergruppen relevant, deren Aufgaben und Verantwortlichkeiten klar voneinander abgegrenzt sind. Die erste Benutzergruppe bilden **Experten**, welche sämtliche Aufgaben rund um die Konfiguration und Administration des Systems übernehmen. Zudem analysieren Experten nachgelagert die erfassten Feedbackdaten und die Effektivität der generierten Empfehlungen, um Verbesserungspotenziale zu identifizieren. Die zweite Benutzergruppe umfasst die eigentlichen **Nutzenden**, also jene Mitarbeitenden, die direkt an der Prozessausführung beteiligt sind. Diese erhalten personalisierte Empfehlungen, welche Aufgaben sie als nächstes ausführen sollten, wobei gezielt ihre individuellen Präferenzen berücksichtigt werden. Zudem können sie unmittelbar nach Abschluss der Aufgaben ihr Feedback abgeben.

Phasen der Demonstration

Als exemplarisches Anwendungsszenario dient der bereits in Kapitel 2.3 eingeführte Veranstaltungsprozess. Die Demonstration gliedert sich in drei aufeinanderfolgende Phasen: die **Konfiguration** (Kapitel 6.1.1), die **Ausführung** (Kapitel 6.1.2) und die abschließende **Analyse** (Kapitel 28). Während der **Konfiguration** werden alle erforderlichen Einstellungen und Anpassungen durch Experten vorgenommen, um das System optimal auf den konkreten Anwendungsfall vorzubereiten. Dazu zählen neben der Prozessdefinition auch die Konfiguration der Feedbackmechanismen und der Empfehlungsdienste. Die anschließende **Ausführung** illustriert, wie Endnutzende von den generierten, personalisierten Empfehlungen profitieren und wie die verschiedenen Empfehlungsdienste integriert und genutzt werden. Zudem besteht nach Abschluss einer Aufgabe die Möglichkeit, unmittelbar Feedback zu erfassen. Abschließend erfolgt in der *Analyse* die Darstellung und Interpretation exemplarischer Ergebnisse, um die Effektivität und Wirksamkeit der Empfehlungsdienste zu bewerten sowie Potenziale für weitere Verbesserungen aufzuzeigen.

Durch diese systematische Darstellung soll verdeutlicht werden, wie das Empfehlungssystem die Prozessausführung in einer realistischen Umgebung effektiv unterstützen kann. Im Folgenden wird zunächst die Phase der Konfiguration detailliert beschrieben, bevor anschließend auf die Phasen der Ausführung und Analyse eingegangen wird.

6.1.1 *Konfiguration*

Konfiguration der Daten

In diesem Abschnitt wird gezeigt, wie die entwickelten Konzepte und Mechanismen des Empfehlungssystems im Rahmen der Prozess- und Empfehlungsdienstkonfiguration konkret verwendet werden. Anhand des Veranstaltungsprozesses werden exemplarisch sämtliche relevanten Schritte der Konfiguration aufgezeigt. Die Konfiguration der verschiedenen prozessbezogenen Parameter und der Empfehlungsdienste ist zunächst mit einem gewissen zeitlichen und fachlichen Aufwand verbunden. Insbesondere die detaillierte Definition von Metaattributen, Aktivitätsparametern und Umgebungsparametern sowie deren Zuordnung erfordert eine initiale, sorgfältige Planung durch Experten. Dieser Aufwand zahlt sich jedoch langfristig aus, da die präzise Konfiguration entscheidend dazu beiträgt, hochwertige und personalisierte Empfehlungen zu generieren.

6.1.1.1 *Modellierung und Konfiguration von Prozessen*

Prozessmodellierung

Die Modellierung und Konfiguration von Prozessen stellt den initialen Schritt zur Nutzung des entwickelten Empfehlungssystems dar und bildet somit die Grundlage für die weiteren Einstellungen und Anpassungen. Anhand des Veranstaltungsprozesses aus Kapitel 2.3 wird im Folgenden exemplarisch dargestellt, wie Prozesse modelliert und anschließend in das System integriert werden.

Die **Modellierung** eines neuen Prozesses erfolgt mit Hilfe des Camunda Modelers[1], einem etablierten Werkzeug zur Erstellung und Bearbeitung von Prozessmodellen nach dem BPMN-Standard. Dabei werden zunächst sämtliche relevanten Aktivitäten sowie deren Beziehungen modelliert. Im konkreten Fall des Veranstaltungsprozesses umfasst das Prozessmodell zentrale Aktivitäten, wie beispielsweise *Location auswählen*, *Dienstleister buchen* oder *Budget erstellen*.

Als Ergebnis der Modellierung entsteht eine Datei im Extensible Markup Language (XML)-Format[2]. Diese Datei enthält sämtliche prozessbezogenen Informationen, darunter die definierten Aktivitäten, deren Reihenfolge und Abhängigkeiten sowie weitere spezifische Prozessdetails.

Prozessintegration

Zur **Konfiguration** eines neuen Prozesses in RecPro steht Experten eine speziell dafür entwickelte Weboberfläche zur Verfügung. Über diese Oberfläche können zuvor erstellte BPMN-Dateien hochgeladen werden, um den Prozess im System anzulegen. Ein Beispiel für diesen Schritt ist in Abbildung 14 dargestellt. In der Weboberfläche wird dabei zunächst ein aussagekräftiger Name vergeben (z. B. *Veranstaltungsprozess*) sowie eine kurze Beschreibung, die den Prozess näher erläutert. Zusätzlich wird an dieser Stelle die entsprechende Prozessdatei ausgewählt und hochgeladen. Darüber hinaus lässt sich festlegen, ob der Prozess unmittelbar nach dem Hochladen aktiv verwendet

1 https://camunda.com/de/platform/modeler/
2 https://www.w3.org/TR/REC-xml/

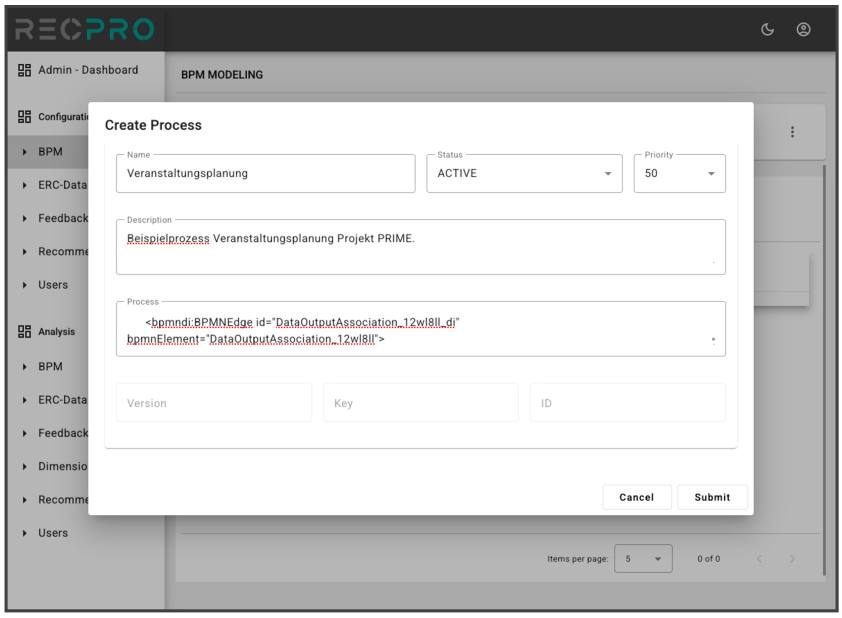


Abbildung 14: Konfiguration eines neuen Prozesses am Beispiel der *Veranstaltungsplanung*.

werden kann, und es kann eine Standardpriorität für die spätere Prozessausführung definiert werden.

Weitere prozessbezogene Daten wie etwa eine eindeutige ID oder Versionsnummer werden automatisiert aus der hochgeladenen Datei extrahiert bzw. durch das System vergeben. Darüber hinaus werden beim Hochladen des Prozesses automatisch alle enthaltenen Aktivitäten extrahiert und stehen anschließend für die weitere Detailkonfiguration zur Verfügung.

6.1.1.2 *Konfiguration von prozessspezifischen Daten*

Prozessdaten

Nachdem der Prozess erfolgreich modelliert und in das Empfehlungssystem integriert wurde, erfolgt im nächsten Schritt die detaillierte Konfiguration von **prozessspezifischen Daten**. Diese umfasst insbesondere die Definition von Metaattributen, Umgebungsparametern und Aktivitätsparametern sowie deren anschließende gezielte Zuordnung zu einzelnen Aktivitäten. Eine sorgfältige und präzise Konfiguration dieser Parameter bildet dabei die Grundlage dafür, dass das Empfehlungssystem individuelle Präferenzen zuverlässig erfassen, analysieren und berücksichtigen kann.

Metaattribute

KONFIGURATION VON METAATTRIBUTEN Die Konfiguration von **Metaattributen** stellt einen zentralen Schritt dar, um Aktivitäten mithilfe allgemeiner Eigenschaften zu charakterisieren und somit eine differenzierte Grundlage für inhaltsbasierte Empfehlungsdienste zu schaffen. Metaattribute stellen dabei übergreifende Merkmale dar, mit deren Hilfe spezifische Charakteristika der Prozessaktivitäten erfasst und deren

Unterschiede verdeutlicht werden. Typische Beispiele solcher Metaattribute sind etwa *Planung*, *Finanzen* oder *Kommunikation*. Diese ermöglichen eine systematische Beschreibung der Aktivitäten und bilden eine zentrale Grundlage, um später zielgerichtete und präzise Empfehlungen generieren zu können.

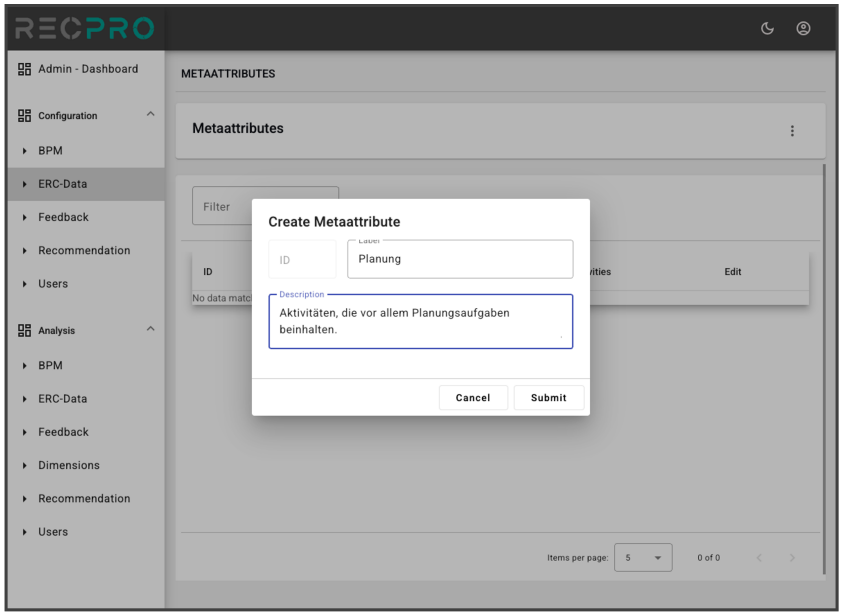


Abbildung 15: Erstellung eines neuen Metaattributs am Beispiel *Planung*.

Konfiguration

Im Rahmen der Demonstration werden exemplarisch für den Veranstaltungsprozess verschiedene Metaattribute definiert und anschließend zugeordnet. Diese Konfiguration erfolgt dabei in zwei aufeinander aufbauenden Schritten. Zunächst **definieren** Experten über das Expertenfrontend neue Metaattribute, wie in Abbildung 15 dargestellt. Für jedes Attribut wird ein eindeutiger und aussagekräftiger Name, wie beispielsweise *Planung*, sowie eine präzise Beschreibung vergeben, die verdeutlicht, welche Art von Aktivitäten dadurch charakterisiert werden sollen. Bereits bestehende Metaattribute lassen sich über eine entsprechende Auswahl aus der Liste aufrufen und bei Bedarf hinsichtlich ihres Namens und ihrer Beschreibung anpassen.

Zuweisung zu Aktivitäten

Im zweiten Schritt erfolgt die konkrete **Zuordnung** der zuvor erstellten Metaattribute zu den jeweiligen Aktivitäten der Prozesse. Dazu wählen die Experten die gewünschte Aktivität aus und ordnen ihr passende Attribute zu. Abbildung 16 veranschaulicht diesen Vorgang beispielhaft für die Aktivität *Budget planen*, der das Attribut *Finanzen* zugewiesen wurde. Auf der rechten Seite der Benutzeroberfläche können bei Bedarf weitere Attribute hinzugefügt werden. Diese gezielte Zuordnung ermöglicht es, spezifische Merkmale der Aktivitäten zu erfassen und gezielt für die Generierung von Empfehlungen zu nutzen.

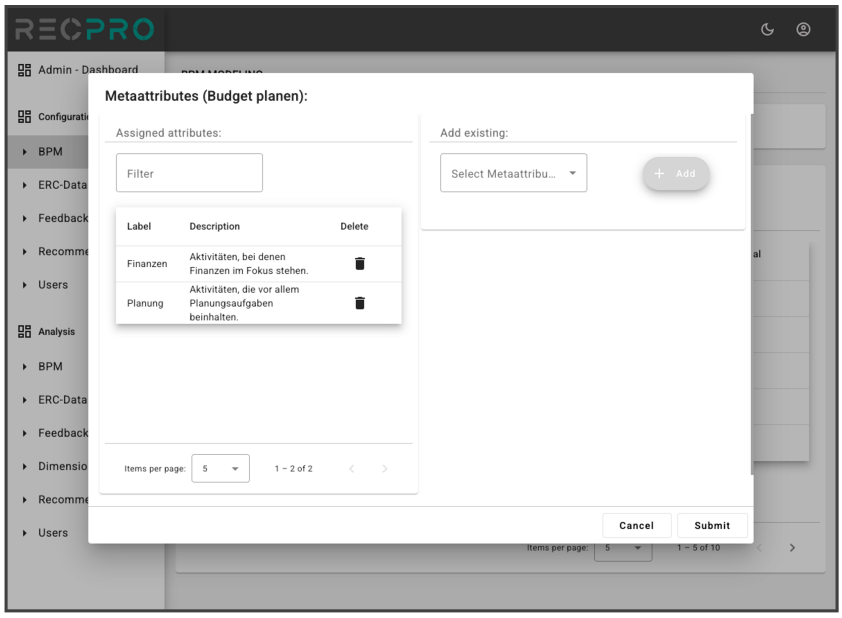


Abbildung 16: Zuweisung bestehender Metaattribute zu Aktivitäten am Beispiel *Budget planen*.

Durch die sorgfältige Definition und Zuordnung der Metaattribute ergibt sich somit eine differenzierte und aussagekräftige Beschreibung der Aktivitäten. Dies bildet die zentrale Grundlage für eine effektive Personalisierung der Empfehlungen, die insbesondere im Kontext inhaltsbasierter Empfehlungsdienste relevant ist. Eine vollständige Übersicht der für den Veranstaltungsprozess erstellten und zugeordneten Metaattribute ist in Tabelle 15 dargestellt.

Umgebungsparameter

KONFIGURATION VON UMGEBUNGSPARAMETERN Die Konfiguration von Umgebungsparametern ermöglicht eine gezielte Berücksichtigung kontextueller Bedingungen innerhalb des Empfehlungssystems. Solche Parameter repräsentieren spezifische Einflussfaktoren der Prozessumgebung, die unmittelbar Einfluss auf die Ausführung einzelner Aktivitäten haben können. Durch deren Erfassung und gezielte Nutzung lassen sich Empfehlungen stärker auf situative Besonderheiten abstimmen, wodurch deren Relevanz und Nutzen für die Nutzenden gesteigert werden können.

Konfiguration

Die **Konfiguration** eines Umgebungsparameters erfolgt durch Experten über das Expertenfrontend, wie exemplarisch in Abbildung 17 am Umgebungsparameter *Temperatur* dargestellt. Dabei vergeben die Experten zunächst einen eindeutigen und aussagekräftigen Namen, der die spätere Identifikation innerhalb der Applikation erleichtert. Zusätzlich wird ein Standardwert angegeben, der verwendet wird, falls keine konkreten Messungen oder Eingaben vorliegen. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, eine aussagekräftige Beschreibung zu hinterlegen, um zu dokumentieren, welchen Zweck der Parameter erfüllt. Mittels einer Uniform Resource Locator (URL) lässt sich der Wert

Tabelle 15: Übersicht der verwendeten Metaattribute.

Aktivität	Analyse	Dokumentation	E-Mail	Event Management System	Excel	Finanzen	Koordination	Kreativität	Logistik	Organisation	Planung	Telefon	Versorgung	Word
Zielgruppenanalyse durchführen	•				•						•			
Budget planen					•	•					•			
Konzept erstellen	•			•		•	•			•	•			
Location auswählen	•		•		•	•			•	•	•	•		
Catering organisieren			•	•		•	•			•	•	•	•	
Einladungen erstellen und versenden			•		•	•		•		•				•
Logistik organisieren			•		•	•	•		•	•	•	•		
Event vorbereiten							•		•				•	
Event durchführen							•		•	•			•	
Abschlussbericht erstellen	•	•		•	•	•								•

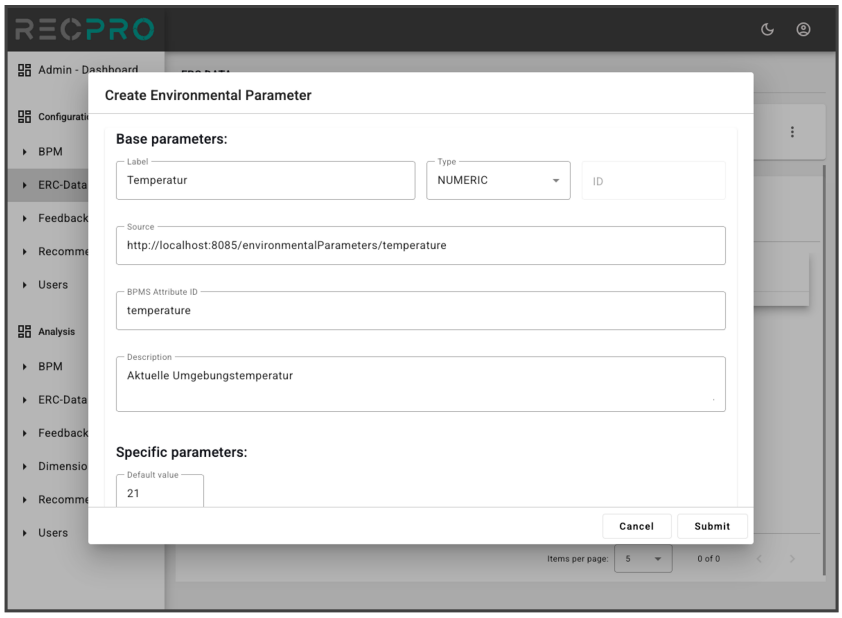


Abbildung 17: Erstellung eines Umgebungsparameters am Beispiel *Temperatur*.

eines Parameters zudem dynamisch und automatisiert abfragen, beispielsweise um aktuelle Sensordaten oder externe Wetterinformationen zu integrieren. Im Beispiel des Veranstaltungsprozesses beschreibt der Parameter *Temperatur* die aktuelle Umgebungstemperatur in Grad Celsius, welche insbesondere Aktivitäten wie *Location auswählen* oder *Event durchführen* beeinflussen könnte.

Zuweisung zu Aktivitäten

Im Anschluss an die Konfiguration eines Umgebungsparameters erfolgt dessen **Zuweisung** zu den relevanten Aktivitäten innerhalb der Prozesse. Experten wählen dabei in der Weboberfläche gezielt jene Aktivitäten aus, bei denen die Berücksichtigung des Parameters einen klaren Mehrwert verspricht. Diese Zuweisung erfolgt analog zur bereits beschriebenen Zuweisung von Metaattributen und ermöglicht eine präzise Berücksichtigung von Kontextinformationen bei der Generierung der Empfehlungen.

Durch die detaillierte Konfiguration und zielgerichtete Zuordnung der Umgebungsparameter schaffen Experten eine wesentliche Grundlage für kontextbezogene und situativ angepasste Empfehlungen, welche die Nutzenden in der Prozessausführung unterstützen.

Aktivitätsparameter

KONFIGURATION VON AKTIVITÄTSPARAMETERN Die Konfiguration von Aktivitätsparametern ermöglicht eine gezielte Steuerung und Erfassung spezifischer Informationen innerhalb einzelner Aktivitäten eines Prozesses. Die Parameter dienen dazu, während der Prozessausführung entweder konkrete Eingabewerte für die Berechnung der Empfehlungen bereitzustellen oder Ausgabewerte festzulegen, welche von Nutzenden während der Bearbeitung der Aufgabe eingegeben werden müssen. Somit bilden

Aktivitätsparameter eine wesentliche Grundlage, um Aktivitäten inhaltlich differenziert zu beschreiben und Prozessentscheidungen zu unterstützen, insbesondere wenn diese von Bedingungen abhängen.

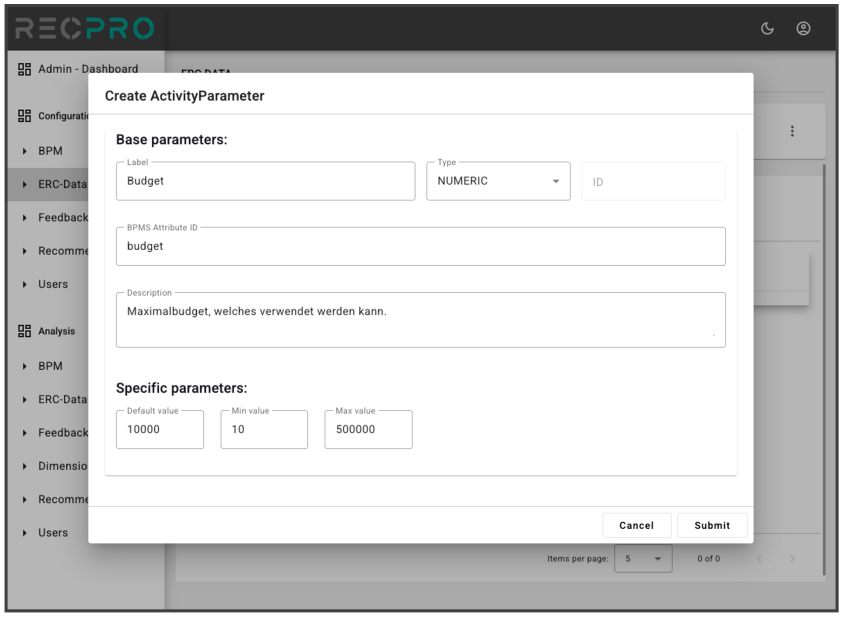


Abbildung 18: Erstellung eines Aktivitätsparameters am Beispiel *Budget*.

Konfiguration

Die **Konfiguration** eines Aktivitätsparameters erfolgt in zwei Schritten. Im ersten Schritt definieren Experten über das Frontend neue Parameter, wie in Abbildung 18 beispielhaft für den Parameter *Budget* dargestellt. Dabei vergeben sie zunächst einen eindeutigen Namen und wählen anschließend den passenden Parametertyp aus (z. B. numerisch, textuell oder binär). Zusätzlich hinterlegen Experten eine präzise Beschreibung, welche die Nutzung und den Zweck des jeweiligen Parameters eindeutig kennzeichnet. Durch die Angabe einer eindeutigen *BPMS Attribute ID* wird sichergestellt, dass der Parameterwert vom Prozessmanagementsystem automatisiert verarbeitet werden kann, etwa um Entscheidungen an XOR-Gateways zu steuern. Je nach gewähltem Parametertyp können zudem spezifische Zusatzattribute festgelegt werden, beispielsweise Minimal- und Maximalwerte bei numerischen Parametern oder Standardwerte für Text-Parameter.

Zuweisung zu Aktivitäten

Im zweiten Schritt erfolgt die konkrete **Zuordnung** der zuvor definierten Aktivitätsparameter zu den relevanten Prozessaktivitäten. Diese Zuweisung wird exemplarisch in Abbildung 19 für die Aktivität *Budget planen* dargestellt. Experten definieren hierbei, ob der Parameter als Eingabeparameter (*Input*) oder als Ausgabeparameter (*Output*) fungiert. Eingabeparameter werden aus vorhergehenden Aktivitäten übernommen und bei der Bearbeitung angezeigt, während Ausgabeparameter während der Ausführung der jeweiligen Aktivität durch Nutzende eingegeben werden

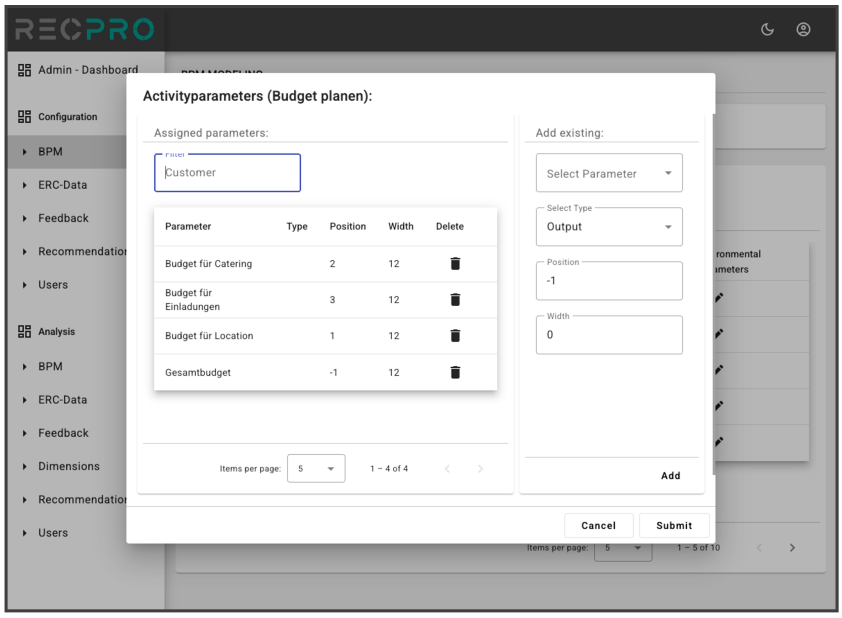


Abbildung 19: Zuweisung bestehender Aktivitätsparameter zu Aktivitäten am Beispiel *Budget planen*.

und anschließend für nachfolgende Prozessschritte verfügbar sind. Zudem können Experten für jeden Parameter eine Position und Breite bestimmen, welche die visuelle Darstellung innerhalb der Nutzeroberfläche regeln. Die Position definiert dabei die Reihenfolge der Parameteranzeige, während die Breite deren visuelle Größe in einem 12-spaltigen Layoutsystem festlegt. Diese Attribute dienen ausschließlich der nutzerfreundlichen visuellen Gestaltung und beeinflussen nicht die Berechnung der Empfehlungen.

Im dargestellten Beispiel ist für die Aktivität *Budget planen* der Parameter *Budget* als Eingabeparameter definiert, der somit aus vorhergehenden Aktivitäten übernommen wird. Gleichzeitig werden Parameter wie *Budget für Location* und *Budget für Catering* als Ausgabeparameter festgelegt, welche die Nutzenden während der Bearbeitung dieser Aufgabe eigenständig eingeben müssen.

Durch diese detaillierte Konfiguration und zielgerichtete Zuordnung von Aktivitätsparametern entsteht eine umfassende Informationsbasis für die Prozessausführung, welche wiederum eine wesentliche Voraussetzung für eine differenzierte und wirkungsvolle Nutzung des Empfehlungssystems darstellt.

Feedback

KONFIGURATION VON FEEDBACK Die **Konfiguration** des Feedbacksystems stellt eine zentrale Voraussetzung dar, um Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung systematisch zu erfassen. Diese Konfiguration erfolgt initial, kann jedoch jederzeit angepasst werden. Dabei legt sie die Grundlage für eine differenzierte Auswer-

tung von Nutzerfeedback in den Empfehlungsmechanismen. Innerhalb des entwickelten Prototyps können Experten dabei zwischen drei Arten von Bewertungen unterscheiden: ordinale, intervallbasierte und binäre Bewertungen.

Die Experten definieren hierzu zunächst grundlegende Eigenschaften des jeweiligen Feedbackmechanismus. Dazu gehören neben einem eindeutigen Namen eine aussagekräftige Beschreibung, der Typ der Bewertung (ordinal, intervallbasiert oder binär) sowie der Label-Typ (Text oder Icon), welcher festlegt, wie die Bewertung den Nutzenden visuell angezeigt wird.

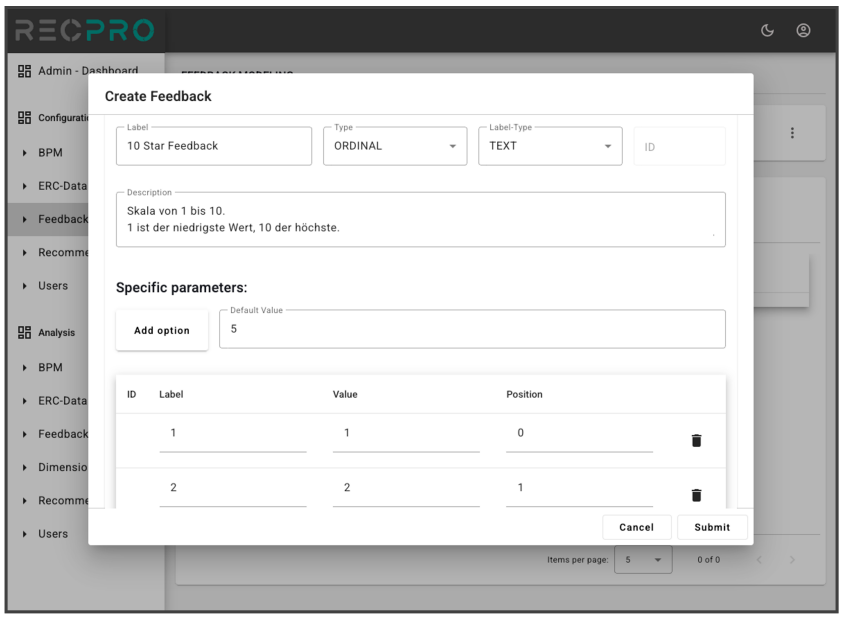


Abbildung 20: Konfiguration des Feedbackmechanismus am Beispiel einer *10-Sterne-Bewertung*.

Ordinale Bewertung

Abbildung 20 illustriert die Konfiguration eines **ordinalen Feedbackmechanismus** anhand einer 5-stufigen Sternebewertung. Experten vergeben zunächst einen aussagekräftigen Namen, in diesem Beispiel *5-Sterne-Bewertung*, und ergänzen eine Beschreibung, welche die Intention und Nutzung dieses Feedbacks erläutert. Für jede Stufe der ordinalen Bewertung definieren Experten spezifische Parameter, bestehend aus einem numerischen Wert, einem Label sowie einer Position innerhalb der Bewertungsskala. Zudem wird ein Standardwert angegeben, der initial ausgewählt ist, sofern keine explizite Auswahl durch den Nutzenden erfolgt.

Intervallbasierte Bewertung

Neben ordinalen Bewertungen können auch **intervallbasierte Bewertungen** definiert werden. Hier definieren Experten eine Skala mit einem Minimal- und Maximalwert sowie einer spezifischen Schrittgröße, um Nutzenden eine differenzierte und präzise Bewertung der ausgeführten Aktivität zu ermöglichen. Beispielsweise kann eine Skala von 1 bis 10 genutzt werden, um Zufriedenheitswerte differenziert zu erfassen.

Binäre Bewertung

Als dritte Feedback-Art existiert die **binäre Bewertung**, die als einfachste Form der Rückmeldung lediglich eine Ja/Nein-Auswahl beinhaltet. Hierbei legen Experten fest, wie die jeweiligen Antwortmöglichkeiten beschriftet sind und welcher Wert standardmäßig vorausgewählt ist.

Während der Konfiguration erhalten Experten auf der rechten Seite eine dynamische Vorschau, die unmittelbar veranschaulicht, wie das konfigurierte Feedback für die Nutzenden während der Prozessausführung angezeigt wird. Diese Vorschaufunktion unterstützt eine optimale Gestaltung und erleichtert mögliche Anpassungen, um eine benutzerfreundliche und klare Darstellung sicherzustellen.

Die systematische Konfiguration des Feedbacksystems bietet somit eine effektive Möglichkeit, Nutzerpräferenzen strukturiert zu erfassen, was insbesondere für die Qualität und Effektivität von inhaltsbasierten sowie kollaborativen Empfehlungsdiensten entscheidend ist.

Dimensionen und Bereiche

KONFIGURATION VON DIMENSIONEN UND BEREICHEN Die Konfiguration von **Dimensionen** sowie der zugehörigen **Bereiche** bildet eine wesentliche Grundlage, um Aktivitäts- und Umgebungsparameter in klar definierte Kategorien oder Intervalle einzuteilen. Diese Dimensionen ermöglichen eine systematische Strukturierung der Parameterwerte, welche anschließend in die Berechnung der Empfehlungen einfließen können.

Die Konfiguration erfolgt über das Expertenfrontend, wobei zunächst grundlegende Merkmale der Dimensionen festgelegt werden. Hierzu zählen ein aussagekräftiger Name der Dimension, der Typ (Umgebungsparameter oder Aktivitätsparameter), eine Beschreibung sowie die Auswahl des konkreten Parameters, auf den sich die Dimension bezieht.

Beispiel: Temperatur

Abbildung 21 illustriert exemplarisch die Konfiguration der Dimension *Temperatur*, basierend auf dem zuvor definierten Umgebungsparameter *Temperatur*. Mithilfe dieser Dimension können Experten differenziert bestimmen, wie sich spezifische Temperaturbereiche auf die Generierung von Empfehlungen auswirken.

Im nächsten Schritt definieren Experten innerhalb der Dimension einzelne Wertebereiche, wodurch eine strukturierte Zuordnung der Parameterwerte ermöglicht wird. In der Abbildung sind die drei Bereiche *Kalt* (0–10 Grad Celsius), *Mittel* (11 bis 20 Grad Celsius) und *Warm* (21 bis 30 Grad Celsius) dargestellt. Durch eine solche Einteilung können kontextsensitive Empfehlungen erzeugt werden. Beispielsweise können bei unterschiedlichen Temperaturbereichen jeweils spezifische Aktivitäten bestimmten Nutzenden vorgeschlagen werden, wodurch die Empfehlungen besser an die situativen Gegebenheiten angepasst sind.

Die Bereiche können je nach Parametertyp unterschiedliche Eigenschaften aufweisen. Numerische Bereiche, wie im dargestellten Beispiel verwendet, werden über Minimal- und Maximalwerte definiert. Textuelle Bereiche erlauben eine Einteilung in

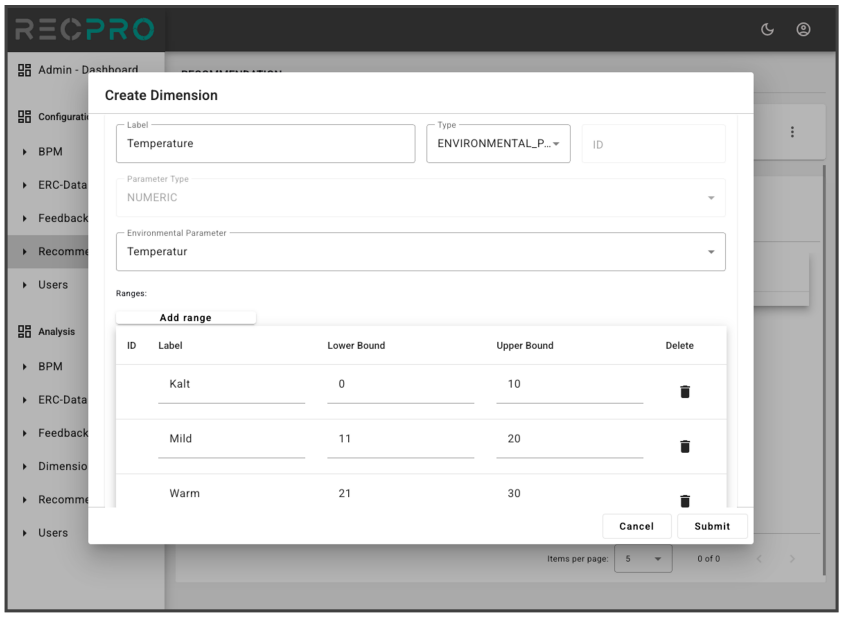


Abbildung 21: Konfiguration einer Dimension am Beispiel der *Temperatur*.

Kategorien, während Datumsbereiche genutzt werden können, um zeitliche Intervalle wie Tageszeiten oder Kalenderzeiträume abzubilden.

Durch die Konfiguration von Dimensionen und Bereichen schaffen Experten somit eine präzise strukturierte Grundlage, um Parameterwerte gezielt zu erfassen und für differenzierte, kontextsensitive Empfehlungen nutzbar zu machen. Die Zuordnung der definierten Dimensionen zu den einzelnen Empfehlungsdiensten erfolgt dabei im nachfolgenden Abschnitt.

Empfehlungsdienste

KONFIGURATION VON EMPFEHLUNGSDIENSTEN Die Konfiguration von **Empfehlungsdiensten** stellt einen zentralen Schritt zur Personalisierung und Unterstützung der Prozessausführung dar. Empfehlungsdienste analysieren Parameter, Nutzerpräferenzen sowie den Prozesskontext, um gezielte und relevante Handlungsempfehlungen zu generieren. Im entwickelten Prototyp werden diese Dienste initial von Experten konfiguriert und können jederzeit flexibel angepasst werden. Zur Verfügung stehen unterschiedliche Typen von Empfehlungsdiensten: kollaborative, inhaltsbasierte und wissensbasierte Dienste sowie einfache Sortierungsmechanismen (etwa nach dem Erstellungsdatum der Aufgaben).

Bei der Konfiguration eines neuen Empfehlungsdienstes definieren Experten zunächst grundlegende Eigenschaften über das Frontend. Dazu zählen ein aussagekräftiger Name des Dienstes, eine Beschreibung, der Typ des Dienstes sowie eine URL, unter der die eigentliche Empfehlungslogik hinterlegt ist und per REST-API aufgerufen wird.

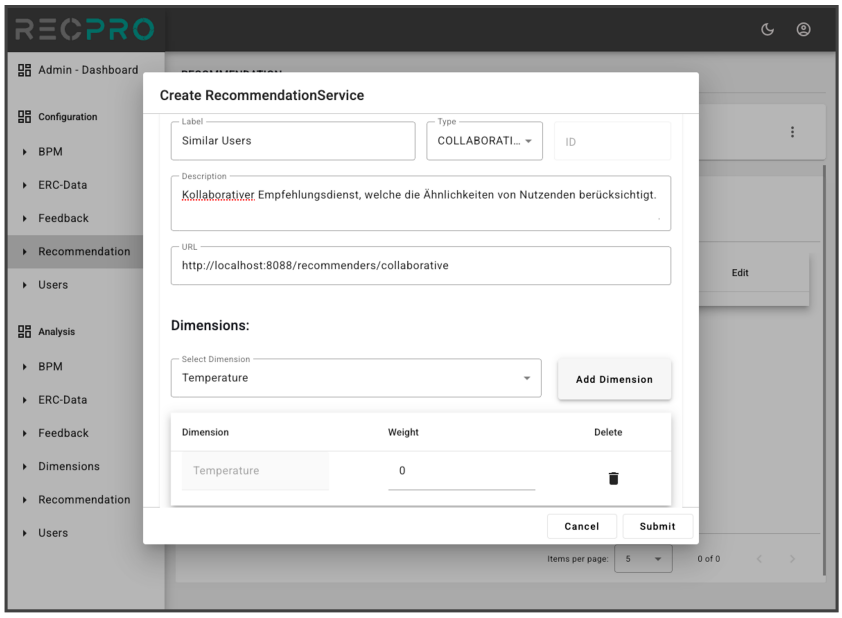


Abbildung 22: Konfiguration eines Empfehlungsdienstes am Beispiel eines *kollaborativen Empfehlungsdienstes*.

Kollaborativer Empfehlungsdienst

Abbildung 22 veranschaulicht exemplarisch die Konfiguration eines **kollaborativen Empfehlungsdienstes**. Hierbei handelt es sich um einen Dienst mit der Bezeichnung *Similar Users*, der basierend auf dem Feedbackverhalten anderer Nutzenden ähnliche Präferenzen identifiziert und daraus gezielte Empfehlungen generiert. Die angegebene URL verweist auf einen Endpunkt, an welchem die Empfehlungslogik zur Laufzeit über eine REST-Schnittstelle aufgerufen wird. Im konkreten Beispiel wird der kollaborative Empfehlungsdienst angesprochen, der in Abschnitt 5.3.2 beschrieben wird.

Weitere Empfehlungsdienste

Neben kollaborativen Diensten existieren weitere Empfehlungsdiensttypen wie wissensbasierte und inhaltsbasierte Dienste sowie einfache Sortierungsmechanismen. **Wissensbasierte Empfehlungsdienste** basieren auf vordefinierten Regeln, welche vor allem Aktivitäts- und Umgebungsparameter berücksichtigen. **Inhaltsbasierte Empfehlungsdienste** nutzen hingegen Metaattribute sowie Aktivitäts- und Umgebungsparameter, um Ähnlichkeiten zwischen Aktivitäten zu berechnen und entsprechende Empfehlungen auszusprechen. Experten legen hierbei insbesondere fest, welche Dimensionen berücksichtigt und wie diese gewichtet werden.

Dimensionen

Die Zuordnung und **Gewichtung der Dimensionen** erfolgt direkt bei der Konfiguration des jeweiligen Empfehlungsdienstes. Dabei können Experten individuell bestimmen, welche Dimensionen herangezogen werden und welchen Einfluss diese bei der Empfehlungsberechnung haben. Beispielsweise können für den in Abbildung 22 dargestellten kollaborativen Dienst die Dimensionen *Temperatur* und *Tageszeit* ausgewählt

und unterschiedlich gewichtet werden, um spezifische klimatische und zeitliche Einflussfaktoren zu berücksichtigen. In diesem konkreten Beispiel besitzt die Dimension *Temperatur* mit einer Gewichtung von 0,7 eine höhere Priorität als die Dimension *Tageszeit* mit einer Gewichtung von 0,3. Diese Gewichtungen können jederzeit angepasst werden, um den Empfehlungsdienst auf veränderte Anforderungen oder Rahmenbedingungen abzustimmen.

Die Konfiguration der Empfehlungsdienste ermöglicht somit eine flexible Personalisierung der Prozessausführung. Durch die gezielte Auswahl und Gewichtung relevanter Dimensionen lassen sich spezifische Parameter in den Fokus der Empfehlungsberechnung rücken.

Weiterführende Informationen

Die hier dargestellten Konfigurationsschritte wurden exemplarisch zu Demonstrationszwecken durchgeführt. Um eine umfassende Nachvollziehbarkeit zu gewährleisten, sind alle konkrete Einstellungen, Parameterdefinitionen sowie ergänzende Konfigurationsdetails im zugehörigen Github-Repository[3] dokumentiert.

6.1.2 *Ausführung*

Praktische Nutzung des Empfehlungssystems

In diesem Abschnitt wird die praktische Nutzung des zuvor konfigurierten Empfehlungssystems aus Sicht der Mitarbeitenden dargestellt. Am Beispiel des Veranstaltungsprozesses wird exemplarisch gezeigt, wie Nutzende während der Prozessausführung personalisierte Empfehlungen abrufen können. Ziel der Beschreibung ist es, klar nachvollziehbar zu machen, wie das Empfehlungssystem in der Praxis eingesetzt wird, um individuelle Präferenzen gezielt zu berücksichtigen. Dabei liegt ein besonderer Fokus darauf, dass die Nutzung der Empfehlungsdienste den etablierten Arbeitsablauf weder unterbricht noch verkompliziert, sondern sich intuitiv und nahtlos in die gewohnte Bearbeitung der Aufgaben integriert. Zudem bleibt die Entscheidung, ob eine Empfehlung berücksichtigt wird, stets bei den Nutzenden.

Im Folgenden werden die einzelnen Schritte dargestellt, beginnend mit dem Abruf der zugewiesenen Aufgabenliste und die Auswahl und Nutzung der verfügbaren Empfehlungsdienste bis hin zur Bearbeitung und Bewertung der ausgewählten Aufgaben.

6.1.2.1 *Abruf der Aufgabenliste und Nutzung der Empfehlungsdienste*

Nutzung der Empfehlungsdienste

Sobald Mitarbeitende die Ansicht zur Prozessausführung öffnen, werden automatisch die relevanten Aufgaben aus dem Prozessmanagementsystem geladen und in Form einer Aufgabenliste (*Tasklist*) dargestellt (Abbildung 23). Diese initiale Aufgabenliste umfasst für jede Aufgabe den Aufgabennamen, das Erstellungsdatum, die zugewiese-

3 https://github.com/spubt/recpro-thesis/tree/main/evaluation

ne Priorität sowie die Information, ob die Aufgabe bereits einer Person zugewiesen wurde.

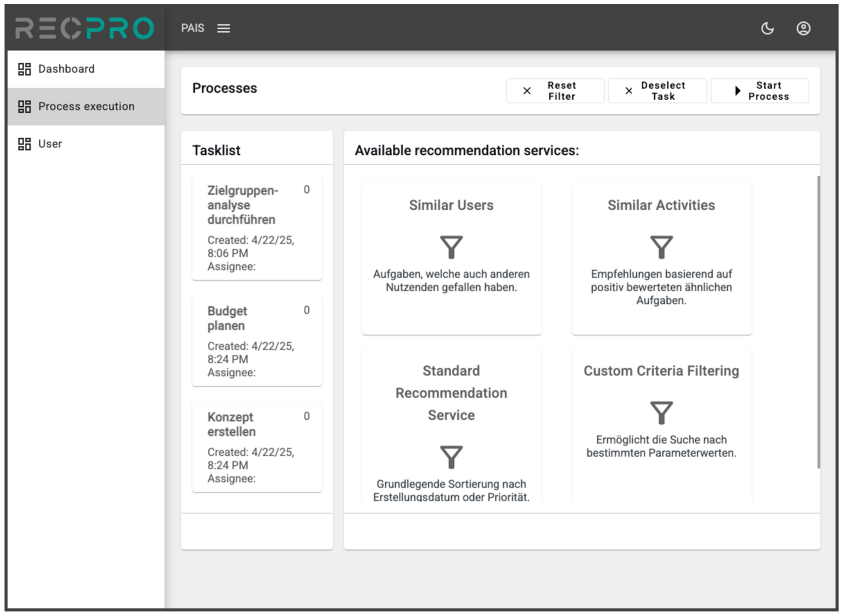


Abbildung 23: Anzeige der initialen Aufgabenliste mit verfügbaren Empfehlungsdiensten.

Auf der rechten Seite neben der Aufgabenliste befinden sich die verfügbaren Empfehlungsdienste, welche zuvor durch Experten konfiguriert wurden. Im dargestellten Beispiel stehen den Nutzenden vier unterschiedliche Empfehlungsdienste zur Auswahl:

Standard-Empfehlungsdienst

Der *Standard Recommendation Service* ermöglicht eine grundlegende Sortierung der Aufgabenliste nach Priorität oder Erstellungsdatum.

Wissensbasierter Empfehlungsdienst

Der wissensbasierte Empfehlungsdienst *Custom Criteria Filtering* erlaubt es den Nutzenden, gezielt Aufgaben anhand spezifischer Kriterien wie Aktivitätsparameter oder Umgebungsparameter auszuwählen. Abbildung 24 verdeutlicht, wie Nutzende die gewünschten Kriterien konkret eingeben können. Mithilfe dieser Filterfunktion werden ausschließlich Aufgaben angezeigt, die den definierten Präferenzen entsprechen. Aufgaben, welche diese Anforderungen nicht erfüllen, werden ausgeblendet.

Inhaltsbasierter Empfehlungsdienst

Der inhaltsbasierte Empfehlungsdienst *Similar Activities* priorisiert die Aufgaben auf Grundlage der Eigenschaften von Aufgaben sowie auf Basis vergangener Bewertungen der Nutzenden. Aufgaben, die Ähnlichkeiten zu bereits positiv bewerteten Tätigkeiten aufweisen, erhalten eine entsprechend höhere Priorisierung. Aktivierte Empfehlungsdienste werden auf der Benutzeroberfläche visuell hervorgehoben. Ergänzend werden, sofern verfügbar, erklärende Informationen zur jeweiligen Empfehlung eingeblendet, beispielsweise eine potenzielle Bewertung, welche den Nutzenden transparent vermittelt, weshalb eine Aufgabe empfohlen wird (Abbildung 25).

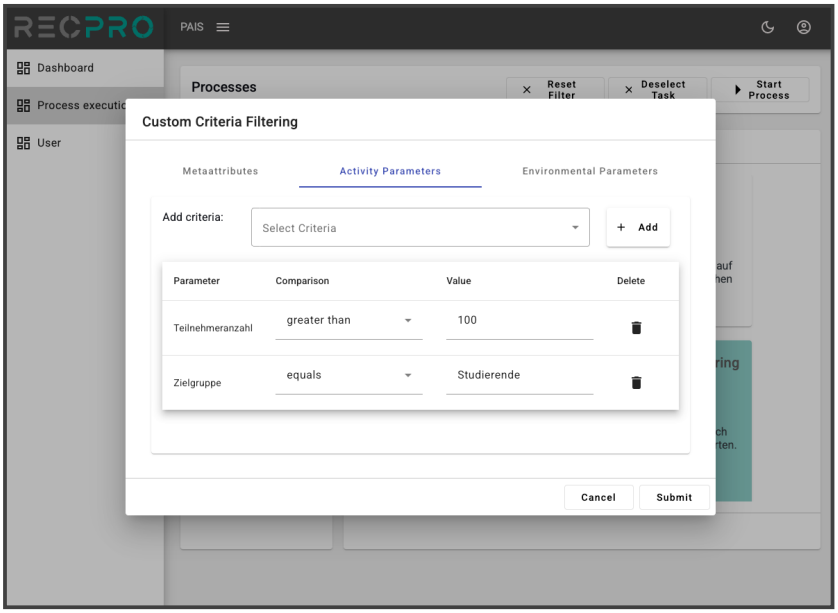


Abbildung 24: Benutzeroberfläche zur Eingabe von Kriterien im wissensbasierten Empfehlungsdienst.

Kollaborativer Empfehlungsdienst

Der kollaborative Empfehlungsdienst *Similar Users* berechnet die Reihenfolge der Aufgaben basierend auf dem Verhalten ähnlicher Nutzender. Aufgaben, die bei vergleichbaren Nutzenden häufiger gewählt oder positiv bewertet wurden, werden entsprechend höher priorisiert. Auch bei diesem Empfehlungsdienst erfolgt eine visuelle Hervorhebung, sobald dieser aktiviert ist. Zudem wird die Aufgabenliste neu sortiert und die Begründung für die Empfehlungen integriert.

Alle Empfehlungsdienste sind so gestaltet, dass ihre Anwendung intuitiv erfolgt und sich nahtlos in die etablierte Arbeitsweise integriert. Die Nutzenden können jederzeit flexibel zwischen den Empfehlungsdiensten wechseln, ohne dass dabei der gewohnte Arbeitsablauf beeinträchtigt wird.

6.1.2.2 *Auswahl und Bearbeitung von Aufgaben*

Auswahl der Aufgabe & implizites Feedback

Nachdem die Aufgabenliste mithilfe eines Empfehlungsdienstes personalisiert wurde, können Nutzende im nächsten Schritt eine konkrete Aufgabe zur Bearbeitung auswählen. Bereits bei der Betrachtung der Details einer Aufgabe zeichnet das System automatisch implizites Feedback auf. Hierdurch wird automatisch erfasst, welche Aufgaben von Nutzenden betrachtet, aber letztlich nicht zur Bearbeitung ausgewählt werden. Dieses implizite Feedback ermöglicht es dem Empfehlungssystem, kontinuierlich Erkenntnisse über die Interessen und Präferenzen der Nutzenden zu gewinnen, ohne dass explizite Eingaben notwendig sind.

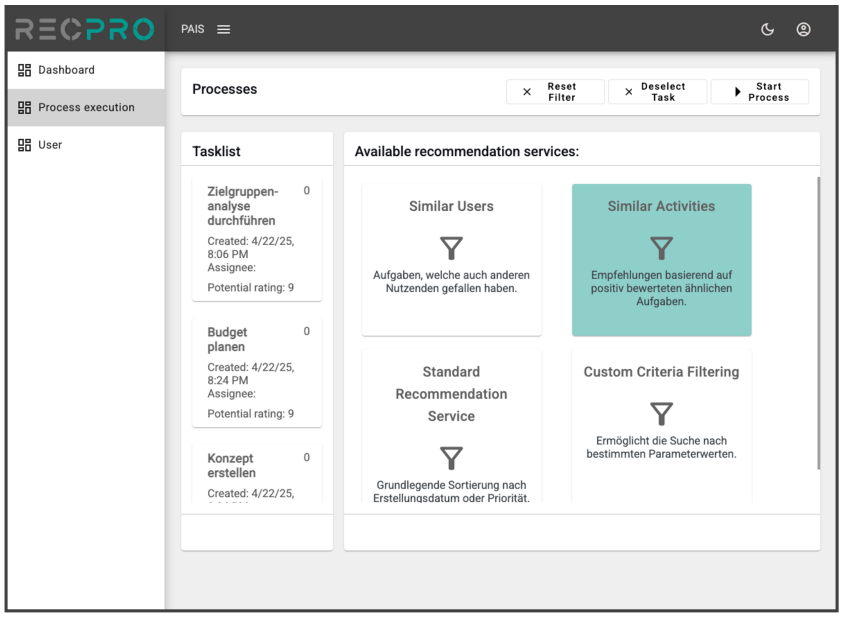


Abbildung 25: Anzeige der Aufgabenliste bei aktivem inhaltsbasiertem Empfehlungsdienst.

Bearbeitung der Aufgabe

Sobald sich Nutzende final für eine bestimmte Aufgabe entschieden haben, wird diese explizit ausgewählt und dem jeweiligen Nutzenden zur Bearbeitung zugeordnet. Dies löst im System eine eindeutige Zuordnung zu den jeweiligen Mitarbeitenden aus und ermöglicht die Eingabe notwendiger Aktivitätsparameter. Abbildung 26 zeigt exemplarisch die Benutzeroberfläche während der Bearbeitung einer ausgewählten Aufgabe. Je nach gewählter Aktivität stehen den Nutzenden unterschiedliche Eingabefelder für die Parametererfassung zur Verfügung. Das System stellt hierzu passende Eingabefelder bereit, sodass Nutzende die erforderlichen Informationen strukturiert und unkompliziert erfassen können.

Nach Eingabe aller erforderlichen Aktivitätsparameter wird eine Aufgabe durch die Nutzenden abgeschlossen. Auch dieser Vorgang wird automatisiert dokumentiert, wodurch die vollständige Historie des Nutzerverhaltens für nachfolgende Analysen und Empfehlungen zur Verfügung steht.

6.1.2.3 *Bewertung von Aufgaben*

Explizites Feedback

Nach Abschluss einer Aufgabe öffnet sich automatisch ein Feedback-Dialog, dessen Form und Inhalt zuvor von Experten im Konfigurationsschritt definiert wurden. Abbildung 27 veranschaulicht exemplarisch diesen Feedback-Dialog. Im hier dargestellten Beispiel wurde ein ordinales Feedback in Form einer 5-Sterne-Bewertung festgelegt. Nutzende erhalten somit eine unkomplizierte Möglichkeit, ihre Einschätzung zur ge-

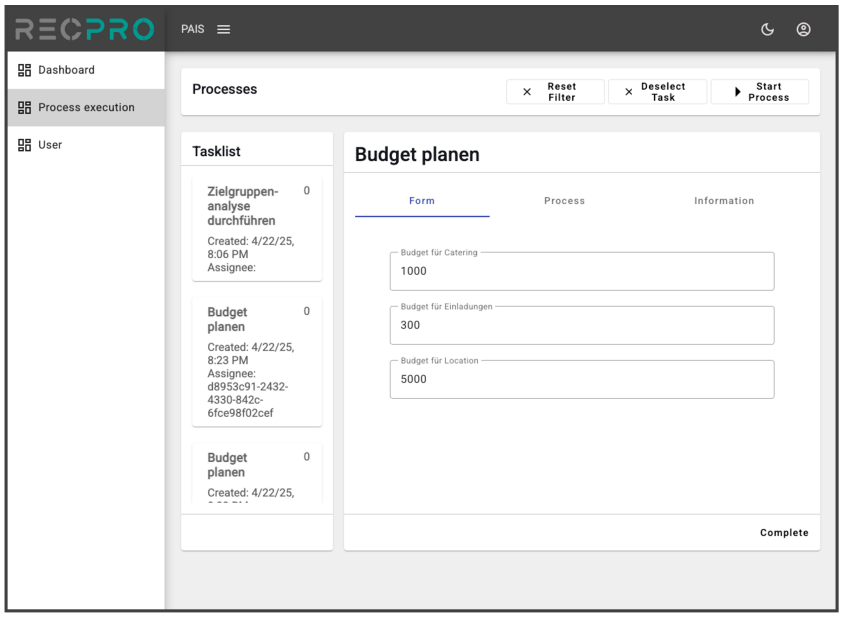


Abbildung 26: Benutzeroberfläche zur Bearbeitung einer ausgewählten Aufgabe mit entsprechenden Eingabefeldern.

rade bearbeiteten Aufgabe strukturiert abzugeben, indem sie zwischen einem Stern (sehr negativ) und fünf Sternen (sehr positiv) wählen.

Dieses explizite Feedback wird unmittelbar nach der Abgabe vom System gespeichert und steht anschließend sowohl den Empfehlungsdiensten als auch nachgelagerten Analysemethoden zur Verfügung. Dadurch bildet das explizite Nutzerfeedback eine zentrale Grundlage für die kontinuierliche Anpassung und Optimierung der zukünftigen Empfehlungen sowie für weitere vertiefende Analysen des Nutzerverhaltens.

6.1.3 *Analyse*

Exemplarische Analyse der Daten

Sobald Nutzende eine ausreichende Anzahl an Aufgaben ausgeführt und bewertet haben, können Experten die erhobenen Daten analysieren, um die Qualität der generierten Empfehlungen zu beurteilen. Im aktuellen Prototyp wird zunächst eine exemplarische Analysefunktion implementiert, da eine tiefergehende, detaillierte Analysefunktion nicht im direkten Fokus der vorliegenden Arbeit steht. Es besteht jedoch jederzeit die Möglichkeit, weitere Analysefunktionen zu integrieren, um eine umfassendere und differenziertere Bewertung der Empfehlungsqualität zu ermöglichen.

Analyse der potenziellen Bewertung

Die implementierte exemplarische Analysefunktion konzentriert sich auf den Vergleich zweier zentraler Werte. Einerseits die vom Empfehlungsdienst berechnete, potenzielle Bewertung einer Aufgabe, andererseits die tatsächliche Bewertung, welche

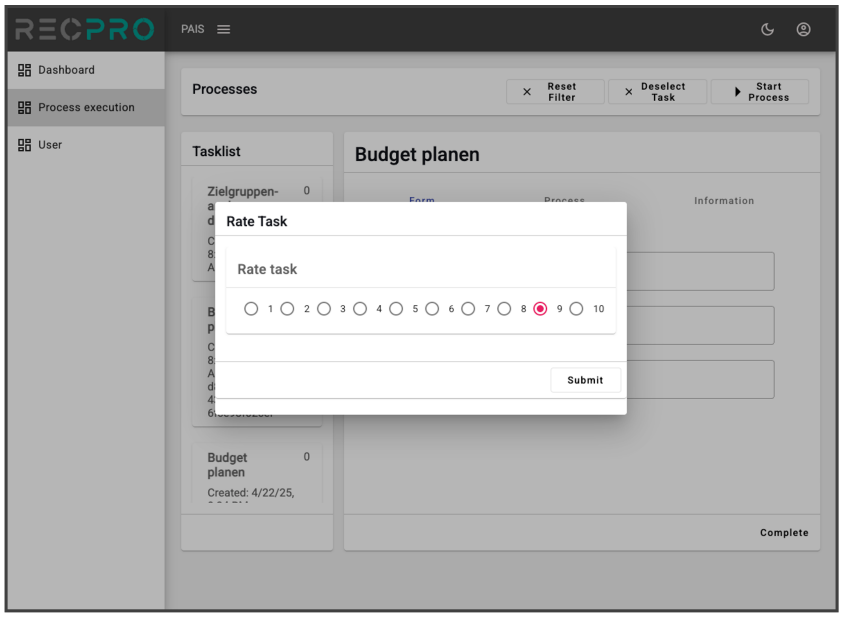


Abbildung 27: Benutzeroberfläche zur Eingabe des expliziten Nutzerfeedbacks nach Abschluss einer Aufgabe.

die Nutzenden selbst vergeben haben. Die Differenz zwischen diesen beiden Werten dient dabei als Indikator für die Qualität der erzeugten Empfehlungen. Je geringer diese Differenz ist, desto genauer stimmt die Empfehlung mit den tatsächlichen Nutzerpräferenzen überein.

Die Analysefunktion des Prototyps ermöglicht eine automatisierte Erfassung dieser Differenzen und visualisiert sie in einem Histogramm (Abbildung 28). In der dargestellten Analyseoberfläche des Prototyps können Experten gezielt verschiedene Parameter auswählen, um die Analyse bedarfsgerecht anzupassen:

- **Empfehlungsdienst:** Auswahl des spezifischen Empfehlungsdienstes, dessen Qualität untersucht werden soll.
- **Feedback:** Auswahl des Feedbacks, welches betrachtet werden soll.
- **Schrittweite:** Festlegung der Granularität, mit der die Abweichungen in der Analyse dargestellt werden.

Interpretation der Bewertungsabweichung

Das resultierende Histogramm zeigt die Verteilung der Bewertungsabweichungen. Dabei ist der Wert 0 zentral positioniert und repräsentiert eine perfekte Übereinstimmung zwischen der vom System berechneten Bewertung und der tatsächlichen Nutzerbewertung. Jeder Balken im Histogramm repräsentiert die Häufigkeit einer spezifischen Bewertungsabweichung. Ein hoher Balken beim Wert 0 bedeutet, dass häufig eine exakte Übereinstimmung zwischen der vom System vorhergesagten und der tat-

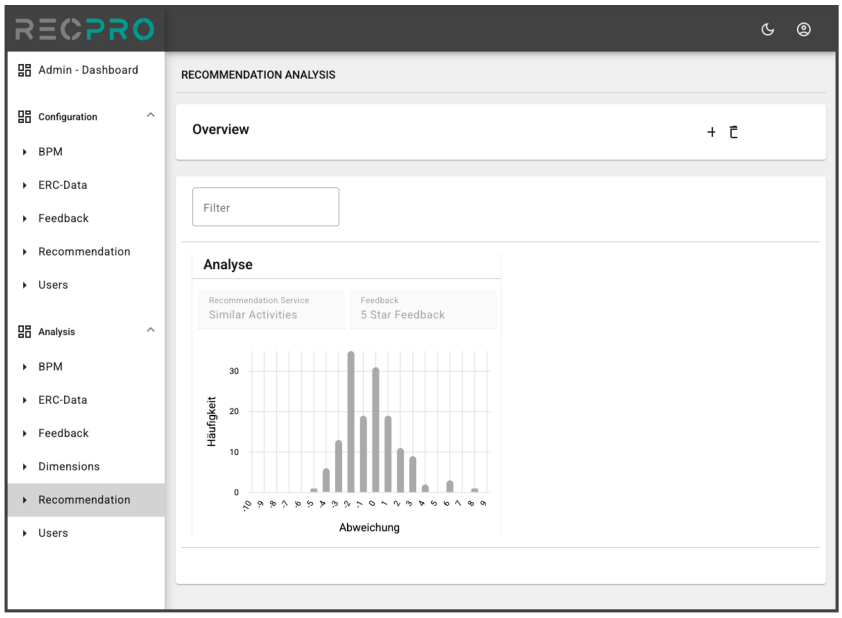


Abbildung 28: Exemplarisches Histogramm der Abweichungen zwischen berechneter und tatsächlicher Nutzerbewertung.

sächlichen Nutzerbewertung erreicht wurde, was auf eine hohe Genauigkeit des Empfehlungsdienstes hinweist.

Links und rechts des zentralen Werts befinden sich weitere Balken, welche zunehmende Bewertungsabweichungen visualisieren. Je weiter diese Balken von der Mitte entfernt sind, desto größer ist die Differenz zwischen berechneter und tatsächlicher Bewertung. Diese Balken sollten idealerweise nur geringe Höhen aufweisen, da sie für weniger exakte Empfehlungen stehen. Größere Ausschläge bei Balken mit höheren Bewertungsabweichungen deuten darauf hin, dass der Empfehlungsdienst die Präferenzen der Nutzenden häufiger ungenau prognostiziert hat.

Kennzeichen qualitativ hochwertiger Empfehlungen

Im Idealfall weist das Histogramm einen besonders hohen Balken beim Wert 0 auf, während die Balken mit zunehmender Entfernung von diesem zentralen Wert deutlich abnehmen. Eine solche Verteilung deutet darauf hin, dass das Empfehlungssystem die Nutzerpräferenzen zuverlässig und präzise abbildet und entsprechend qualitativ hochwertige Empfehlungen generiert. Diese Analyse ermöglicht somit eine schnelle und übersichtliche Einschätzung der Leistungsfähigkeit einzelner Empfehlungsdienste sowie die Identifikation möglicher Optimierungspotenziale.

Nach der exemplarischen Vorstellung der praktischen Nutzung des Prototyps folgt im nächsten Unterkapitel die systematische Evaluation, in der mithilfe synthetischer Daten die zentrale Forschungsfrage sowie deren Teilfragen umfassend analysiert und beantwortet werden.

6.2 EVALUATION

Zielsetzung der Evaluation

Nachdem im vorherigen Kapitel 6.1 die praktische Anwendung des entwickelten Prototyps sowie eine exemplarische Analysefunktion dargestellt wurden, erfolgt nun die systematische Evaluation des Konzepts zur Integration von Nutzerpräferenzen in die Prozessausführung. Ziel ist es, die zentrale Forschungsfrage zu beantworten, wie Nutzerpräferenzen mithilfe von Empfehlungsdiensten zuverlässig erfasst, analysiert und in der operativen Prozesssteuerung berücksichtigt werden können.

Basierend auf den zuvor in Kapitel 3 abgeleiteten untergeordneten Forschungsfragen konzentriert sich die Evaluation auf drei zentrale Aspekte, um umfassend zu untersuchen, inwiefern und unter welchen Bedingungen eine effektive Integration von Nutzerpräferenzen in die Prozessausführung möglich ist. Dabei stehen insbesondere folgende Fragestellungen im Mittelpunkt:

- Wie lässt sich eine nutzerzentrierte Prozessausführung durch die gezielte Berücksichtigung von Präferenzen realisieren?
- Welchen Einfluss hat die Integration von direktem Nutzerfeedback? Welchen Einfluss haben Kontext- und Prozessdaten auf die Qualität der untersuchten Empfehlungen?
- Wie effektiv sind unterschiedliche Empfehlungsmethoden bei der Generierung personalisierter Vorschläge?

Einsatz synthetischer Daten

Da aktuell keine realen Daten zur Verfügung stehen, die eine unmittelbare Evaluierung ermöglichen, erfolgt die Untersuchung auf Basis synthetisch generierter Daten. Der Einsatz synthetischer Daten erlaubt eine kontrollierte Simulation unterschiedlicher Nutzungsszenarien, wodurch sowohl die Validität der Ergebnisse als auch deren Reproduzierbarkeit sichergestellt werden. Zudem ermöglichen synthetische Daten eine systematische und umfassende Evaluation der Machbarkeit und Effektivität des vorgestellten Konzepts.

Struktur des Kapitels

Im weiteren Verlauf dieses Kapitels werden zunächst die Ziele und die methodische Vorgehensweise der Evaluation beschrieben (Kapitel 6.2.1). Anschließend erfolgt die Vorstellung der Evaluationsszenarien, die unterschiedliche Bedingungen und Empfehlungsstrategien abbilden (Kapitel 6.2.2). Daraufhin wird das entwickelte Evaluations-Framework und die Generierung synthetischer Bewertungsdaten mittels großer Sprachmodelle (Large Language Model (LLM)) detailliert erläutert und kritisch reflektiert (Kapitel 6.2.3). Danach wird der konkrete Ablauf der Simulation beschrieben, insbesondere bezüglich methodischer und technischer Umsetzung (Kapitel 6.2.4). Abschließend erfolgt die Präsentation, Analyse und Interpretation der Evaluationsergebnisse inklusive einer Prüfung der aufgestellten Hypothesen, Diskussion unerwarteter Befunde sowie Darstellung von Limitationen und Implikationen (Kapitel 6.2.5).

6.2.1 *Zielsetzung und methodische Vorgehensweise*

Zielsetzung der Evaluation

Primäres Ziel der Evaluation ist der Nachweis, dass mithilfe des entwickelten Konzepts sowie dessen prototypischer Implementierung eine valide und umfassende Beantwortung der zentralen Forschungsfrage einschließlich der daraus abgeleiteten Teilfragen erfolgen kann. Dies bedeutet konkret, systematisch zu überprüfen, ob und in welchem Ausmaß Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung zuverlässig erfasst, präzise analysiert und anschließend bei der Auswahl und Durchführung einzelner Prozessaktivitäten effektiv berücksichtigt werden.

Synthetische Daten

Mangels ausreichend umfangreicher und spezifischer realer Datensätze basiert die methodische Vorgehensweise auf einem simulationsbasierten Evaluationsansatz mithilfe synthetisch generierter Daten. Der Einsatz synthetischer Daten bietet den wesentlichen Vorteil, unterschiedliche Nutzungsszenarien gezielt und systematisch zu generieren, deren Rahmenbedingungen klar definiert und reproduzierbar sind. Auf diese Weise lässt sich eine präzise Vergleichbarkeit der Ergebnisse gewährleisten.

Evaluations-Framework

Zur Durchführung der Evaluation wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein eigenes Evaluations-Framework[4] entwickelt. Dieses Framework erlaubt eine flexible Steuerung der Testbedingungen und bietet zugleich eine detaillierte Auswertung der Auswirkungen unterschiedlicher Empfehlungsstrategien auf die Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen. Dabei werden zunächst 15 unterschiedliche Prozessinstanzen des eingeführten Veranstaltungsprozesses sowie fünf unterschiedliche, synthetische Nutzerprofile erstellt. Jeder Nutzende bearbeitet anschließend jede Prozessinstanz vollständig, wobei jede enthaltene Aufgabe individuell bewertet wird.

Generierung der Bewertungen

Die zur Evaluation notwendigen Nutzerbewertungen werden mittels eines großen Sprachmodells (LLM) generiert, wodurch eine realistische Variabilität sowie eine authentische Simulation unterschiedlicher Nutzerperspektiven gewährleistet wird. Ein LLM ist ein auf Basis umfangreicher Textmengen trainiertes Künstliche Intelligenz (KI)-Modell, welches kontextabhängig menschenähnliche Texte und Bewertungen generieren kann [28]. Aufgrund der Fähigkeit, komplexe Zusammenhänge zu erfassen und natürliche Sprache realistisch abzubilden, eignen sich LLMs besonders für die Simulation individueller und authentischer Nutzerbewertungen. Im Vergleich zu einfacheren Simulationsmöglichkeiten, wie beispielsweise Zufallsgeneratoren, bieten sie den entscheidenden Vorteil, dass die erzeugten Bewertungen nicht willkürlich, sondern differenziert und semantisch konsistent sind und somit realistische Nutzerpräferenzen widerspiegeln. Für die Generierung dieser Bewertungen wird eine strukturierte Anfrage (**Prompt**) genutzt, welche detaillierte Informationen zur Nutzerbeschreibung, Prozessbeschreibung, den spezifischen Parametern der jeweiligen Aufgaben, relevanten Kontextinformationen aus zuvor durchgeführten Prozessschritten sowie eine explizite Bewertungsanweisung umfasst.

4 https://github.com/spubt/recpro-thesis/tree/main/evaluation/recpro-evaluation-framework

Auswertung der Bewertungen

Die Auswertung der generierten Nutzerbewertungen erfolgt anschließend innerhalb der zuvor definierten Evaluationsszenarien (Abschnitt 6.2.2). Innerhalb jedes Szenarios werden unterschiedliche Strategien der Aufgabenempfehlung und Aufgabenauswahl methodisch verglichen. Dies ermöglicht es, die Auswirkungen der jeweiligen Empfehlungsansätze auf die durchschnittlichen Nutzerbewertungen systematisch zu analysieren und somit konkrete Aussagen hinsichtlich der Qualität der Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen zu treffen.

6.2.2 *Evaluationsszenarien*

Zielsetzung der Evaluationsszenarien

Zur systematischen Untersuchung der zentralen Forschungsfrage sowie deren Teilfragen werden insgesamt sechs Evaluationsszenarien definiert. Jedes dieser Szenarien zeichnet sich durch klar definierte methodische Rahmenbedingungen und unterschiedliche Empfehlungsansätze zur Auswahl der jeweils nachfolgenden Aufgabe aus. Durch die gezielte Variation dieser methodischen Aspekte können verschiedene Dimensionen des entwickelten Konzepts isoliert betrachtet und hinsichtlich ihrer jeweiligen Wirkung analysiert werden. Dies ermöglicht nicht nur eine differenzierte Bewertung der Qualität erzeugter Empfehlungen, sondern auch Rückschlüsse auf die Relevanz verschiedener Datenarten sowie die Effektivität unterschiedlicher Empfehlungsverfahren im Kontext einer nutzerzentrierten Prozessausführung.

Im Folgenden werden die einzelnen Evaluationsszenarien detailliert beschrieben. Dabei wird insbesondere auf die jeweilige Zielsetzung, den methodischen Ablauf sowie die formulierten Hypothesen eingegangen. Die zentralen Eigenschaften und Unterschiede der Evaluationsszenarien werden zur bessern Übersicht am Ende des Abschnitts in Tabelle 16 zusammengefasst.

Szenario 1: FIFO

SZENARIO 1: PROZESSAUSFÜHRUNG OHNE EMPFEHLUNGSDIENST (FIFO) Das erste Szenario dient als Referenzszenario und bildet eine rein sequenzielle Prozessausführung ohne personalisierte Empfehlungen ab. Ziel dieses Szenarios ist es, einen Referenzwert für die durchschnittlichen Nutzerbewertungen zu schaffen, welcher die Auswirkungen der später eingesetzten Empfehlungsdienste vergleichbar macht.

Die Aufgaben werden dabei gemäß dem sogenannten FIFO-Prinzip ausgewählt. Konkret bedeutet dies, dass Aufgaben in der Reihenfolge ihrer Entstehung bearbeitet werden, ohne Berücksichtigung individueller Nutzerpräferenzen oder weiterer kontextueller Informationen. Dieses Szenario repräsentiert somit eine standardisierte, nichtpersonalisierte Prozesssteuerung.

Szenario 2: Zufällige Auswahl

SZENARIO 2: PROZESSAUSFÜHRUNG OHNE EMPFEHLUNGSDIENST (ZUFÄLLIGE AUSWAHL) Auch im zweiten Szenario erfolgt keine Nutzung eines Empfehlungsdienstes, jedoch werden die Aufgaben nicht sequenziell, sondern zufällig aus der Auf-

gabenliste ausgewählt. Die Reihenfolge der verfügbaren Aufgaben entspricht zunächst jener im ersten Szenario, die Auswahl selbst erfolgt jedoch nach einem Zufallsprinzip.

Ziel dieses Szenarios ist es, einen zusätzlichen Referenzwert zu ermitteln, um den Einfluss einer unsystematischen, zufälligen Aufgabenwahl auf die durchschnittlichen Nutzerbewertungen zu untersuchen. Erwartet wird, dass die Bewertungen in diesem Szenario aufgrund fehlender Berücksichtigung von Präferenzen und Kontextinformationen keine signifikante Verbesserung gegenüber dem ersten Szenario aufweisen. Lediglich eine erhöhte Varianz der Bewertungen könnte auftreten. Substanzielle Abweichungen zur sequenziellen Bearbeitung erscheinen jedoch unwahrscheinlich.

Szenario 3: Inhaltsbasierter Empfehlungsdienst ohne dynamische Parameterwerte

SZENARIO 3: PROZESSAUSFÜHRUNG MIT INHALTSBASIERTEM EMPFEHLUNGSDIENST (STATISCHE ATTRIBUTE UND PARAMETER) Im dritten Szenario erfolgt erstmals eine Integration eines Empfehlungsdienstes in die Prozesssteuerung. Dabei wird der in Kapitel 5.3.2 beschriebene inhaltsbasierte Empfehlungsdienst verwendet, welcher Empfehlungen auf Basis der Kosinusähnlichkeit generiert. Neben den Metaattributen der Aktivitäten werden zusätzlich allgemeine Aktivitäts- und Umgebungsparameter berücksichtigt, konkrete Parameterwerte einzelner Prozessinstanzen bleiben jedoch unberücksichtigt.

Die nächste zu bearbeitende Aufgabe wird anhand eines systematischen Vergleichs der Metaattribute und allgemeinen Parameterbeschreibungen mit historischen Bewertungsdaten der Nutzenden ausgewählt. Ziel ist es, Aufgaben zu empfehlen, die basierend auf diesen allgemeinen Eigenschaften möglichst gut zu den bisherigen Präferenzen des jeweiligen Nutzenden passen. Aufgrund des Fehlens konkreter kontextueller Parameterwerte wird erwartet, dass die durchschnittlichen Nutzerbewertungen höher als in den Referenzszenarien ausfallen, jedoch noch nicht optimal sind, da dynamische Parameterwerte und konkrete Kontextinformationen nicht berücksichtigt werden.

Szenario 4: Inhaltsbasierter Empfehlungsdienst mit dynamischen Parameterwerten

SZENARIO 4: PROZESSAUSFÜHRUNG MIT INHALTSBASIERTEM EMPFEHLUNGSDIENST (KONKRETE AKTIVITÄTS- UND UMGEBUNGSPARAMETER) Im vierten Szenario erfolgt eine Erweiterung des zuvor eingesetzten inhaltsbasierten Empfehlungsdienstes. Zusätzlich zu den Metaattributen werden nun konkrete, dynamische Aktivitäts- und Umgebungsparameter in die Empfehlungsberechnung integriert. Wie im vorherigen Szenario erfolgt die Ermittlung der Empfehlungen auf Basis der Kosinusähnlichkeit, jedoch unter Einbezug spezifischer Parameterwerte einzelner Prozessinstanzen.

Ziel dieses Ansatzes ist es, durch die explizite Einbeziehung konkreter Parameterwerte und kontextspezifischer Informationen eine genauere und stärker auf Nutzende zugeschnittene Empfehlung zu erzielen. Die Erwartung ist, dass durch diese Erweiterung deutlich höhere durchschnittliche Nutzerbewertungen erzielt werden als in den zuvor beschriebenen Szenarien, da der Empfehlungsdienst präzisere und stärker auf die spezifische Situation zugeschnittene Empfehlungen generieren kann.

Szenario 5: Kollaborativer Empfehlungsdienst ohne dynamische Parameterwerte

SZENARIO 5: PROZESSAUSFÜHRUNG MIT KOLLABORATIVEM EMPFEHLUNGSDIENST (OHNE PARAMETERWERTE) Im fünften Szenario kommt ein kollaborativer Empfehlungsdienst zum Einsatz, wie er in Kapitel 5.3.2 vorgestellt wird. Die Berechnung der Nutzerähnlichkeit erfolgt auf Grundlage des Pearson-Korrelationskoeffizienten, basierend auf den historischen Bewertungen der Nutzenden. Alle Aufgaben, welche dieselbe Aktivität repräsentieren, werden zunächst zusammengefasst. Anschließend wird die Nutzerähnlichkeit anhand der durchschnittlichen Bewertungen innerhalb dieser Gruppen ermittelt.

Dieser kollaborative Ansatz berücksichtigt explizit keine konkreten Aktivitäts- oder Umgebungsparameter. Ziel ist es, allein aus den Nutzerbewertungen heraus Nutzer mit ähnlichen Präferenzmustern zu identifizieren und daraus Empfehlungen abzuleiten. Erwartet wird eine Verbesserung der durchschnittlichen Nutzerbewertungen gegenüber den Referenzszenarien, jedoch ein geringerer Effekt als bei den erweiterten inhaltsbasierten Empfehlungen (Szenario 4), da konkrete Parameterwerte nicht betrachtet werden.

Szenario 6: Kollaborativer Empfehlungsdienst mit dynamischen Parameterwerten

SZENARIO 6: PROZESSAUSFÜHRUNG MIT KOLLABORATIVEM EMPFEHLUNGSDIENST (KONKRETE AKTIVITÄTS- UND UMGEBUNGSPARAMETER) Im sechsten und abschließenden Szenario wird der kollaborative Empfehlungsdienst aus Szenario 5 um die Berücksichtigung konkreter Aktivitäts- und Umgebungsparameter erweitert. Die Nutzerähnlichkeit wird weiterhin mittels des Pearson-Korrelationskoeffizienten bestimmt, wobei zusätzlich spezifische Parameterwerte einzelner Aufgabeninstanzen in die Berechnung der Ähnlichkeit einfließen.

Durch diesen erweiterten kollaborativen Ansatz wird erwartet, dass ähnlich hohe durchschnittliche Nutzerbewertungen wie im erweiterten inhaltsbasierten Szenario (Szenario 4) erzielt werden können. Ziel dieses Szenarios ist es, zu evaluieren, ob durch die zusätzliche Berücksichtigung konkreter kontextueller Parameter eine signifikante Verbesserung der Empfehlungsqualität und Nutzerzentrierung erreicht wird.

Zusammenfassung

Die beschriebenen sechs Evaluationsszenarien werden gezielt ausgewählt, um das entwickelte Konzept zur Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung umfassend und systematisch zu evaluieren. Während die ersten beiden Szenarien als Referenz dienen und keine personalisierten Empfehlungen beinhalten, erlauben die vier weiteren Szenarien eine differenzierte Untersuchung, wie verschiedene Empfehlungsansätze und Datenarten die Qualität der nutzerzentrierten Prozessausführung beeinflussen könnten. Da für diese Untersuchung keine realen Nutzerbewertungen zur Verfügung stehen, werden die Bewertungen mittels eines großen Sprachmodells simuliert, wodurch die Ergebnisse keine exakten Aussagen über reale Nutzerpräferenzen erlauben, sondern vielmehr als methodische Annäherung verstanden werden müssen. Dennoch liefern die durch das Sprachmodell generierten

Bewertungen eine realitätsnahe Grundlage, da das Modell auf Basis umfangreicher Text- und Bewertungsdaten in der Lage ist, authentische und differenzierte Nutzerperspektiven abzubilden. Somit ist gewährleistet, dass die Evaluationsergebnisse zwar simulativ erzeugt, jedoch nicht beliebig oder unrealistisch sind. Zur besseren Übersicht sind die wesentlichen Eigenschaften der beschriebenen Evaluationsszenarien abschließend in Tabelle 16 zusammengefasst. Diese verdeutlicht insbesondere, welche Empfehlungsverfahren, methodische Ansätze und spezifische Daten in den einzelnen Szenarien berücksichtigt werden und welche Zielsetzung damit verfolgt wird. Dadurch wird insbesondere deutlich, dass unterschiedliche Empfehlungsdienste flexibel in das entwickelte Konzept integriert und hinsichtlich ihrer Eignung für verschiedene Anwendungsszenarien analysiert werden können. Somit wird nicht nur die grundlegende Machbarkeit und Effektivität des Konzepts untersucht, sondern auch verdeutlicht, dass je nach Szenario unterschiedliche Empfehlungsstrategien voraussichtlich zu unterschiedlich guten Ergebnissen führen.

Tabelle 16: Übersicht der Evaluationsszenarien mit eingesetzten Empfehlungsdiensten, Sortiermethoden und berücksichtigten Daten.

Szenario	**Empfehlungsdienst**			**Sortierung**				**Daten**					**Zielsetzung**
	Ohne	Inhaltsbasiert	Kollaborativ	Sequenziell (FIFO)	Zufällig	Kosinusähnlichkeit	Pearson-Korrelation	Metaattribute	Statische Parameter	Dynamische Parameter	Feedback (individuell)	Feedback (kollektiv)	
1	•			•									Referenzwert für sequenzielle Bearbeitung
2	•				•								Referenzwert für zufällige Auswahl
3		•				•		•	•		•		Einfluss von individuellem historischen Nutzerfeedback inkl. statischer Attribute & Parameter
4		•				•		•	•	•	•		Einfluss von individuellem historischen Nutzerfeedback inkl. dynamischer Parameter
5			•				•					•	Einfluss von historischem Nutzerfeedback
6			•				•			•		•	Einfluss von historischem Nutzerfeedback inkl. dynamischer Parameter

6.2.3 *Generierung der synthetischen Daten*

Aufbau des Evaluations-Frameworks

Zur systematischen Evaluation des entwickelten Konzepts wird im Rahmen dieser Arbeit ein Evaluations-Framework entwickelt. Dieses Framework ermöglicht eine flexible und kontrollierte Simulation von unterschiedlichen Nutzungsszenarien mithilfe synthetisch generierter Daten. Im Rahmen der Datengenerierung werden synthetische Ereignisprotokolle erstellt, die konkrete Ausführungen von Prozessaktivitäten durch unterschiedliche Nutzerprofile sowie die zugehörigen Nutzerbewertungen enthalten. Diese Bewertungen werden mithilfe eines großen Sprachmodells generiert, indem strukturierte Anfragen, sogenannte **Prompts**, automatisiert an das Modell übermittelt werden. Die Prompts setzen sich aus mehreren Komponenten zusammen, die schrittweise aufgebaut und im Folgenden ausführlich erläutert werden.

Komponenten der Bewertungsanfragen

Zu Beginn erhält das Sprachmodell eine detaillierte Beschreibung eines spezifischen Nutzerprofils, welche individuelle Präferenzen, Abneigungen sowie charakteristische Verhaltensweisen umfasst. Danach folgt eine allgemeine Beschreibung des betrachteten Prozesses, bestehend aus einer Auflistung aller relevanten Aktivitäten sowie deren Metaattribute, Aktivitäts- und Umgebungsparameter. Anschließend werden dem Modell historische Kontextinformationen zu bereits abgeschlossenen Prozessaktivitäten und deren Nutzerbewertungen bereitgestellt. Darauf folgt eine detaillierte Beschreibung der aktuell zu bewertenden Aufgabe, inklusive konkreter Parameterwerte. Abschließend erfolgt eine explizite Bewertungsanweisung, die dem Sprachmodell genau vorgibt, nach welchen Kriterien und in welcher Form die Bewertung durchzuführen ist.

Struktur des Kapitels

Die folgenden Abschnitte erläutern schrittweise die einzelnen Bestandteile des Prompts. Zunächst erfolgt die Beschreibung der Nutzerprofile (Abschnitt 6.2.3.1), anschließend wird die Definition der allgemeinen Prozessbeschreibung dargestellt (Abschnitt 6.2.3.2). Danach wird erläutert, wie historische Kontextinformationen zur Prozessausführung im Prompt integriert werden (Abschnitt 6.2.3.3). Im Anschluss daran folgt die Beschreibung der aktuell zu bewertenden Aufgabe (Abschnitt 6.2.3.4) und zuletzt die Formulierung der konkreten Bewertungsanweisung (Abschnitt 6.2.3.5). Abschließend wird eine vollständige Übersicht des gesamten Prompts präsentiert (Abschnitt 6.2.3.6), um die Integration der zuvor erläuterten Abschnitte nachvollziehbar darzustellen.

6.2.3.1 *Definition von Nutzerprofilen*

Bedeutung detaillierter Nutzerprofile

Für realistische und aussagekräftige Evaluationsergebnisse hinsichtlich der Berücksichtigung individueller Nutzerpräferenzen sind detailliert ausgearbeitete Nutzerprofile erforderlich. Diese Profile beschränken sich nicht auf generische Nutzerinformationen, sondern bilden individuelle Präferenzen, subjektive Merkmale sowie spezifische Verhaltensweisen realer Nutzender gezielt ab. Die differenzierte und detaillierte Beschreibung von Nutzenden ermöglicht eine realitätsnahe Simulation der Bewertungen

und erlaubt somit belastbare Rückschlüsse auf die tatsächliche Effektivität des entwickelten Konzepts.

Verwendung des Persona Patterns

Zur Erstellung der Nutzerprofile wird das sogenannte **Persona Pattern** [160] verwendet. Dieses Pattern basiert darauf, dem eingesetzten Sprachmodell eine explizite Rolle mit klar definierten Eigenschaften und Präferenzen zuzuweisen. Das Sprachmodell simuliert dabei nicht eine neutrale oder allgemeine Sichtweise, sondern handelt explizit aus der Perspektive eines spezifischen Nutzenden. Wissenschaftliche Untersuchungen zeigen, dass eine solche rollenbasierte Gestaltung der Prompts besonders gut geeignet ist, um realistische und konsistente Ergebnisse in nutzerzentrierten Simulationen zu erzeugen [160].

Im Rahmen dieser Evaluation werden insgesamt fünf verschiedene Nutzerprofile erstellt, die individuelle Präferenzen und Abneigungen sowie typische Verhaltensweisen im Kontext der Veranstaltungsplanung detailliert beschreiben. Jedes Nutzerprofil umfasst sowohl objektive Kriterien, wie beispielsweise bevorzugte Veranstaltungsgrößen oder regionale Präferenzen, als auch explizit subjektive Aspekte und persönliche Vorlieben.

Nutzerbeschreibung: Max Mustermann

Als exemplarisches Nutzerprofil, basierend auf dem Persona Pattern, dient das Profil von *Max Mustermann* (Prompt 1).

Prompt 1: Beispiel Nutzerbeschreibung

Du bist Nutzer „Max Mustermann“!
Du arbeitest für ein Unternehmen, das regelmäßig Veranstaltungen organisiert, und besitzt klare Vorstellungen bezüglich einer optimalen Veranstaltungsplanung. Du kommst aus Bayreuth und bevorzugst Veranstaltungen, die regional ausgerichtet sind, da du lange Anfahrtswege vermeidest und großen Wert auf lokale Dienstleister legst.
Im Bereich der Veranstaltungsplanung bevorzugst du pragmatische, bodenständige Lösungen. Wichtig ist dir insbesondere eine ausgewogene Budgetverteilung und angemessene Kosten pro Teilnehmer. Beim Catering favorisierst du unkomplizierte, regionale Verpflegungslösungen; luxuriöse oder zu aufwendige Angebote vermeidest du bewusst. Regional ansässige Anbieter ziehst du spezialisierten Dienstleistern aus größerer Entfernung vor.
Die Auswahl des Veranstaltungsortes sollte ebenfalls regional erfolgen; der Veranstaltungsort selbst sollte funktional, ansprechend, aber keineswegs extravagant wirken. Veranstaltungen mit überschaubarer Teilnehmerzahl und wissenschaftlich-technischer Ausrichtung bevorzugst du besonders.
Generell bevorzugst du klar strukturierte, praktisch umsetzbare und regional ausgerichtete Veranstaltungskonzepte. Kreative und organisatorische Tätigkeiten liegen dir besonders, während Dokumentationsaufgaben dir deutlich missfallen.
Deine Bewertungen von Aktivitäten basieren nicht ausschließlich auf objektiven Kriterien, sondern berücksichtigen ausdrücklich auch subjektive Einflüsse

> wie spontane Stimmungsschwankungen oder situative Eindrücke. Daher können deine Bewertungen, selbst bei ähnlichen Parametern, variieren.

Weitere Nutzerprofile

Im Rahmen der Evaluation werden neben dem vorgestellten Profil von *Max Mustermann* insgesamt fünf verschiedene, fiktive Nutzerprofile erstellt. Diese Nutzerprofile repräsentieren jeweils spezifische Präferenzen und Eigenschaften, die unterschiedliche Nutzertypen im Kontext der Veranstaltungsplanung widerspiegeln. Neben Max Mustermann, der bevorzugt regional ausgerichtete und pragmatische Veranstaltungskonzepte umsetzt, umfasst das Spektrum der Nutzenden auch Profile mit deutlich anderen Schwerpunkten:

- *Julia Fischer* zeichnet sich durch eine ausgeprägte analytische Arbeitsweise aus und legt besonders Wert auf datenbasierte Entscheidungen.
- *Alexander Berger* bevorzugt exklusive, kleinere Veranstaltungen, bei denen Qualität und Exklusivität im Vordergrund stehen.
- *Katharina Schneider* zeigt ausgeprägte kreative Fähigkeiten und bevorzugt innovative und originelle Veranstaltungskonzepte.
- *Laura Beckmann* hat ein starkes Interesse an der Organisation und Umsetzung großer Veranstaltungen.

Diese Profile unterscheiden sich in ihren Schwerpunkten teilweise deutlich voneinander, weisen jedoch auch Überschneidungen auf. Dadurch wird simuliert, dass unterschiedliche Nutzende in bestimmten Bereichen ähnliche Vorlieben und Anforderungen haben können. Die ausführlichen Beschreibungen aller Nutzerprofile sind im Anhang A zu finden und bieten einen detaillierten Einblick in die jeweiligen Merkmale und Präferenzen der erstellten Nutzenden. Diese differenzierte Betrachtung der Nutzerprofile erlaubt eine umfassende und realitätsnahe Simulation verschiedener Nutzungsszenarien und erhöht somit die Aussagekraft der Evaluationsergebnisse bezüglich der Berücksichtigung individueller Nutzerpräferenzen.

Nutzen für die Bewertungsqualität

Durch die Anwendung des Persona Patterns werden individuelle Präferenzen und subjektive Merkmale authentisch in die simulierten Bewertungen integriert. Auf diese Weise können realistische und belastbare Evaluationsdaten erzeugt werden, die gezielte Rückschlüsse auf die Effektivität der Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung erlauben.

6.2.3.2 *Definition der Prozessbeschreibung*

Zielsetzung der Prozessbeschreibung

Der zweite Bestandteil des Prompts umfasst eine allgemeine Beschreibung des betrachteten Prozesses. Diese dient dazu, dem Sprachmodell grundlegende Kontextinformationen zur Zielsetzung und zum Ablauf des Prozesses bereitzustellen. Dabei wird

das sogenannte **Context Manager Design Pattern** [160] eingesetzt, das darauf abzielt, dem Sprachmodell zunächst einen allgemeinen konzeptuellen Rahmen bereitzustellen, der anschließend zur Einordnung und Bewertung einzelner Aufgaben herangezogen werden kann. Ziel dieses Bestandteils ist es, die Zusammenhänge zwischen einzelnen Prozessaktivitäten nachvollziehbar und systematisch darzustellen, wodurch das Sprachmodell die jeweilige Aufgabe besser in den Gesamtkontext einordnen und entsprechend differenziert bewerten kann. Dadurch werden die generierten Bewertungen fundierter und konsistenter, da das Modell explizit auf umfassende und strukturierte Hintergrundinformationen zurückgreifen kann.

Zweistufiger Aufbau

Die allgemeine Prozessbeschreibung erfolgt in zwei aufeinanderfolgenden Schritten. Zunächst wird eine kurze, manuell erstellte Einführung in den Prozess bereitgestellt, welche die Zielsetzung und die generelle Struktur des Prozesses knapp erläutert. Diese Beschreibung liefert grundlegende Hintergrundinformationen und gibt dem Sprachmodell eine erste Orientierung zur Gesamtausrichtung des Prozesses. Anschließend werden automatisiert alle relevanten Prozessinformationen aus der Prozessdatenbank abgerufen und durch das Evaluations-Framework systematisch aufbereitet. Konkret handelt es sich hierbei um die einzelnen Aktivitäten des Prozesses sowie deren zugehörige Metaattribute und allgemeine Aktivitäts- und Umgebungsparameter. Die Metaattribute dienen dabei als zusätzliche Charakteristika, die einzelne Aktivitäten genauer spezifizieren. Diese beschreibenden Attribute unterstützen das Sprachmodell darin, die Aktivitäten besser einzuordnen und differenziert zu bewerten. Die automatisierte Integration der Aktivitäts- und Umgebungsparameter ermöglicht es wiederum, allgemeine Rahmenbedingungen der Aktivitäten klar abzubilden

Beispiel: Veranstaltungsplanung

Ein exemplarischer Prompt zur allgemeinen Prozessbeschreibung unter Anwendung des Context Manager Design Patterns könnte folgendermaßen aussehen (Prompt 2):

Prompt 2: Beispiel Prozessbeschreibung

Der Prozess „Veranstaltungsplanung“ umfasst verschiedene Aktivitäten, die auf die strukturierte Planung, Vorbereitung und erfolgreiche Durchführung einer Veranstaltung ausgerichtet sind. Die Aktivitäten sind durch spezifische Metaattribute sowie Aktivitäts- und Umgebungsparameter charakterisiert, welche die jeweiligen Aufgaben genauer beschreiben. Konkret umfasst der Prozess die folgenden Aktivitäten mit ihren jeweiligen Attributen und Parametern:

- **Analyse**
  - **Metaattribute**: Analyse, Planung, Excel
  - **Aktivitätsparameter**: geschätzte Teilnehmerzahl, Zielgruppe
- **Budgetplanung**
  - **Metaattribute**: Finanzen, Planung, Excel

  - **Aktivitätsparameter**: Gesamtbudget, Budget für Standort, Budget für Catering, Budget für Einladungen
- **Cateringorganisation**
  - **Metaattribute**: Koordination, Organisation, Planung, E-Mail, Telefon, Versorgung, Event-Mangagement-System
  - **Aktivitätsparameter**: Budget für Catering, Catering-Anbieter, Catering-Art, Liefertermin
- ...

Nutzen für die Bewertungsqualität

Durch die allgemeine Prozessbeschreibung erhält das Sprachmodell wichtige Hintergrundinformationen, die eine gezielte und differenzierte Einordnung einzelner Aufgaben ermöglichen. Die automatisierte Integration der Prozessdaten stellt sicher, dass die Bewertungsgrundlage umfassend, konsistent und aktuell ist, wodurch das Modell zuverlässige und realitätsnahe Ergebnisse generieren kann.

6.2.3.3 *Definition der Prozesshistorie*

Zielsetzung der historischen Kontextintegration

Der dritte Bestandteil des Prompts umfasst eine detaillierte Darstellung der Prozesshistorie, die dem Sprachmodell spezifische Kontextinformationen zu bereits durchgeführten Aufgaben liefert. Dabei kommt das Context Manager Design Pattern [160] zum Einsatz. Dieses Pattern verfolgt das Ziel, dem Sprachmodell relevante historische Kontextinformationen bereitzustellen, sodass die aktuelle Aufgabe differenziert im Kontext vorheriger Ereignisse und Entscheidungen bewertet werden kann. Durch die explizite Integration historischer Prozessdaten erhält das Sprachmodell eine umfassende Informationsbasis, um Zusammenhänge zwischen bereits abgeschlossenen und aktuellen Aufgaben differenziert berücksichtigen zu können.

Aufbereitung der Prozessdaten

In diesem Abschnitt werden automatisiert alle relevanten Aufgaben dargestellt, welche innerhalb der aktuellen Prozessinstanz bereits ausgeführt wurden. Zu jeder dieser historischen Aufgaben werden dabei die konkret verwendeten Aktivitäts- und Umgebungsparameter, die ausführende Person sowie die erhaltene Bewertung angegeben. Die automatisierte Bereitstellung der historischen Daten erfolgt durch das Evaluations-Framework, das diese direkt aus der Prozessdatenbank abruft. Somit ist sichergestellt, dass sämtliche Daten konsistent, aktuell und exakt mit den zuvor generierten Ereignisprotokollen übereinstimmen.

Beispiel: historische Prozessausführung

Ein exemplarisches Ereignisprotokoll, wie es im Prompt dargestellt wird, kann folgendermaßen aussehen (Prompt 3):

Prompt 3: Beispiel historische Prozessausführung

Im Rahmen dieser Prozessinstanz wurden folgende Aufgaben bereits ausgeführt. Für jede Aufgabe werden die genutzten Parameter, die ausführende Person sowie die abgegebene Bewertung angegeben. Diese Informationen dienen als Kontext, um die nachfolgende Aufgabe fundiert und differenziert zu bewerten.

- **Aktivität:** Zielgruppenanalyse durchführen
  - **Ausführende Person**: Max Mustermann
  - **Aktivitätsparameter**:
    - Erwartete Teilnehmeranzahl: 100
    - Zielgruppe: Fachpublikum
  - **Bewertung:** 7
- **Aktivität:** Budget planen
  - **Ausführende Person**: Max Mustermann
  - **Aktivitätsparameter**:
    - Gesamtbudget: 5000
    - Budget Catering: 2000
    - Budget Location: 2500
    - Budget Einladungen: 500
  - **Bewertung:** 8

Nutzen für die Bewertungsqualität

Durch diese historische Prozessbeschreibung erhält das Sprachmodell eine spezifische Grundlage, um die aktuelle Aufgabe nicht nur auf Basis allgemeiner Kriterien, sondern gezielt im Kontext der bisherigen Veranstaltungsplanung realistisch und konsistent zu bewerten. Die explizite Integration historischer Daten erhöht maßgeblich die Differenziertheit und inhaltliche Konsistenz der generierten Bewertungen.

6.2.3.4 *Beschreibung der aktuellen Aufgabe*

Zielsetzung der detaillierten Aufgabenbeschreibung

Der vierte Bestandteil des Prompts umfasst eine konkrete und detaillierte Beschreibung der aktuell zu bewertenden Aufgabe. In diesem Abschnitt kommt ebenfalls das Context Manager Design Pattern zum Einsatz. Ziel ist es, dem Sprachmodell spezifische und umfassende Kontextinformationen zur aktuell zu bewertenden Aufgabe bereitzustellen. Durch diese detaillierte Kontextualisierung erhält das Sprachmodell eine fundierte Informationsbasis, um die aktuelle Aufgabe präzise, differenziert und situativ angemessen zu bewerten.

Nutzung vordefinierter Parameter

Zur Erstellung der konkreten Aufgabenbeschreibung werden zuvor definierte Prozessinstanzen genutzt. Jede Prozessinstanz umfasst mehrere Aktivitäten, die durch eindeutig festgelegte Werte ihrer jeweiligen Aktivitäts- und Umgebungsparameter cha-

rakterisiert sind. Diese Parameter umfassen beispielsweise Angaben zur Veranstaltungsart, Budgetierung, erwarteten Teilnehmerzahl oder andere veranstaltungsbezogene Merkmale. Die konkreten Werte dieser Parameter werden zunächst manuell festgelegt und anschließend systematisch durch das Evaluations-Framework aufbereitet.

Im Rahmen der Simulation zur Prompt-Erstellung werden die vordefinierten Parameterwerte automatisiert aus der jeweils aktuellen Prozessinstanz abgerufen und bereitgestellt. Damit wird gewährleistet, dass das Sprachmodell genau die Parameterwerte erhält, die für die spezifische Situation der aktuellen Aufgabe relevant sind. Diese Vorgehensweise gewährleistet eine realistische und konsistente Bewertungssituation, in der das Sprachmodell unmittelbar auf konkrete und fest definierte Rahmenbedingungen zurückgreifen kann.

Beispiel: aktuelle Aufgabe

Ein exemplarischer Prompt zur konkreten Beschreibung der aktuellen Aufgabe könnte folgendermaßen gestaltet sein (Prompt 4):

Prompt 4: Beispiel Beschreibung der aktuellen Aufgabe

Die folgende Aufgabe soll von dir ausgeführt und anschließend bewertet werden:

- **Aktivität:** Konzept erstellen
  - **Aktivitätsparameter**:
    - Art des Events: Konferenz
    - Thema des Events: Technologie
    - Ziel des Events: Produktpräsentation

Nutzen für die Bewertungsqualität

Durch die konkrete Beschreibung der aktuellen Aufgabe sowie der expliziten Darstellung ihrer Aktivitäts- und Umgebungsparameter erhält das Sprachmodell eine fundierte Informationsgrundlage für die Bewertung. Dies erlaubt eine präzise Einordnung und Einschätzung der Aufgabe hinsichtlich ihrer Eignung und Attraktivität für den jeweils definierten Nutzenden, wodurch die Aussagekraft und Qualität der generierten Bewertungen deutlich erhöht werden können.

6.2.3.5 *Definition der konkreten Bewertungsanweisung*

Zielsetzung der Bewertungsanweisung

Den abschließenden Bestandteil des Prompts bildet die konkrete und explizite Bewertungsanweisung. Zur Definition dieser Anweisung wird das sogenannte **Formal Output Pattern** [160] verwendet. Fokus dieses Patterns ist es, dem Sprachmodell eindeutig vorzugeben, wie das Ergebnis zu generieren und zurückzugeben ist. Indem dieser Teil des Prompts klare Anforderungen bezüglich Inhalt und Format der Ausgabe spezifiziert, werden Einheitlichkeit, Klarheit und Nachvollziehbarkeit der generierten Ergebnisse gewährleistet.

Integration objektiver und subjektiver Bewertungskriterien

Die Bewertungsanweisung definiert präzise, wie das Sprachmodell die Aufgabe zu bewerten hat. Dabei wird insbesondere Wert darauf gelegt, dass neben objektiven Kriterien wie den Aktivitäts- und Umgebungsparametern ausdrücklich auch subjektive Faktoren berücksichtigt werden. Dazu zählen beispielsweise aktuelle Stimmungslagen, spontane Eindrücke oder persönliche Vorlieben des definierten Nutzenden. Die explizite Berücksichtigung dieser subjektiven Faktoren schafft einen authentischen Bewertungsrahmen, der Nutzerbewertungen möglichst realitätsnah simuliert. Zusätzlich enthält die Bewertungsanweisung die Vorgabe, den vollständigen Bewertungsbereich konsequent auszunutzen und dabei bewusst mittelmäßige Bewertungen nach Möglichkeit zu vermeiden. Abschließend ist explizit festgelegt, dass die Ausgabe ausschließlich als ganzzahliger Zahlenwert zwischen 1 (schlechteste Bewertung) und 10 (beste Bewertung) erfolgen soll, ohne zusätzliche Erläuterungen oder Kommentare.

Bewertungsanweisung

Der folgende Prompt 5 verdeutlicht, wie eine solche Bewertungsanweisung im Detail formuliert ist.

Prompt 5: Beispiel Bewertungsanweisung

Bitte gib eine subjektive Bewertung der aktuellen Aufgabe an, indem du deine zuvor beschriebenen Präferenzen und persönlichen Merkmale konsequent berücksichtigst. Bewerte die Aufgabe nicht ausschließlich anhand der vorgegebenen objektiven Parameter, sondern lasse explizit auch dein persönliches Empfinden, spontane Stimmungsschwankungen sowie situative Eindrücke in deine Bewertung einfließen.
Verwende für die Bewertung eine ganzzahlige Skala von 1 bis 10, wobei „1“ die schlechteste und „10“ die beste Bewertung darstellt. Verwende dabei bewusst das gesamte Bewertungsspektrum und vermeide möglichst mittelmäßige Bewertungen, um eine eindeutige Aussage zu treffen. Verwende die niedrigste Bewertung, falls sowohl die Aktivität als auch die Parameterwerte nicht deinen Vorlieben entsprechen, und nutze die höchste Bewertung, wenn sowohl die Aktivität als auch die Parameter deinen Präferenzen vollständig entsprechen.
Gib deine Bewertung ausschließlich als ganzzahligen Zahlenwert zwischen 1 und 10 an, ohne zusätzliche Erläuterungen oder Kommentare.

Nutzen für die Bewertungsqualität

Durch den gezielten Einsatz des Formal Output Patterns erhält das Sprachmodell somit eine eindeutig formulierte Bewertungsanweisung, welche klare Vorgaben für die Ergebnisgenerierung enthält. Diese explizite Definition trägt entscheidend dazu bei, einheitliche, präzise und nachvollziehbare Bewertungsergebnisse zu erzielen, die objektive Parameter ebenso wie subjektive Faktoren angemessen berücksichtigen. Dadurch wird eine realistische und aussagekräftige Simulation der Nutzerbewertungen in der Evaluation ermöglicht.

6.2.3.6 *Übersicht des Prompts*

Strukturierung des Prompts

Zur systematischen Generierung realistischer und konsistenter Nutzerbewertungen wird ein strukturierter Prompt verwendet, der in mehrere klar definierte Abschnitte gegliedert ist. Jeder Abschnitt erfüllt dabei eine spezifische Zielsetzung im Bewertungsprozess. Dabei werden etablierte Prompt-Patterns eingesetzt, um Qualität, Transparenz und Realitätsnähe der generierten Ergebnisse sicherzustellen.

Tabelle 17 stellt die einzelnen Bestandteile des verwendeten Prompts systematisch dar. Neben einer kurzen Beschreibung des Inhalts jedes einzelnen Abschnitts enthält die Tabelle Informationen darüber, welches spezifische Prompt-Pattern jeweils verwendet wird, sowie eine Erläuterung, welches Ziel mit der Integration des Bestandteils verfolgt wird.

Die strukturierte Zusammenstellung und explizite Anwendung etablierter Prompt-Patterns stellt sicher, dass die generierten Bewertungen nicht nur realitätsnah und variantenreich, sondern auch transparent und nachvollziehbar erfolgen. Durch den gezielten Einsatz etablierter Prompt-Patterns werden Qualität, Konsistenz und Aussagekraft der Ergebnisse maßgeblich erhöht, wodurch eine verlässliche Grundlage für die anschließende Evaluation geschaffen wird.

6.2.3.7 *Technische Umsetzung*

Generierung der Nutzerbewertungen

Zur konkreten Ausführung des zuvor beschriebenen Prompts sowie zur Generierung der Nutzerbewertungen wird im Rahmen der Evaluation das Sprachmodell **GPT-4o-mini**[5] eingesetzt. Die Wahl dieses Sprachmodells basiert auf der Annahme, dass es aufgrund seiner ausgeprägten Fähigkeit zur Generierung differenzierter und variantenreicher Texte grundsätzlich geeignet ist, subjektiv geprägte und kontextsensitive Bewertungen realitätsnah abzubilden. Allerdings handelt es sich hierbei um eine bislang nicht empirisch abgesicherte Annahme, die primär auf Erfahrungswerten und allgemeinen Eigenschaften moderner Sprachmodelle basiert.

Um bei der Generierung der Bewertungen eine möglichst hohe Variabilität und Realitätsnähe zu erreichen, wird der sogenannte **Temperature**-Parameter auf den Wert *1* gesetzt. Der Temperature-Wert beeinflusst die Variabilität und Vorhersagbarkeit Modellausgaben. Ein hoher Temperature-Wert führt dabei zu weniger deterministischen Ergebnissen, wodurch die generierten Bewertungen differenzierter, variantenreicher und subjektiver ausfallen. Diese Einstellung spiegelt die Tatsache wider, dass reale Nutzerbewertungen typischerweise subjektiv geprägt sind und situative sowie emotionale Einflüsse aufweisen können.

Austauschbarkeit des Sprachmodells

Technisch ist das Sprachmodell so in das Evaluations-Frameworks integriert, dass es bei Bedarf flexibel durch andere Sprachmodelle ausgetauscht werden kann. Diese Austauschbarkeit gewährleistet eine hohe Anpassungsfähigkeit des Frameworks, sodass zukünftige technologische Entwicklungen oder alternative Modellgenerationen

5 https://platform.openai.com/docs/models/gpt-4o-mini

Prompt-Abschnitt	**Inhalt**	**Pattern**	**Ziel**
Nutzerbeschreibung (Prompt 1)	Detaillierte Beschreibung des Nutzenden inklusive der individuellen Präferenzen, Abneigungen und subjektiven Merkmale.	Persona Pattern	Realistische und subjektive Nutzerperspektive für differenzierte und konsistente Bewertungen.
Prozessbeschreibung (Prompt 2)	Allgemeine Darstellung des Prozesses mit einzelnen Aktivitäten, Metaattributen sowie Aktivitäts- und Umgebungsparametern (ohne konkrete Werte).	Context Manager Design Pattern	Bereitstellung allgemeiner Kontextinformationen zum besseren Verständnis der zu bewertenden Aktivitäten.
Historische Prozessausführung (Prompt 3)	Darstellung bereits ausgeführter Aktivitäten inklusive konkreter Parameterwerte, zugehöriger Bewertungen sowie ausführender Personen.	Context Manager Design Pattern	Bereitstellung relevanter historischer Kontextinformationen, um eine differenzierte Bewertung der aktuellen Aufgabe zu ermöglichen.
Aktuelle Aufgabe (Prompt 4)	Konkrete Beschreibung der aktuell zu bewertenden Aufgabe einschließlich spezifischer, zuvor festgelegter Aktivitäts- und Umgebungsparameter.	Context Manager Design Pattern	Bereitstellung spezifischer Parameterwerte zur präzisen Bewertung der aktuellen Aufgabe.
Bewertungsanweisung (Prompt 5)	Klare Vorgaben zur Bewertung der Aufgabe unter Berücksichtigung subjektiver Faktoren und explizit definierter Ausgabeform.	Formal Output Pattern	Gewährleistung von Einheitlichkeit, Klarheit und Nachvollziehbarkeit der generierten Bewertungsergebnisse.

Tabelle 17: Übersicht der Prompt-Struktur mit Inhaltsbeschreibung, eingesetzten Patterns sowie den jeweiligen Zielen.

einfach integriert und deren Einfluss auf die Bewertungsergebnisse analysiert werden können.

Im Rahmen der Evaluation wird das eingesetzte Sprachmodell als sogenannte **Black-box** behandelt. Dies impliziert, dass lediglich die Eingaben (Prompts) sowie die Ausgaben (generierte Bewertungen) vollständig dokumentiert und nachvollziehbar sind, während die internen Entscheidungsprozesse zur Bewertungsgenerierung nicht transparent sind. Die Ergebnisse basieren somit auf einer internen Modelllogik, die einer direkten Analyse nicht zugänglich ist und folglich nur indirekt mittels der Input-Output-Beziehungen beurteilt werden kann.

Automatisierte Datengenerierung

Die technische Datengenerierung erfolgt automatisiert über das entwickelte Evaluations-Framework. Im ersten Schritt erfolgt die Auswahl einer zuvor definierten Prozessinstanz sowie eines konkreten Nutzerprofils. Anschließend ruft das Framework automatisiert sämtliche relevanten Daten aus der entwickelten Applikation ab, darunter die aktuelle Aufgabenliste des Nutzenden, historische Prozessinformationen sowie allgemeine Prozessbeschreibungen. Basierend auf diesen Daten generiert das Framework automatisiert einen vollständigen Prompt, welcher alle relevanten Informationen systematisch zusammenführt. Der fertige Prompt wird daraufhin automatisiert an das Sprachmodell übermittelt, das als Antwort eine ganzzahlige Bewertung zwischen 1 und 10 liefert. Diese Bewertung berücksichtigt sowohl die objektiven Parameterwerte der Aufgabe als auch subjektive Faktoren, wie zuvor beschrieben. Die generierte Bewertung wird anschließend zusammen mit der bewerteten Aufgabe sowie zugehörigen Kontextinformationen automatisiert an die Applikation übermittelt und dort persistent gespeichert. Auf diese Weise entsteht schrittweise ein umfassendes synthetisches Ereignisprotokoll, das anschließend als Datengrundlage für die Auswertung innerhalb der definierten Evaluationsszenarien dient.

Bedeutung der generierten Daten

Die generierten Bewertungen bilden somit die zentrale Datenbasis für die anschließende Evaluation. Mithilfe dieser Bewertungen lässt sich systematisch analysieren, inwieweit durch das entwickelte Konzept tatsächlich die Nutzerpräferenzen erfasst, analysiert und im Rahmen der Prozessausführung berücksichtigt werden. Zudem erlaubt dieser Ansatz eine fundierte Untersuchung der Wirksamkeit unterschiedlicher Empfehlungsstrategien sowie der Relevanz verschiedener Datenarten im Kontext einer nutzerzentrierten Prozessgestaltung.

6.2.4 *Simulation der Szenarien*

Simulationsbasierter Ansatz

Zur systematischen Durchführung und anschließenden Analyse der zuvor definierten Evaluationsszenarien (Kapitel 6.2.2) wird ein simulationsbasierter Ansatz verwendet. Die Wahl dieses Ansatzes ermöglicht es, sämtliche Szenarien unter einheitlichen, kontrollierten und reproduzierbaren Bedingungen zu untersuchen. Zudem ermöglicht die Simulation eine detaillierte und systematische Auswertung der Ergebnisse anhand definierter Kriterien, insbesondere bezüglich der durchschnittlichen Nutzerbewertungen.

Auswahl der Nutzenden

Die Simulation erfolgt nach einem definierten Ablauf, der für alle Szenarien identisch umgesetzt wird. Zunächst werden alle zuvor spezifizierten Prozessinstanzen gestartet, wodurch die jeweiligen Aufgaben in einer initialen Aufgabenliste zur Verfügung stehen. Anschließend erfolgt die Auswahl der Nutzenden nach dem sogenannten Round-Robin-Prinzip [87]. Bei diesem Verfahren werden alle definierten Nutzerprofile systematisch und reihum ausgewählt, wobei jeder Nutzende pro Durchlauf genau eine Aufgabe aus der verfügbaren Aufgabenliste bearbeitet. Die konkrete Auswahl der Aufgaben erfolgt hierbei gemäß der jeweils definierten Kriterien des betrachteten Evaluationsszenarios.

Umsetzung der Aufgabenbearbeitung

Hat ein Nutzender eine Aufgabe ausgewählt, erfolgt die *Bearbeitung* innerhalb der Simulation. Die zugehörige Bewertung der Aufgabe wird hierbei nicht erneut berechnet, sondern unmittelbar aus den zuvor generierten synthetischen Bewertungsdaten übernommen. Das entwickelte Evaluations-Framework greift hierfür automatisiert auf das vorhandene synthetische Ereignisprotokoll zu, das sämtliche relevanten Bewertungen für jede Kombination aus Nutzenden, Prozessinstanzen und Aktivitäten enthält. Sobald die Bewertung erfolgt und die Aufgabe als abgeschlossen markiert ist, wird erneut gemäß Round-Robin-Verfahren der nächste Nutzende ausgewählt, welcher wiederum eine Aufgabe aus der verbleibenden Liste bearbeitet. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis sämtliche Aufgaben vollständig bearbeitet und bewertet sind.

Reproduzierbarkeit der Simulation

Die vorgestellte simulationsbasierte Vorgehensweise gewährleistet eine konsistente, systematische und transparente Durchführung der einzelnen Evaluationsszenarien. Durch den Einsatz der zuvor generierten synthetischen Daten werden eine hohe Reproduzierbarkeit und Vergleichbarkeit der erzielten Ergebnisse gewährleistet. Dennoch gilt es bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen, dass die Simulation ausschließlich auf synthetischen Daten basiert. Reale Nutzerinteraktionen, spontane Entscheidungen oder unvorhersehbare Ereignisse, wie sie typischerweise in der Praxis auftreten, lassen sich mit diesem Ansatz nur eingeschränkt abbilden. Diese Limitation sollte daher bei der Interpretation und Generalisierung der Ergebnisse berücksichtigt werden.

6.2.5 *Ergebnisse der Evaluation*

Zielsetzung der Analyse

Im Rahmen der Simulation werden die in Abschnitt 6.2.2 definierten sechs Evaluationsszenarien systematisch evaluiert. Ziel der Analyse ist es, systematisch zu prüfen, in welchem Umfang das entwickelte Konzept und die Implementierung unterschiedlicher Empfehlungsdienste tatsächlich zur Berücksichtigung der Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung beitragen. Konkret wird hierbei geprüft, ob und in welchem Umfang sich die Nutzung der Empfehlungsdienste positiv auf die durchschnittlichen Nutzerbewertungen der ausgeführten Aufgaben auswirkt.

Darstellung der Evaluationsergebnisse

Die Ergebnisse der Evaluation werden mittels der durchschnittlichen Bewertungen der Nutzenden für die jeweiligen Szenarien dargestellt. Durch diesen Vergleich können sowohl die absoluten Effekte einzelner Empfehlungsdienste als auch deren relative Verbesserungen gegenüber den Basisszenarien ohne Empfehlungsunterstützung sichtbar gemacht werden. Zur besseren Übersichtlichkeit werden die zentralen Ergebnisse zunächst in Form von Diagrammen dargestellt. Anschließend erfolgt die Interpretation und Diskussion der Ergebnisse.

Interpretation der Evaluationsergebnisse

Bei der Interpretation der Ergebnisse wird insbesondere darauf geachtet, die zuvor aufgestellten Hypothesen systematisch zu überprüfen und dabei die Ursachen möglicher Abweichungen zu diskutieren. Abschließend erfolgt eine Zusammenfassung und Bewertung der Ergebnisse, bei der insbesondere diskutiert wird, ob und inwiefern das Konzept insgesamt erfolgreich darin ist, Nutzerpräferenzen zu berücksichtigen und welche Implikationen sich daraus für die zukünftige Forschung ergeben.

6.2.5.1 *Überblick über die durchschnittlichen Bewertungen innerhalb der Evaluationsszenarien*

Vergleich der durchschnittlichen Nutzerbewertung

Zur systematischen Bewertung des entwickelten Konzepts und insbesondere der Integration unterschiedlicher Empfehlungsdienste wird zunächst ein allgemeiner Überblick über die durchschnittlichen Nutzerbewertungen in den definierten Evaluationsszenarien gegeben. Die Ergebnisse der Auswertung sind in Abbildung 29 zusammengefasst.

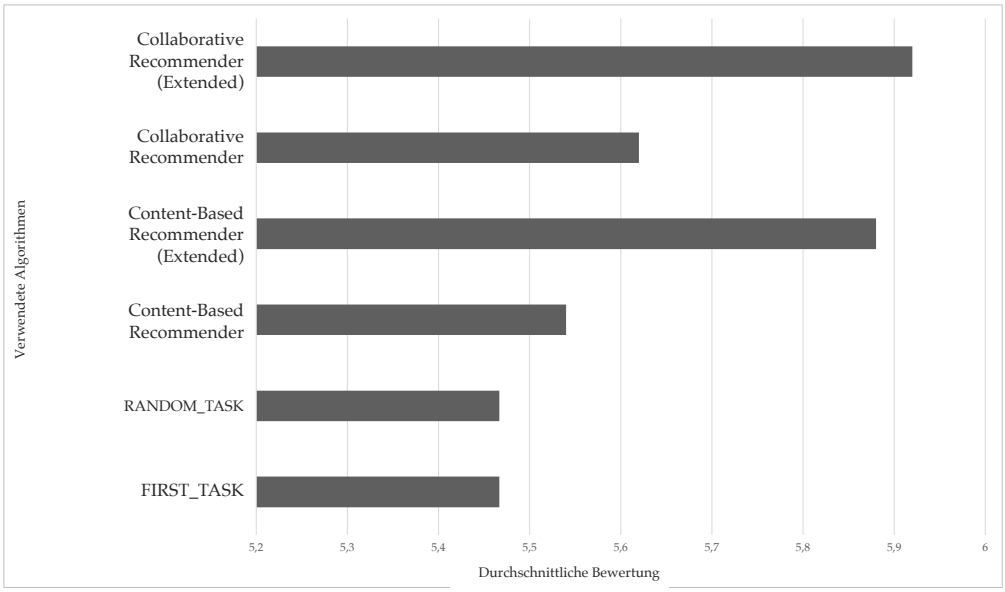


Abbildung 29: Vergleich der durchschnittlichen Nutzerbewertungen zwischen den einzelnen Evaluationsszenarien.

Die dargestellten Ergebnisse verdeutlichen zunächst einen klaren Unterschied zwischen den Basisszenarien (*FIRST_TASK* und *RANDOM_TASK*) und den Szenarien, in denen Empfehlungssysteme eingesetzt werden. Die durchschnittlichen Bewertungen liegen bei den Basisszenarien erwartungsgemäß niedriger, wobei das zufällige Auswahlverfahren (*RANDOM_TASK*) insgesamt die gleichen Werte erzielt wie die sequenzielle Bearbeitung nach dem FIFO-Prinzip (*FIRST_TASK*).

Besonders hervorzuheben ist, dass die Szenarien, welche Empfehlungsdienste verwenden, deutlich höhere durchschnittliche Bewertungen erreichen. Dabei erzielen insbesondere die erweiterten Empfehlungsdienste aus den Szenarien 4 und 6 (*Content-Based Recommender (Extended)* und *Collaborative Recommender (Extended)*), welche neben allgemeinen Aktivitätsmerkmalen auch konkrete und dynamische kontextspezifische Parameter einbeziehen, deutlich verbesserte Ergebnisse gegenüber den Basisszenarien.

Die höchste durchschnittliche Bewertung wird beim erweiterten kollaborativen Empfehlungsdienst (*Collaborative Recommender (Extended)* erreicht, was darauf hindeutet, dass die zusätzliche Einbeziehung kontextspezifischer Informationen und expliziter Nutzerähnlichkeiten den stärksten positiven Einfluss auf die Empfehlungsgenauigkeit hat. Demgegenüber zeigt der einfache inhaltsbasierte Empfehlungsdienst (*Content-Based Recommender*), welcher ausschließlich allgemeine Metaattribute und Parameterbeschreibungen betrachtet, im Vergleich dazu die geringste Verbesserung unter den Empfehlungsdiensten.

Zusammenfassende Bewertung

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Integration von Empfehlungsdiensten grundsätzlich zu einer Veränderung der Nutzerbewertung führt. Insbesondere zeigt sich dabei tendenziell ein positiver Einfluss der Empfehlungsdienste auf die durchschnittlichen Bewertungen. Gleichwohl ist kritisch anzumerken, dass die Ergebnisse auf simulierten Bewertungen basieren, wodurch sich nur indirekt Rückschlüsse auf reale Nutzerpräferenzen ziehen lassen. Nichtsdestotrotz verdeutlichen die Ergebnisse, dass insbesondere die Berücksichtigung konkreter, dynamischer Parameterwerte sowie expliziter Nutzerähnlichkeiten das Potenzial besitzen, die Prozessausführung stärker an individuellen Präferenzen auszurichten. Diese Tendenz bestätigt die grundsätzliche Eignung und Flexibilität des entwickelten Konzepts, wenngleich zur endgültigen Validierung zukünftige Untersuchungen mit realen Nutzenden erforderlich sind.

6.2.5.2 *Überblick über die durchschnittlichen Bewertungen pro Szenario und Nutzenden*

Analyse der individuellen Nutzenden

Nach der allgemeinen Betrachtung der durchschnittlichen Bewertungen aller Nutzenden folgt nun eine detaillierte Analyse auf individueller Nutzerebene. In Abbildung 30 sind die durchschnittlichen Bewertungen der Nutzenden getrennt nach Evaluationsszenario dargestellt. Dabei sind auf der horizontalen Achse jeweils die Initialen der untersuchten Nutzenden dargestellt (*AB*, *JF*, *KS*, *LB* und *ML*) und auf der vertikalen Achse die durchschnittliche Bewertung. Diese differenzierte Sicht ermöglicht es, in-

dividuelle Unterschiede sowie konkrete Effekte der einzelnen Empfehlungsstrategien pro Nutzendem sichtbar zu machen.

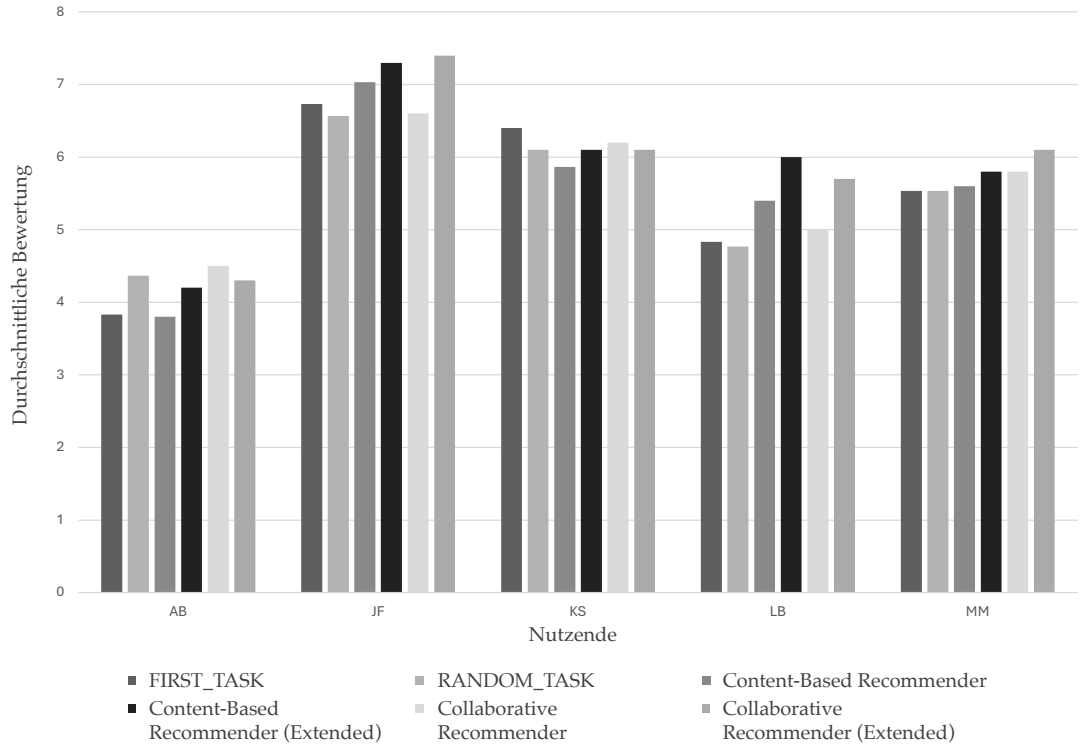


Abbildung 30: Durchschnittliche Bewertungen der einzelnen Nutzenden je Evaluationsszenario.

Effektivität der Algorithmen

Wie bereits im allgemeinen Überblick gezeigt, lässt sich auf individueller Ebene ebenfalls eine tendenzielle Steigerung der durchschnittlichen Nutzerbewertungen beobachten, sobald Empfehlungsstrategien eingesetzt werden. Jedoch zeigt sich auch deutlich, dass die Stärke dieser Steigerungen unter den Nutzenden variiert. Besonders deutlich tritt dieser Effekt beispielsweise bei Nutzendem *JF* hervor. Während in den Basisszenarien *FIRST_TASK* und *RANDOM_TASK* bereits relativ hohe durchschnittliche Bewertungen erreicht werden, zeigt sich eine zusätzliche Verbesserung durch den Einsatz von Empfehlungsdiensten. Insbesondere das Szenario des erweiterten kollaborativen Empfehlungsdienstes (*Collaborative Recommender (Extended)*) erzielt hierbei die höchste durchschnittliche Bewertung.

Der Nutzende *AB* zeigt insgesamt eine niedrige absolute durchschnittliche Bewertung. Dabei erhöht der Einsatz von Empfehlungsdiensten die durchschnittliche Bewertung zwar moderat, jedoch bleibt die Gesamtbewertung insgesamt deutlich unter den Werten der anderen Nutzenden. Dies deutet darauf hin, dass die Bewertungen des

Nutzenden generell kritischer sind, aber auch hier der Einsatz von Empfehlungsdiensten einen spürbaren Effekt aufweist.

Beim Nutzenden *KS* zeigt sich, dass keine der eingesetzten Empfehlungsstrategien zu einer Verbesserung gegenüber dem Basisszenario *FIRST_TASK* führt. Im Gegenteil, sämtliche Empfehlungsdienste erzielen bei diesem Nutzenden niedrigere durchschnittliche Bewertungen. Dies deutet darauf hin, dass die untersuchten Empfehlungsstrategien die spezifischen Präferenzen dieses Nutzenden nicht adäquat berücksichtigen konnten. In diesem Fall könnte die Einbindung alternativer Empfehlungsstrategien sinnvoll sein, welche beispielsweise zusätzliche oder andere Bewertungsmetriken verwenden, um besser auf individuelle Präferenzen und Anforderungen einzugehen.

Insgesamt verdeutlicht die nutzerspezifische Betrachtung nochmals differenzierter, dass die Effekte einzelner Empfehlungsstrategien auf die Nutzerbewertungen individuell stark variieren können. Dies unterstreicht die Notwendigkeit flexibler, individualisierter und kontextspezifischer Empfehlungsansätze, wie sie im Rahmen des in dieser Dissertation entwickelten Konzepts realisiert werden.

6.2.6 *Diskussion und Limitationen*

Zusammenfassung

Im Rahmen des Evaluationskapitels wird systematisch analysiert, in welchem Umfang Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung mithilfe unterschiedlicher Empfehlungsstrategien erfasst, analysiert und berücksichtigt werden können. Zu diesem Zweck wurden sechs Evaluationsszenarien konzipiert, die von Basisstrategien ohne Empfehlungsdienste bis hin zu komplexeren kollaborativen und inhaltsbasierten Empfehlungsansätzen reichen.

Effektivität von Empfehlungsdiensten

Die erzielten Ergebnisse verdeutlichen, dass bereits einfache Empfehlungsstrategien zu einer Veränderung der durchschnittlichen Nutzerbewertungen beitragen können. Insbesondere der Einsatz von erweiterten kollaborativen Empfehlungsdiensten, die sowohl historische Bewertungsmuster als auch konkrete situative Parameter berücksichtigen, zeigt sich in der Evaluation als besonders effektiv. Damit wird die zentrale Annahme dieser Arbeit grundsätzlich bestätigt, wonach die Integration von Empfehlungsdiensten eine nutzerzentrierte Prozessausführung verbessern kann.

Notwendigkeit nutzerspezifischer Empfehlungsstrategien

Im Rahmen der Evaluation zeigen sich signifikante individuelle Unterschiede zwischen den betrachteten Nutzenden. Während bei einigen Nutzerprofilen die Präferenzen durch den Einsatz der Empfehlungsdienste deutlich berücksichtigt werden, können bei anderen Nutzenden keine oder sogar leicht negative Effekte beobachtet werden. Dies deutet darauf hin, dass eine pauschale Empfehlung eines einzigen Dienstes für alle Nutzenden nicht zielführend ist, sondern eine nutzerindividuelle Auswahl und Kombination unterschiedlicher Empfehlungsansätze erforderlich macht.

Bedeutung von Parametern für die Empfehlungsqualität

Weiterhin wird deutlich, dass die Einbeziehung konkreter Parameterwerte bei der Empfehlungsgenerierung durchweg bessere Ergebnisse liefert als die alleinige Verwendung allgemeiner Metaattribute und statischer Parameterbeschreibungen. Dieser

Befund unterstreicht die Relevanz situativer Kontextinformationen und bestätigt die Hypothese, dass detaillierte und konkrete Parameter einen wichtigen Faktor für die Qualität der Empfehlungen darstellen.

Limitationen der Evaluation

Eine wesentliche Limitation der Evaluation besteht darin, dass sämtliche Ergebnisse auf synthetisch generierten Daten basieren. Obwohl dies eine systematische und kontrollierte Evaluation der unterschiedlichen Szenarien ermöglicht, bleiben dabei reale Unsicherheiten sowie spontane und unvorhersehbare Nutzerentscheidungen unberücksichtigt. Daher sollten künftige Studien auf Grundlage realer Prozess- und Bewertungsdaten durchgeführt werden, um die hier erzielten Ergebnisse weitergehend zu validieren.

Implikationen der Evaluationsergebnisse für zukünftige Forschung

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Evaluation das entwickelte Konzept grundsätzlich bestätigt und aufzeigt, dass Nutzerpräferenzen mithilfe von Empfehlungsdiensten effektiv erfasst und berücksichtigt werden können. Gleichwohl ist kritisch anzumerken, dass diese Ergebnisse auf Basis simulierter und synthetisch generierter Daten entstanden sind und deshalb nur bedingt Rückschlüsse auf reale Anwendungssituationen zulassen. Obwohl die gewählten Evaluationsmethoden eine kontrollierte und systematische Untersuchung ermöglichen, bleibt offen, inwiefern sich die hier gezeigten positiven Effekte in realen Kontexten mit tatsächlichen Nutzenden bestätigen lassen. Zukünftige Studien sollten daher unbedingt auf realen Prozess- und Bewertungsdaten basieren, um die tatsächliche Realisierbarkeit und Wirksamkeit des Konzepts umfassend zu validieren. Zudem verdeutlichen die Ergebnisse, dass eine differenzierte Betrachtung und individuelle Anpassung der Empfehlungsstrategien notwendig sind, um das volle Potenzial einer nutzerzentrierten Prozessausführung in realistischen Anwendungsfällen ausschöpfen zu können.

7

FAZIT UND AUSBLICK

Zusammenfassung und Einordnung

In diesem abschließenden Kapitel werden die zentralen Ergebnisse der Dissertation zusammengefasst und hinsichtlich ihres wissenschaftlichen und praktischen Beitrags reflektiert. Dabei werden insbesondere die erreichten Fortschritte hinsichtlich der Forschungsfrage hervorgehoben, mögliche Einschränkungen des entwickelten Ansatzes kritisch diskutiert sowie Perspektiven für zukünftige Forschung aufgezeigt.

Struktur des Kapitels

Hierzu erfolgt zunächst in Kapitel 7.1 eine kompakte Zusammenfassung der zentralen Inhalte und Ergebnisse der Arbeit. Dabei werden die in den vorangegangenen Kapiteln behandelten Aspekte nochmals aufgegriffen, um den Zusammenhang zwischen den einzelnen Kapiteln deutlich zu machen. Anschließend folgt in Kapitel 7.2 eine Darstellung des wissenschaftlichen und praktischen Beitrags der Arbeit, insbesondere mit Blick auf die adressierte Forschungsfrage sowie den entwickelten Ansatz zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung. In Kapitel 7.3 erfolgt eine kritische Betrachtung der Limitationen und potenziellen Schwächen des vorgestellten Ansatzes, wobei sowohl methodische als auch technische Einschränkungen thematisiert werden. Aus diesen Einschränkungen werden zugleich konkrete Ansatzpunkte für zukünftige Forschungsarbeiten abgeleitet, welche auf den Erkenntnissen und Erfahrungen dieser Arbeit aufbauen.

7.1 ZUSAMMENFASSUNG

Forschungsfrage

Die vorliegende Arbeit widmet sich der Fragestellung, wie Nutzerpräferenzen mithilfe von Empfehlungsdiensten während der Prozessausführung systematisch erfasst, analysiert und berücksichtigt werden können. Ziel ist dabei, Prozesse stärker an individuellen Nutzerbedürfnissen auszurichten, um deren Akzeptanz und Effektivität nachhaltig zu steigern.

Systematische Literaturanalyse und Forschungslücken

Zur systematischen Bearbeitung dieser Fragestellung folgt die Arbeit dem Design-Science-Research Ansatz, der in mehreren aufeinander aufbauenden Schritten durchgeführt wurde. Ausgangspunkt bildete zunächst eine umfassende **Literaturanalyse** bestehender Forschungsarbeiten (Kapitel 3). Dabei wurde untersucht, wie Empfehlungsdienste bisher in Prozessmanagementsysteme integriert wurden und welche methodischen und konzeptionellen Ansätze dabei verfolgt wurden. Die Analyse offenbarte mehrere relevante Forschungslücken. Dabei zeigte sich, dass bestehende Ansätze entweder kein Nutzerfeedback berücksichtigen oder lediglich implizite Rückmeldungen der Nutzenden einbeziehen. Explizites Nutzerfeedback während der Prozessausfüh-

rung findet dagegen bislang keine systematische Berücksichtigung. Weiterhin zeigte sich, dass viele Ansätze stark auf spezifische Anwendungsfälle oder spezielle Empfehlungsalgorithmen beschränkt sind und somit keine generische Anwendbarkeit aufweisen. Schließlich wurde identifiziert, dass kaum Ansätze existieren, welche individuelle Nutzerpräferenzen gemeinsam mit betrieblichen Prioritäten umfassend berücksichtigen und in Einklang bringen.

Konzept zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung

Ausgehend von den identifizierten Defiziten wird in Kapitel 4 ein eigenständiges, umfassendes **Konzept** entwickelt. Dieses adressiert gezielt die genannten Forschungslücken und umfasst als zentrale Komponenten die systematische und kontinuierliche Erfassung von explizitem sowie implizitem Nutzerfeedback während der laufenden Prozessausführung. Dabei werden Nutzerpräferenzen präzise erfasst, algorithmisch ausgewertet und unmittelbar in die laufende Prozesssteuerung integriert. Das entwickelte Konzept zeichnet sich zudem durch eine modulare und flexible Architektur aus, die es ermöglicht, verschiedene Empfehlungsdienste unkompliziert einzubinden und auszutauschen. Ein wesentlicher Aspekt ist außerdem die explizite Integration betrieblicher Zielsetzungen und individueller Nutzerpräferenzen in einem gemeinsamen, ausgewogenen Entscheidungsmodell.

Praktische Umsetzung des Konzepts

In Kapitel 5 wird das theoretische Konzept anschließend prototypisch realisiert. Die **Implementierung** erfolgt in Form einer Webapplikation, die insbesondere dazu dient, die praktische Machbarkeit und Funktionsfähigkeit des Ansatzes nachzuweisen. Besonderer Wert wird auf eine modulare Erweiterbarkeit gelegt, sodass verschiedene Empfehlungsdienste flexibel integriert werden können, ohne dass Änderungen an der Applikation selbst notwendig werden. Außerdem ermöglicht die Implementierung die direkte Einbindung von explizitem Nutzerfeedback während der laufenden Prozessausführung.

Demonstration und Evaluation

In Kapitel 6 erfolgt schließlich die **Demonstration und Evaluation** des Prototyps. Zunächst wird das System anhand eines realitätsnahen Prozessszenarios demonstriert. Dabei zeigt sich, dass Nutzerpräferenzen während der Prozessausführung berücksichtigt und sinnvoll integriert werden können. Anschließend erfolgt eine Evaluation mit synthetisch generierten, realitätsnahen Präferenzdaten. Diese Evaluation bestätigt, dass der entwickelte Ansatz in der Lage ist, Nutzerpräferenzen systematisch zu erfassen, zuverlässig zu analysieren und adäquat in die Prozesssteuerung einzubinden.

Durch diesen systematisch durchgeführten DSR-Prozess konnte die eingangs formulierte Forschungsfrage beantwortet werden.

7.2 BEITRAG DER ARBEIT

Einordnung des Forschungsbeitrags

Die vorliegende Arbeit leistet einen wesentlichen wissenschaftlichen Beitrag zur Integration von Empfehlungsdiensten im Kontext des Prozessmanagements, insbesondere während der Prozessausführung. Im Fokus steht dabei die systematische Erfassung, Analyse und dynamische Berücksichtigung von Nutzerpräferenzen. Die in dieser Ar-

beit erzielten Fortschritte adressieren zentrale Forschungslücken, die im Rahmen einer ausführlichen Literaturanalyse identifiziert wurden.

Systematische Integration von Nutzerfeedback

Ein entscheidender Beitrag dieser Arbeit besteht in der umfassenden Einbindung sowohl **expliziten** als auch **impliziten Nutzerfeedbacks** während der Prozessausführung. Während bestehende Forschungsansätze häufig lediglich implizites Feedback, beispielsweise durch Auswertung des Nutzerverhaltens, erfassen, erweitert der hier entwickelte Ansatz diese Perspektive um explizite Rückmeldungen der Nutzenden. Diese werden systematisch und kontinuierlich direkt nach einzelnen Prozessschritten erfasst und ausgewertet. Dadurch entsteht eine qualitativ hochwertige Datengrundlage, die es ermöglicht, Nutzerpräferenzen präziser zu verstehen und gezielt in die laufende Prozessausführung zu integrieren.

Integration unterschiedlicher Empfehlungsmethoden

Ein weiterer wesentlicher Fortschritt ist die modulare und flexible Struktur des entwickelten Rahmenwerks. Im Gegensatz zu bisherigen Lösungen, die häufig stark auf spezifische Empfehlungsalgorithmen zugeschnitten sind, ermöglicht der hier vorgestellte Ansatz erstmals, **unterschiedliche Empfehlungsdienste** ohne tiefgreifende Änderungen an Code oder System flexibel einzubinden und auszutauschen. Diese Flexibilität gewährleistet, dass der Ansatz vielseitig einsetzbar bleibt und ermöglicht die Integration neuer, spezialisierter Empfehlungsalgorithmen mit wenig Aufwand. Hierdurch werden sowohl die Anwendbarkeit als auch die Zukunftsfähigkeit und Skalierbarkeit des Systems erheblich verbessert.

Prozessübergreifende Präferenzanalyse

Ein weiterer Beitrag der Arbeit liegt in der **prozessübergreifenden Analyse** von Nutzerpräferenzen. Im Gegensatz zu bisherigen Ansätzen, die Nutzerfeedback ausschließlich innerhalb einzelner Prozesse betrachten, ermöglicht das hier entwickelte Rahmenwerk eine übergreifende Auswertung und Integration der Präferenzen über mehrere Prozesse hinweg. Durch diesen ganzheitlichen Ansatz werden Muster und Präferenzen sichtbar, die bei isolierter Prozessbetrachtung unentdeckt bleiben würden, was zusätzliche Potenziale für eine umfassendere Personalisierung der Prozessausführung eröffnet.

Integration von Nutzer- und Unternehmensperspektive

Besonders hervorzuheben ist zudem die simultane und ausgewogene Berücksichtigung **betrieblicher Prioritäten** und **individueller Nutzerpräferenzen**. Traditionelle Ansätze fokussieren meist entweder ausschließlich die Verbesserung betrieblicher Kennzahlen oder stellen allein die Nutzerperspektive in den Vordergrund. Der hier entwickelte Ansatz vereint beide Perspektiven in einem gemeinsamen Entscheidungsmodell, welches eine effektive Balance zwischen unternehmerischen Anforderungen und individuellen Nutzerbedürfnissen schafft. Dadurch entsteht ein umfassender Mehrwert, von dem sowohl das Unternehmen als auch die Mitarbeitenden profitieren.

Prototypische Umsetzung

Ein weiterer bedeutender Beitrag ergibt sich aus der praktischen, prototypischen Umsetzung des entwickelten Ansatzes. Die umfassende Realisierung des Konzepts in Form einer technisch fundierten Machbarkeitsstudie demonstriert, dass die komplexen Anforderungen an Nutzerzentrierung, Modularität und Flexibilität erfüllt werden können. Im Gegensatz zu üblichen Forschungsprototypen, welche oft auf stark ver-

einfachte Szenarien beschränkt sind, liefert die umgesetzte Architektur ein technisch robustes und vielseitig anwendbares Fundament, das reale Einsatzszenarien bedienen und zugleich flexibel auf veränderte Anforderungen reagieren kann. Die Umsetzung verdeutlicht somit, dass der entwickelte Ansatz nicht nur theoretisch, sondern konkret in der Praxis umsetzbar ist und bietet dadurch einen wesentlichen wissenschaftlichen wie praxisorientierten Beitrag.

Ausblick: Nutzerzufriedenheit

Im Rahmen dieser Arbeit wurden keine konkreten Messungen zur Mitarbeiterzufriedenheit durchgeführt, sodass aktuell keine Aussagen darüber getroffen werden können, ob die Berücksichtigung von Präferenzen tatsächlich zu einer höheren Zufriedenheit führt. Allerdings schafft das entwickelte Konzept sowie die prototypische Implementierung erstmals die theoretischen und technischen Voraussetzungen, um Präferenzen systematisch in die Prozessausführung zu integrieren. Auf dieser Basis können zukünftig in Kooperation mit arbeitswissenschaftlichen Fachgebieten empirische Studien durchgeführt werden, um den Zusammenhang zwischen der Nutzung personalisierter Empfehlungen und der tatsächlichen Mitarbeiterzufriedenheit gezielt zu untersuchen. Insbesondere Vorher-Nachher-Erhebungen könnten hierbei wertvolle Einblicke liefern, inwiefern der Einsatz des Konzepts tatsächlich positive Effekte auf die Zufriedenheit und Akzeptanz der Mitarbeitenden hat.

Zusammenfassung

Insgesamt liefert die Arbeit wesentliche konzeptionelle Fortschritte für eine nutzerzentrierte Gestaltung und Steuerung von Prozessen. Zugleich bietet sie klare Perspektiven und konkrete Impulse für weiterführende wissenschaftliche Untersuchungen sowie praxisnahe Weiterentwicklungen im Bereich des Prozessmanagements.

7.3 EINSCHRÄNKUNGEN UND AUSBLICK

Limitationen der Arbeit

Auch wenn die vorliegende Arbeit wichtige Beiträge zur Integration von Empfehlungsdiensten in die Prozessausführung leistet, bestehen dennoch einige Einschränkungen. Diese Einschränkungen werden im nachfolgenden Abschnitt kritisch reflektiert und bilden zugleich die Grundlage für die Darstellung möglicher Perspektiven für zukünftige Forschungsarbeiten.

Evaluation auf synthetischen Daten

Eine wesentliche Einschränkung liegt darin, dass die Evaluation bisher ausschließlich auf **synthetisch generierten Daten** basiert. Der Grund dafür liegt insbesondere in der mangelnden Verfügbarkeit geeigneter realer Daten sowie in datenschutzrechtlichen und organisatorischen Einschränkungen innerhalb des Projektkontexts. Somit ist die Übertragbarkeit auf reale Nutzungsszenarien derzeit noch unklar. Zukünftige Forschungen sollten daher gezielt empirische Studien mit realen Nutzenden und authentischen Präferenzdaten durchführen. Derartige Feldstudien können wertvolle Erkenntnisse zur tatsächlichen Praxistauglichkeit, Nutzerakzeptanz und dem konkreten Mehrwert des Ansatzes liefern. In diesem Zusammenhang ist auch die Nutzerzufriedenheit von besonderem Interesse, die im Rahmen dieser Arbeit bislang nicht empirisch untersucht worden ist. Ergänzende Studien, idealerweise in Zusammenarbeit

mit den Arbeitswissenschaften, könnten durch Vorher-Nachher-Erhebungen konkrete Aussagen darüber treffen, in welchem Maße der Einsatz des entwickelten Konzepts tatsächlich zur Verbesserung der Arbeitszufriedenheit beiträgt.

Erklärbarkeit von Empfehlungen

Eine weitere Einschränkung betrifft die aktuell noch **unzureichende Erklärbarkeit** der generierten Empfehlungen. Bislang werden lediglich grundlegende Erklärungsmöglichkeiten bereitgestellt, was es Nutzenden erschweren kann, Empfehlungen nachzuvollziehen oder ihnen zu vertrauen. Zukünftige Arbeiten könnten diese Limitation gezielt durch den Einsatz von Verfahren der erklärbaren Künstlichen Intelligenz (*Explainable AI* [102]) adressieren. Solche Verfahren könnten die Transparenz und Nachvollziehbarkeit der Empfehlungen deutlich verbessern und die Akzeptanz erhöhen.

Erweiterung der Analysefunktion

Ebenso besteht aktuell eine Einschränkung hinsichtlich der verfügbaren **Analysefunktionalität** in Konzept und Prototyp. Momentan sind lediglich einfache analytische Methoden integriert, welche die Qualität und Wirksamkeit der bereits generierten Empfehlungen nur eingeschränkt beurteilen können. Zukünftige Arbeiten könnten an dieser Stelle gezielt zusätzliche Analysemethoden sowie differenziertere Qualitätsmetriken integrieren. Insbesondere die Durchführung demographischer Analysen könnte helfen, unterschiedliche Nutzergruppen besser zu verstehen und die Qualität der Empfehlungen gezielt weiter zu verbessern.

Integration spezifischer Empfehlungsalgorithmen

Ein weiterer Ansatzpunkt ergibt sich daraus, dass bislang keine **speziellen Empfehlungsdienste** berücksichtigt werden, welche spezifische Daten, etwa detaillierte Prozessausführungsspuren, verwenden. Eine zukünftige Erweiterung könnte daher die gezielte Integration solcher spezialisierter Empfehlungsalgorithmen beinhalten, um zusätzliches Potenzial zur Verbesserung der Empfehlungsgüte auszuschöpfen. Das in dieser Arbeit entwickelte modulare Konzept ermöglicht durch seine klar definierten Schnittstellen und die flexible Architektur eine solche Erweiterung mit geringem Aufwand. Neue, spezialisierte Empfehlungsdienste lassen sich somit problemlos und ohne tiefgreifende Änderungen am bestehenden System integrieren.

Zukünftige Forschungspotenziale

Durch gezielte Bearbeitung dieser Forschungspotenziale kann der hier entwickelte Ansatz wesentlich erweitert, validiert und für den praktischen Einsatz optimiert werden. Damit bietet diese Arbeit nicht nur eine neuartige Grundlage für eine nutzerzentrierte Prozessausführung, sondern besitzt auch erhebliches Potenzial, zukünftige Entwicklungen im Bereich des Prozessmanagements nachhaltig zu fördern. Der vorliegende Ansatz eröffnet somit spannende Perspektiven und stellt einen vielversprechenden Ausgangspunkt für weiterführende wissenschaftliche Untersuchungen und praxisorientierte Innovationen dar.

Teil IV

ANHANG

A

NUTZERBESCHREIBUNGEN

Nutzerbeschreibung 1: Julia Fischer

Du bist Nutzerin Julia Fischer!
Du arbeitest für ein Unternehmen, das regelmäßig Events organisiert, und übernimmst dabei mit Begeisterung vielfältige Aufgaben rund um Planung, Analyse und Koordination. Ursprünglich kommst du aus Heidelberg und bevorzugst Veranstaltungen im Umkreis von etwa 150 km.
Du hast eine ausgeprägte Neigung zur Analyse und Planung. Excel und strukturierte Tabellen liegen dir besonders; Budgetplanung und Zielgruppenanalysen zählen zu deinen Lieblingsaktivitäten. Beim Catering bevorzugst du hochwertige, kreative Lösungen, insbesondere mit frischen, regionalen Produkten. Der organisatorische Aufwand sollte jedoch praktisch bleiben, idealerweise durch wenige, hochwertige Dienstleister.
Beim Konzept erstellen schätzt du kreative Freiheit und magst es, wenn du innovative Ideen entwickeln kannst. Gleichzeitig achtest du jedoch darauf, dass dein Konzept immer fundiert und durchdacht bleibt – zu experimentell sollte es nicht sein.
Die Auswahl der Location ist für dich besonders wichtig: Du bevorzugst Veranstaltungsorte mit angenehmer Atmosphäre und guten logistischen Bedingungen. Du nutzt dabei sehr gerne Excel und E-Mail, um die Planung möglichst effizient zu gestalten.
Die Aufgaben Einladungen erstellen und Logistik organisieren liegen dir besonders, weil du es liebst, kreative und organisatorische Aspekte miteinander zu verbinden. Excel und Word gehören hier zu deinen Lieblingstools. Dagegen findest du die Dokumentation beim Abschlussbericht verfassen eher eintönig und wenig spannend – du erledigst sie zwar gewissenhaft, aber ohne besondere Begeisterung.
Generell bevorzugst du Veranstaltungen mittlerer Größe (zwischen 50 und 250 Teilnehmer), die einen deutlichen Fokus auf Austausch, Networking oder Weiterbildung haben. Besonders Veranstaltungen, die technische, medizinische oder umweltorientierte Themen beinhalten, interessieren dich sehr.
Insgesamt bevorzugst du ein Veranstaltungskonzept, das innovativ, strukturiert und analytisch durchdacht ist – ein Konzept, das durch kreative, aber realistische Ansätze überzeugt.
Wichtig: Bei der Bewertung der ausgeführten Aktivität sollst du nicht nur rein objektiv anhand der Parameter beurteilen. Berücksichtige dabei dein subjektives Empfinden – persönliche Eindrücke, deine Tagesform sowie kleinere Stimmungsveränderungen können deine Bewertung durchaus leicht beeinflussen. Selbst bei ähnlichen Parametern sollte deine momentane Stimmung deine Bewertung stets nuanciert variieren lassen.
Führe alle Aktivitäten in der Rolle der Julia Fischer aus!

Nutzerbeschreibung 2: Alexander Berger

Du bist Nutzer Dr. Alexander Berger!
Du arbeitest für ein Unternehmen, das regelmäßig Events organisiert, und bist dabei besonders spezialisiert auf exklusive, kleine bis sehr kleine Veranstaltungen, die eine hohe Qualität und Exklusivität versprechen. Du kommst ursprünglich aus Berlin, schätzt Großstädte, bist aber gleichzeitig offen für außergewöhnliche Veranstaltungsorte abseits urbaner Zentren, sofern diese deinen hohen Qualitätsansprüchen genügen.
Deine Vorlieben im Bereich Veranstaltungsplanung sind folgendermaßen ausgeprägt:
Besonders ausgeprägt sind bei dir Präferenzen für Veranstaltungen mit sehr wenigen Teilnehmern (maximal 30 Personen). Exklusivität, persönlicher Austausch und hochwertige Qualität stehen bei dir absolut im Vordergrund. Du liebst die Herausforderungen, die exklusive Events mit sich bringen, und genießt es, persönliche Beziehungen zu den Teilnehmern aufzubauen.
Beim Catering bevorzugst du sehr hochwertige, außergewöhnliche Catering-Anbieter. Anbieter mit Gourmetküche, gehobener Qualität und innovativen kulinarischen Konzepten sind genau dein Geschmack. Für dich ist der persönliche Kontakt zu Caterern besonders wichtig – Abstimmungen erfolgen meist telefonisch oder über E-Mail, wobei du hohe Ansprüche an die Zuverlässigkeit und Professionalität hast.
Beim Konzept erstellen begeisterst du dich für innovative, außergewöhnliche Themen mit hohem Anspruch. Standardlösungen oder traditionelle Ansätze findest du eher langweilig. Du nutzt gerne das Event-Management-System, um deine kreativen und exklusiven Konzepte professionell zu verwalten.
Bei der Location-Auswahl bevorzugst du außergewöhnliche und stilvolle Veranstaltungsorte – Schlösser, Villen, exklusive Lounges oder besondere Outdoor-Locations, die perfekt auf das exklusive Teilnehmerprofil abgestimmt sind. Du bevorzugst klar strukturierte Planung über Excel und Kommunikation per E-Mail und Telefon.
Die Erstellung von Einladungen ist eine Tätigkeit, die dir großen Spaß macht. Hochwertige, exklusive und kreative Einladungen sind für dich ein Muss. Du nutzt gerne hochwertige Vorlagen in Word und kommunizierst Einladungen bevorzugt persönlich oder individuell per E-Mail.
Aufgaben im Bereich der Logistikorganisation sind für dich neutral bis wenig interessant. Während du logistische Herausforderungen zwar meistern kannst, empfindest du sie oft als störend oder wenig spannend. Du bevorzugst, diese Tätigkeiten an Kollegen abzugeben, sofern möglich.
Aufgaben wie Budgetplanung und Zielgruppenanalyse findest du akzeptabel, solange diese analytischen Tätigkeiten die Hochwertigkeit und Exklusivität deiner Events unterstützen. Excel nutzt du hier pragmatisch, ohne echte Begeisterung.
Die Tätigkeit des Abschlussberichts verfassen empfindest du als absolut unangenehm und langweilig. Dokumentationsaufgaben vermeidest du, soweit es geht, und erledigst sie nur widerwillig.
Generell bevorzugst du Veranstaltungen mit sehr geringer Teilnehmerzahl (ca. 10–30 Teilnehmer), die Exklusivität, persönliche Begegnung und hohe Qualität bieten. Besonders gerne organisierst du Veranstaltungen, die sich an ein anspruchsvolles Publikum richten – Führungskräfte, Unternehmer oder ein gehobenes Fachpublikum.
Insgesamt bevorzugst du Veranstaltungskonzepte, die außergewöhnlich, exklusiv und hochwertig sind – Konzepte, bei denen Qualität, Individualität und persönlicher Austausch klar im Vordergrund stehen.
Wichtig: Bei der Bewertung der ausgeführten Aktivität sollst du nicht nur rein objektiv anhand der Parameter beurteilen. Berücksichtige dabei dein subjektives Empfinden – persönliche Eindrücke, deine Tagesform sowie kleinere Stimmungsveränderungen können deine Bewertung durchaus leicht beeinflussen. Selbst bei ähnlichen Parametern sollte deine momentane Stimmung deine Bewertung stets nuanciert variieren lassen.
Führe alle Aktivitäten in der Rolle des Dr. Alexander Berger aus!

Nutzerbeschreibung 3: Katharina Schneider

Du bist Nutzerin Katharina Schneider!
Du arbeitest für ein Unternehmen, das regelmäßig Events organisiert, und übernimmst mit besonderer Leidenschaft kreative und gestalterische Aufgaben. Ursprünglich kommst du aus Hamburg, einer Stadt, die deine Vorliebe für lebendige und innovative Events geprägt hat. Du bevorzugst Veranstaltungen in urbanen Umgebungen mit vielfältigem Kulturangebot, bist aber grundsätzlich auch offen für reizvolle, alternative Veranstaltungsorte.
Deine Vorlieben im Bereich Veranstaltungsplanung sind folgendermaßen ausgeprägt:
Du hast eine ausgeprägte Vorliebe für Kreativität, Organisation und Planung. Du liebst es, innovative Veranstaltungskonzepte zu entwickeln, kreative Einladungen zu gestalten und ganz besondere Erlebnisse zu schaffen. Aktivitäten wie Konzept erstellen und Einladungen erstellen begeistern dich daher besonders.
Im Bereich Catering bevorzugst du Anbieter, die kreative und ungewöhnliche Catering-Konzepte anbieten. Food-Trends, innovative Menüs oder besondere Präsentationen sprechen dich an. Du bevorzugst Anbieter, mit denen du per E-Mail und Telefon flexibel und unkompliziert kreative Details abstimmen kannst. Standardlösungen reizen dich hingegen weniger.
Die Auswahl der Location ist für dich eine kreative Herausforderung: du magst es, unkonventionelle Orte zu entdecken und zu nutzen, sofern diese den logistischen Rahmenbedingungen gerecht werden. Locations, die das Eventthema besonders unterstützen und visuell ansprechend sind, haben bei dir klare Priorität.
Budgetplanung empfindest du eher als notwendige, aber wenig aufregende Tätigkeit. Zahlen und detaillierte Kalkulationen sind für dich langweilig, weshalb du solche Aufgaben zügig und pragmatisch erledigst, jedoch ohne große Leidenschaft.
Die Aufgaben Zielgruppenanalyse und Abschlussbericht verfassen findest du nicht besonders spannend. Vor allem Dokumentationsarbeiten empfindest du als belastend und bürokratisch. Dennoch erledigst du diese gewissenhaft, auch wenn du versuchst, den Zeitaufwand dafür möglichst gering zu halten.
Besonders gerne organisierst und koordinierst du Veranstaltungen durchführen und Veranstaltung vorbereiten, insbesondere dann, wenn kreative Gestaltungsspielräume gegeben sind.
Im Bereich der Logistikorganisation bewegst du dich zwar sicher, jedoch fehlt dir bei stark logistisch geprägten Aufgaben oft die kreative Herausforderung. Diese Tätigkeiten erledigst du zuverlässig, aber ohne große Begeisterung.
Generell bevorzugst du Veranstaltungen kleiner bis mittlerer Größe (30 bis 300 Teilnehmer), die einen deutlichen Fokus auf kreative Themen, kulturelle Vielfalt oder gesellschaftliche Relevanz haben. Besonders gerne gestaltest du Veranstaltungen rund um Kultur, Nachhaltigkeit, Bildung und innovative Technologie.
Insgesamt bevorzugst du Veranstaltungskonzepte, die originell, emotional ansprechend und kulturell bereichernd sind – Konzepte, bei denen kreative Ideen und individuelle Gestaltungsmöglichkeiten im Vordergrund stehen.
Wichtig: Bei der Bewertung der ausgeführten Aktivität sollst du nicht nur rein objektiv anhand der Parameter beurteilen. Berücksichtige dabei dein subjektives Empfinden – persönliche Eindrücke, deine Tagesform sowie kleinere Stimmungsveränderungen können deine Bewertung durchaus leicht beeinflussen. Selbst bei ähnlichen Parametern sollte deine momentane Stimmung deine Bewertung stets nuanciert variieren lassen.
Führe alle Aktivitäten in der Rolle der Katharina Schneider aus!

Nutzerbeschreibung 4: Laura Beckmann

Du bist Nutzerin Laura Beckmann!
Du arbeitest für ein Unternehmen, das regelmäßig Events organisiert, und hast eine ausgeprägte Vorliebe für Veranstaltungen mit einer großen bis sehr großen Teilnehmerzahl. Ursprünglich kommst du aus Frankfurt am Main und bevorzugst Events, die in großen Städten stattfinden, in denen du deine organisatorische Stärke voll ausspielen kannst. Deine Spezialität sind große Kongresse, Fachmessen oder öffentliche Großveranstaltungen.
Deine Vorlieben im Bereich Veranstaltungsplanung sind folgendermaßen ausgeprägt:
Du bevorzugst ganz eindeutig große bis sehr große Veranstaltungen (ab ca. 300 Teilnehmer aufwärts). Du liebst die Dynamik, Herausforderungen und logistischen Anforderungen großer Events und findest es äußerst befriedigend, wenn organisatorisch alles perfekt zusammenspielt.
Im Bereich Catering bevorzugst du Anbieter, die mit großen Teilnehmerzahlen bestens umgehen können. Catering-Lösungen müssen bei dir zuverlässig, logistisch perfekt durchgeplant und skalierbar sein. Du bevorzugst klar strukturierte Kommunikation per E-Mail, Event-Management-System und Telefon, um ein hohes Qualitätsniveau sicherzustellen.
Beim Konzept erstellen bevorzugst du praxisorientierte und erprobte Konzepte, die bei großen Teilnehmerzahlen gut funktionieren. Kreative Experimente sind weniger dein Fall; vielmehr schätzt du innovative, aber bewährte Ansätze, die bei der breiten Öffentlichkeit gut ankommen und organisatorisch machbar sind.
Bei der Location-Auswahl achtest du besonders auf logistische Anforderungen wie Infrastruktur, Parkplatzverfügbarkeit und Erreichbarkeit durch öffentliche Verkehrsmittel. Du bevorzugst Orte mit großem Fassungsvermögen, die gleichzeitig modern und repräsentativ sind. Die Planung erfolgt meist über Excel, E-Mail und Telefon – Tools, die du souverän beherrschst.
Die Tätigkeiten Veranstaltung durchführen, vorbereiten sowie Logistik organisieren sind deine absoluten Lieblingsaufgaben. Du genießt es, wenn du alle Fäden organisatorisch und koordinativ in der Hand halten kannst, um ein reibungsloses Event zu gewährleisten.
Die Erstellung von Einladungen empfindest du als neutrale Aufgabe. Du bevorzugst effiziente, standardisierte Abläufe und nutzt meist vorhandene Vorlagen, um schnell und zuverlässig große Mengen an Einladungen zu versenden.
Budgetplanung und Zielgruppenanalyse sind Tätigkeiten, die dir mäßig gefallen. Zahlen und analytische Auswertungen erledigst du gewissenhaft, empfindest sie jedoch schnell als eintönig. Du nutzt Excel pragmatisch, aber ohne große Begeisterung.
Die Aufgabe Abschlussbericht verfassen magst du überhaupt nicht. Dokumentationsarbeiten empfindest du als lästig und bürokratisch, sodass du diese möglichst schnell erledigst, um dich wieder spannenderen Themen zu widmen.
Generell bevorzugst du Veranstaltungen, die eine große bis sehr große Teilnehmerzahl haben, insbesondere Großveranstaltungen, Fachmessen, Kongresse und öffentliche Events, die stark logistisch geprägt sind. Besonders gerne organisierst du Veranstaltungen mit Bezug zu Themen wie Technologie, Wirtschaft oder öffentlicher Bildung.
Insgesamt bevorzugst du Veranstaltungskonzepte, die strukturiert, professionell, logistisch anspruchsvoll und skalierbar sind – Konzepte, bei denen du organisatorisch dein volles Potenzial entfalten kannst.
Wichtig: Bei der Bewertung der ausgeführten Aktivität sollst du nicht nur rein objektiv anhand der Parameter beurteilen. Berücksichtige dabei dein subjektives Empfinden – persönliche Eindrücke, deine Tagesform sowie kleinere Stimmungsveränderungen können deine Bewertung durchaus leicht beeinflussen. Selbst bei ähnlichen Parametern sollte deine momentane Stimmung deine Bewertung stets nuanciert variieren lassen.
Führe alle Aktivitäten in der Rolle der Laura Beckmann aus!

LITERATUR

[1] W M P van der Aalst, M Pesic und H Schonenberg. „Declarative workflows: Balancing between flexibility and support“. In: *Computer Science - Research and Development* 23.2 (2009), S. 99–113. ISSN: 0949-2925. DOI: 10.1007/s00450-009-0057-9. URL: https://doi.org/10.1007/s00450-009-0057-9.

[2] Wil M. P. van der Aalst. „Business Process Management: A Comprehensive Survey“. In: *ISRN Software Engineering* 2013 (2013). DOI: 10.1155/2013/507984.

[3] Wil M. P. van der Aalst, Maja Pesic und Minseok Song. „Beyond Process Mining: From the Past to Present and Future“. In: *Advanced Information Systems Engineering*. Hrsg. von Barbara Pernici. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010, S. 38–52. ISBN: 978-3-642-13094-6.

[4] Wil Van der Aalst. *Process mining: Data science in action*. 2016. DOI: 10.1007/978-3-662-49851-4.

[5] Gediminas Adomavicius und Alexander Tuzhilin. *Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions*. 2005. DOI: 10.1109/TKDE.2005.99.

[6] Gediminas Adomavicius und Alexander Tuzhilin. „Context-Aware Recommender Systems“. In: *Recommender Systems Handbook*. Hrsg. von Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira und Paul. B Kantor. Springer, 2011.

[7] Prerna Agarwal, Avani Gupta, Renuka Sindhgatta und Sampath Dechu. „Goal-Oriented Next Best Activity Recommendation using Reinforcement Learning“. In: *ArXiv* abs/2205.03219 (2022). URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:248562648.

[8] Charu C. Aggarwal. *Recommender Systems The Textbook*. Bd. 39. 4. 2016.

[9] Xavier Amatriain. „Big & personal: Data and models behind Netflix recommendations“. In: *Proc. of 2nd Int. Workshop on Big Data, Streams and Heterogeneous Source Mining: Algorithms, Systems, Programming Models and Applications, BigMine 2013 - Held in Conj. with SIGKDD 2013 Conf.* 2013. DOI: 10.1145/2501221.2501222.

[10] Ashton Anderson, Lucas Maystre, Ian Anderson, Rishabh Mehrotra und Mounia Lalmas. „Algorithmic Effects on the Diversity of Consumption on Spotify“. In: *The Web Conference 2020 - Proceedings of the World Wide Web Conference, WWW 2020*. 2020. DOI: 10.1145/3366423.3380281.

[11] Michael Arias, Jorge Munoz-Gama und Marcos Sepúlveda. „A Multi-criteria Approach for Team Recommendation“. In: *Business Process Management Workshops*. Hrsg. von Marlon Dumas und Marcelo Fantinato. Cham: Springer International Publishing, 2017, S. 384–396. ISBN: 978-3-319-58457-7.

[12] Michael Arias, Jorge Munoz-Gama, Marcos Sepúlveda und Juan Carlos Miranda. „Human resource allocation or recommendation based on multi-factor criteria in on-demand and batch scenarios“. In: *European Journal of Industrial Engineering* 12 (2018), S. 364–404. URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:117252085.

[13] Michael Arias, Eric Rojas, Wai Lam Jonathan Lee, Jorge Munoz-Gama und Marcos Sepúlveda. „ResRec: A Multi-criteria Tool for Resource Recommendation“. In: *International Conference on Business Process Management*. 2016. URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:9459647.

[14] Michael Arias, Eric Rojas, Jorge Munoz-Gama und Marcos Sepúlveda. „A Framework for Recommending Resource Allocation Based on Process Mining“. In: *Business Process Management Workshops*. Hrsg. von Manfred Reichert und Hajo A Reijers. Cham: Springer International Publishing, 2016, S. 458–470. ISBN: 978-3-319-42887-1.

[15] Linas Baltrunas, Marius Kaminskas, Bernd Ludwig, Omar Moling, Francesco Ricci, Aykan Aydin, Karl Heinz Lüke und Roland Schwaiger. „InCarMusic: Context-aware music recommendations in a car“. In: *Lecture Notes in Business Information Processing*. Bd. 85 LNBIP. 2011. DOI: 10.1007/978-3-642-23014-1{_}8.

[16] Irene Barba, Barbara Weber und Carmelo Del Valle. „Supporting the Optimized Execution of Business Processes through Recommendations“. In: *Business Process Management Workshops*. Hrsg. von Florian Daniel, Kamel Barkaoui und Schahram Dustdar. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012, S. 135–140. ISBN: 978-3-642-28108-2.

[17] Irene Barba, Barbara Weber, Carmelo Del Valle und Andrés Jiménez-Ramírez. „User recommendations for the optimized execution of business processes“. In: *Data & Knowledge Engineering* 86 (2013), S. 61–84. ISSN: 0169-023X. DOI: https://doi.org/10.1016/j.datak.2013.01.004. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169023X13000050.

[18] Jörg Becker, Martin Kugeler und Michael Rosemann. *Prozessmanagement: Ein Leitfaden zur prozessorientierten Organisationsgestaltung*. 7. Aufl. Münster: Springer Gabler, 2012.

[19] Clement Bellet, Jan-Emmanuel Neve und George Ward. „Does Employee Happiness Have an Impact on Productivity?“ In: *SSRN Electronic Journal* (Juni 2019). DOI: 10.2139/ssrn.3470734.

[20] James Bennett und Stan Lanning. „The Netflix Prize“. In: *KDD Cup and Workshop* (2007). ISSN: 1554351X.

[21] Reihaneh Bidar, Arthur ter Hofstede, Renuka Sindhgatta und Chun Ouyang. „Preference-Based Resource and Task Allocation in Business Process Automation“. In: *On the Move to Meaningful Internet Systems: OTM 2019 Conferences*. Hrsg. von Hervé Panetto, Christophe Debruyne, Martin Hepp, Dave Lewis, Claudio Agostino Ardagna und Robert Meersman. Cham: Springer International Publishing, 2019, S. 404–421. ISBN: 978-3-030-33246-4.

[22] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando und A. Gutiérrez. „Recommender systems survey“. In: *Knowledge-Based Systems* 46 (2013). ISSN: 09507051. DOI: 10.1016/j.knosys.2013.03.012.

[23] Anand V. Bodapati. „Recommendation Systems with Purchase Data“. In: *Journal of Marketing Research* 45.1 (2008). ISSN: 15477193. DOI: 10.1509/jmkr.45.1.77.

[24] Andrew Booth, Anthea Sutton und Diana Papaioannou. *Systematic Approaches to a Successful Literature Review*. 2. Aufl. SAGE, 2016.

[25] Zahra Dasht Bozorgi, Irene Teinemaa, Marlon Dumas und Marcello La Rosa. „Prescriptive Process Monitoring for Cost-Aware Cycle Time Reduction“. In: *2021 3rd International Conference on Process Mining (ICPM)* (2021), S. 96–103. URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:234742476.

[26] Stefano Branchi, Chiara Di Francescomarino, Chiara Ghidini, David Massimo, Francesco Ricci und Massimiliano Ronzani. „Learning to Act: A Reinforcement Learning Approach to Recommend the Best Next Activities“. In: *Business Process Management Forum*. Hrsg. von Claudio Di Ciccio, Remco Dijkman, Ortega Adela del Río und Stefanie Rinderle-Ma. Cham: Springer International Publishing, 2022, S. 137–154. ISBN: 978-3-031-16171-1.

[27] Jan vom Brocke und Michael Rosemann. *Handbook on business process management 1: Introduction, methods, and information systems*. Bd. 2. Springer, 2015. DOI: 10.1007/978-3-642-45100-3.

[28] Tom B. Brown u. a. „Language models are few-shot learners“. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. Bd. 2020-December. 2020.

[29] Alex Bryson, John Forth und Lucy Stokes. „Does Worker Wellbeing Affect Workplace Performance?“ In: *SSRN Electronic Journal* (2015). DOI: 10.2139/ssrn.2655044.

[30] Alex Bryson, John Forth und Lucy Stokes. „Does employees' subjective well-being affect workplace performance?“ In: *Human Relations* 70.8 (2017), S. 1017–1037. DOI: 10.1177/0018726717693073. URL: https://doi.org/10.1177/0018726717693073.

[31] Robin Burke. „Knowledge-Based Recommender Systems“. In: *Encyclopedia of Library and Information Systems*. New York: Marcel Dekker, 2000.

[32] Robin Burke. „Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments“. In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 12.4 (2002), S. 331–370. ISSN: 1573-1391. DOI: 10.1023/A:1021240730564. URL: https://doi.org/10.1023/A:1021240730564.

[33] Cristina Cabanillas, José María García, Manuel Resinas, David Ruiz, Jan Mendling und Antonio Ruiz-Cortés. „Priority-Based Human Resource Allocation in Business Processes“. In: *Service-Oriented Computing*. Hrsg. von Samik Basu, Cesare Pautasso, Liang Zhang und Xiang Fu. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013, S. 374–388. ISBN: 978-3-642-45005-1.

[34] Kinjal Chaudhari und Ankit Thakkar. „A Comprehensive Survey on Travel Recommender Systems“. In: *Archives of Computational Methods in Engineering* 27.5 (2020). ISSN: 18861784. DOI: 10.1007/s11831-019-09363-7.

[35] Michele Chinosi und Alberto Trombetta. „BPMN: An introduction to the standard“. In: *Computer Standards and Interfaces* 34.1 (2012). ISSN: 09205489. DOI: 10.1016/j.csi.2011.06.002.

[36] Raffaele Conforti, Massimiliano de Leoni, Marcello La Rosa, Wil M P van der Aalst und Arthur H M ter Hofstede. „A recommendation system for predicting risks across multiple business process instances“. In: *Decision Support Systems* 69 (2015), S. 1–19. ISSN: 0167-9236. DOI: https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.10.006. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923614002516.

[37] T. M. Cover und P. E. Hart. „Nearest Neighbor Pattern Classification“. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 13.1 (1967). ISSN: 15579654. DOI: 10.1109/TIT.1967.1053964.

[38] Bill Curtis, Marc I Kellner und Jim Over. „Process modeling“. In: *Commun. ACM* 35.9 (Sep. 1992), S. 75–90. ISSN: 0001-0782. DOI: 10.1145/130994.130998. URL: https://doi.org/10.1145/130994.130998.

[39] C. J. Date. *An Introduction to Database Systems*. 8. Aufl. Pearson, 2004.

[40] Massimiliano De Leoni, Marcus Dees und Laurens Reulink. „Design and Evaluation of a Process-aware Recommender System based on Prescriptive Analytics“. In: *2020 2nd International Conference on Process Mining (ICPM)*. Okt. 2020, S. 9–16. DOI: 10.1109/ICPM49681.2020.00013.

[41] Shuiguang Deng, Dongjing Wang, Ying Li, Bin Cao, Jianwei Yin, Zhaohui Wu und Mengchu Zhou. „A Recommendation System to Facilitate Business Process Modeling“. In: *IEEE Transactions on Cybernetics* 47.6 (2017). ISSN: 21682267. DOI: 10.1109/TCYB.2016.2545688.

[42] Mukund Deshpande und George Karypis. „Item-based top-N recommendation algorithms“. In: *ACM Transactions on Information Systems* 22.1 (2004). ISSN: 10468188. DOI: 10.1145/963770.963776.

[43] Christina Di Valentin, Andreas Emrich, Dirk Werth und Peter Loos. „Context-Sensitive and Individualized Support of Employees in Business Processes: Conceptual Design of a Semantic-Based Recommender System“. In: *2014 9th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization*. Nov. 2014, S. 77–82. DOI: 10.1109/SMAP.2014.28.

[44] Andreas Drescher, Agnes Koschmider und Andreas Oberweis. *Modellierung und Analyse von Geschäftsprozessen : Grundlagen und Übungsaufgaben mit Lösungen*. Berlin: De Gruyter, 2017.

[45] Marlon Dumas, Marcello La Rosa, Jan Mendling und Hajo A. Reijers. *Fundamentals of business process management: Second Edition*. 2018. DOI: 10.1007/978-3-662-56509-4.

[46] Marlon Dumas, Marcello La Rosa, Jan Mendling und Hajo A. Reijers. *Grundlagen des Geschäftsprozessmanagements*. 2021. DOI: 10.1007/978-3-662-58736-2.

[47] Michael Fellmann, Novica Zarvic, Dirk Metzger und Agnes Koschmider. „Requirements catalog for business process modeling recommender systems (extended abstract)“. In: *CEUR Workshop Proceedings*. Bd. 1701. 2016.

[48] Junmei Feng, Kunwei Wang, Qiguang Miao, Yue Xi und Zhaoqiang Xia. „Personalized recommendation with hybrid feedback by refining implicit data“. In: *Expert Systems with Applications* 232 (2023). ISSN: 09574174. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120855.

[49] Gallup GmbH. *Gallup Engagement Index Deutschland 2024*. Techn. Ber. Berlin: Gallup Inc., März 2025.

[50] Cristina Gena, Roberto Brogi, Federica Cena und Fabiana Vernero. „The impact of rating scales on user's rating behavior“. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Bd. 6787 LNCS. 2011. DOI: 10.1007/978-3-642-22362-4{_}11.

[51] William Glasser. *Choice theory- A new psychology of personal freedom.* 1999.

[52] Judy Goldsmith und Ulrich Junker. „Preference Handling for Artificial Intelligence“. In: *AI Magazine* 29 (Juni 2008), S. 9–12. DOI: 10.1609/aimag.v29i4.2180.

[53] Carlos A. Gomez-Uribe und Neil Hunt. „The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation“. In: *ACM Transactions on Management Information Systems* 6.4 (2015). ISSN: 21586578. DOI: 10.1145/2843948.

[54] Cielo Gonzalez Moyano, Finn Klessascheck, Saimir Bala, Stephan Fahrenkrog-Petersen und Jan Mendling. „Towards Nudging in BPM- A Human-Centric Approach for Sustainable Business Processes“. In: 2024.

[55] Alexandra Grand, Regina Dittrich und Reinhold Hatzinger. *Präferenzmodelle in der Praxis*. 2017. DOI: 10.36198/9783838537856.

[56] Christoph Gröger, Holger Schwarz und Bernhard Mitschang. „Prescriptive Analytics for Recommendation-Based Business Process Optimization". In: *Business Information Systems*. Hrsg. von Witold Abramowicz und Angelika Kokkinaki. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 25–37. ISBN: 978-3-319-06695-0.

[57] Zhiwei Guo, Wenru Zeng, Heng Wang und Yu Shen. „An Enhanced Group Recommender System by Exploiting Preference Relation". In: *IEEE Access* 7 (Juni 2019), S. 24852–24864. ISSN: 2169-3536. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2897760.

[58] Christian Haisjackl und Barbara Weber. „User Assistance during Process Execution - An Experimental Evaluation of Recommendation Strategies". In: *Business Process Management Workshops*. Hrsg. von Jianwen zur Muehlen MichaelSu. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, S. 134–145. ISBN: 978-3-642-20511-8.

[59] Michael Hammer und James Champy. *Reengineering the corporation: A manifesto for business revolution*. 5. New York: HarperBusiness, 1993. DOI: 10.1016/S0007-6813(05)80064-3.

[60] Paul Harmon. *Business Process Change: A Business Process Management Guide for Managers and Process Professionals: Third Edition*. Waltham: Morgan Kaufmann, 2014. DOI: 10.1016/C2013-0-15339-1.

[61] F. Maxwell Harper und Joseph A. Konstan. „The movielens datasets: History and context". In: *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems* 5.4 (2015). ISSN: 21606463. DOI: 10.1145/2827872.

[62] H James Harrington. *Business Process Improvement: The Breakthrough Strategy for Total Quality, Productivity and Competitiveness*. 1. 1991.

[63] Anne-Wil Harzing. *Publish or Perish*. en. 2007. URL: https://harzing.com/resources/publish-or-perish.

[64] Xiangnan He, Lizi Liao, Hanwang Zhang, Liqiang Nie, Xia Hu und Tat Seng Chua. „Neural collaborative filtering". In: *26th International World Wide Web Conference, WWW 2017*. 2017. DOI: 10.1145/3038912.3052569.

[65] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Al Borchers und John Riedl. „An algorithmic framework for performing collaborative filtering". In: *Proceedings of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR 1999*. 1999. DOI: 10.1145/312624.312682.

[66] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Loren G. Terveen und John T. Riedl. *Evaluating collaborative filtering recommender systems*. 2004. DOI: 10.1145/963770.963772.

[67] Alan Hevner und Samir Chatterjee. „Design Science Research in Information Systems“. In: *Design Research in Information Systems: Theory and Practice*. Boston, MA: Springer US, 2010, S. 9–22. ISBN: 978-1-4419-5653-8. DOI: 10.1007/978-1-4419-5653-8{_}2. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4419-5653-8_2.

[68] Sebastian Huber, Marian Fietta und Sebastian Hof. „Next step recommendation and prediction based on process mining in adaptive case management“. In: Juni 2015, S. 1–9. DOI: 10.1145/2723839.2723842.

[69] ISO/IEC 19510:2013. *Information technology - Object Management Group Business Process Model and Notation*. 2013.

[70] Institut für Mitbestimmung und Unternehmensführung. *Mitarbeiterzufriedenheit*. Techn. Ber. Düsseldorf: Hans-Böckler-Stiftung, 2002.

[71] Stefan Jablonski und Christoph Bussler. *Workflow Management: Modeling Concepts, Architecture, and Implementation*. Juni 1996. ISBN: 978-1-85032-222-1.

[72] Dietmar Jannach und Michael Jugovac. *Measuring the business value of recommender systems*. 2019. DOI: 10.1145/3370082.

[73] Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig und Gerhard Friedrich. *Recommender systems: An introduction*. Bd. 9780521493369. 2010. DOI: 10.1017/CBO9780511763113.

[74] Gawesh Jawaheer, Martin Szomszor und Patty Kostkova. „Comparison of implicit and explicit feedback from an online music recommendation service“. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information Heterogeneity and Fusion in Recommender Systems, HetRec 2010, Held at the 4th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys 2010*. 2010. DOI: 10.1145/1869446.1869453.

[75] Gawesh Jawaheer, Peter Weller und Patty Kostkova. „Modeling user preferences in recommender systems: A classification framework for explicit and implicit user feedback“. In: *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems* 4.2 (2014). ISSN: 21606463. DOI: 10.1145/2512208.

[76] John Jeston. *Business Process Management - Practical Guidelines to Successful Implementations*. Bd. 5. 9. New York: Routledge, 2022.

[77] Thorsten Joachims. „Optimizing search engines using clickthrough data“. In: *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2002. DOI: 10.1145/775047.775067.

[78] Asjad Khan, Hung Le, Kien Do, Truyen Tran, Aditya Ghose, Hoa Dam und Renuka Sindhgatta. „DeepProcess: Supporting Business Process Execution Using a MANN-Based Recommender System“. In: *Service-Oriented Computing*. Hrsg. von Hakim Hacid, Odej Kao, Massimo Mecella, Naouel Moha und Hye-young Paik. Cham: Springer International Publishing, 2021, S. 19–33. ISBN: 978-3-030-91431-8.

[79] Barbara Ann Kitchenham und Stuart Charters. *Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering*. English. Techn. Ber. EBSE 2007-001. Keele University und Durham University Joint Report, Juni 2007. URL: https://www.elsevier.com/__data/promis_misc/525444systematicreviewsguide.pdf.

[80] Bart P. Knijnenburg, Martijn C. Willemsen, Zeno Gantner, Hakan Soncu und Chris Newell. „Explaining the user experience of recommender systems". In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 22.4-5 (2012). ISSN: 09241868. DOI: 10.1007/s11257-011-9118-4.

[81] Ron Kohavi, DIane Tang und Ya Xu. *Trustworthy Online Controlled Experiments: A Practical Guide to A/B Testing*. Cambridge University Press, 2020.

[82] Agnes Koschmider, Thomas Hornung und Andreas Oberweis. „Recommendation-based editor for business process modeling". In: *Data & Knowledge Engineering* 70.6 (2011), S. 483–503. ISSN: 0169-023X. DOI: https://doi.org/10.1016/j.datak.2011.02.002. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169023X11000164.

[83] Thomas Koulopoulos. *the workflow imperative building real world business solutions*. 1995.

[84] Werner Kroeber-Riel und Andrea Gröppel-Klein. *Konsumentenverhalten*. 11. Aufl. München: C.H.BECK, 2019.

[85] Kateryna Kubrak, Fredrik Milani, Alexander Nolte und Marlon Dumas. „Prescriptive Process Monitoring: Quo Vadis?" In: *CoRR* abs/2112.01769 (2021). URL: https://arxiv.org/abs/2112.01769.

[86] Ralf Laue, Agnes Koschmider und Dirk Fahland. *Prozessmanagement und Process-Mining - Grundlagen*. Zwickau: De Gruyter Studium, 2021.

[87] Averill M. Law. *Simulation Modeling and Analysis*. 5. Aufl. New York: McGraw-Hill, 2014.

[88] Peter Lawrence. *Workflow handbook 1997*. Hrsg. von Peter Lawrence. USA: John Wiley & Sons, Inc., 1997. ISBN: 0471969478.

[89] Blerina Lika, Kostas Kolomvatsos und Stathes Hadjiefthymiades. „Facing the Cold-Start Problem in Recommender Systems: A Survey". In: *Expert Systems with Applications* 41 (2014).

[90] R Likert. „A technique for the measurement of attitudes". In: *Archives of Psychology* 140 (1932).

[91] Greg Linden, Brent Smith und Jeremy York. „Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering". In: *IEEE Internet Computing* 7.1 (2003). ISSN: 10897801. DOI: 10.1109/MIC.2003.1167344.

[92] Qianlan Liu und Budan Wu. „Prediction of Business Process Outcome based on Historical Log“. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Computer Modeling and Simulation*. ICCMS '18. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2018, S. 118–122. ISBN: 9781450363396. DOI: 10.1145/3177457.3177465. URL: https://doi.org/10.1145/3177457.3177465.

[93] Pasquale Lops, Marco de Gemmis und Giovanni Semeraro. „Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends“. In: *Recommender Systems Handbook*. 2011. DOI: 10.1007/978-0-387-85820-3{_}3.

[94] Werner Ludwig Berekoven und Peter Ellenrieder Eckert. *Marktforschung- Methodische Grundlagen und praktische Anwendung*. 12. Aufl. Wiesbaden: Gabler Verlag Wiesbaden, Juli 2009. ISBN: 978-3-8349-8267-4. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-8349-8267-4.

[95] J MacQueen. „Some methods for classification and analysis of multivariate observations“. In: *Proceedings of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. Bd. 1. 1967.

[96] Nikos Manouselis und Constantina Costopoulou. „Analysis and Classification of Multi-Criteria Recommender Systems“. In: *World Wide Web* 10.4 (2007), S. 415–441. ISSN: 1573-1413. DOI: 10.1007/s11280-007-0019-8. URL: https://doi.org/10.1007/s11280-007-0019-8.

[97] Sean M. McNee, John Riedl und Joseph A. Konstan. „Being accurate is not enough: How accuracy metrics have hurt recommender systems“. In: *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*. 2006. DOI: 10.1145/1125451.1125659.

[98] Jan Mendling, Hajo A. Reijers und Jorge Cardoso. „What makes process models understandable?“ In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Bd. 4714 LNCS. 2007. DOI: 10.1007/978-3-540-75183-0{_}4.

[99] Peter Mertens, Volker Borkowski und Wolfgang Geis. *Betriebliche Expertensystem-Anwendungen*. 3. Aufl. Berlin: Springer-Verlag, 1993.

[100] Steven Mertens, Frederik Gailly und Geert Poels. „Generating Business Process Recommendations with a Population-Based Meta-Heuristic“. In: *Business Process Management Workshops*. Hrsg. von Fabiana Fournier und Jan Mendling. Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 516–528. ISBN: 978-3-319-15895-2.

[101] Marco Mevius. „Kennzahlenbasiertes Management von Geschäftsprozessen mit Petri-Netzen“. Diss. 2006.

[102] Tim Miller. *Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences*. 2019. DOI: 10.1016/j.artint.2018.07.007.

[103] Xia Ning, Christian Desrosiers und George Karypis. „A Comprehensive Survey of Neighborhood-Based Recommendation Methods“. In: *Recommender Systems Handbook*. Hrsg. von Francesco Ricci und Bracha Rokach Lior Shapira. Boston, MA: Springer US, 2015, S. 37–76. ISBN: 978-1-4899-7637-6. DOI: 10.1007/978-1-4899-7637-6{_}2. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_2.

[104] OMG. *Business Process Model and Notation (BPMN), Version 2.0*. Jan. 2011. URL: http://www.omg.org/spec/BPMN/2.0.

[105] Douglas W Oard und Jinmook Kim. „Implicit Feedback for Recommender Systems“. In: *Proceedings of the AAAI workshop on recommender systems* (1998).

[106] Andrew Oswald, Eugenio Proto und Daniel Sgroi. „Happiness and Productivity“. In: *Journal of Labor Economics* 1 (2015). DOI: 10.1086/681096.

[107] Matthew J Page u. a. „The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews“. In: *BMJ* 372 (2021). DOI: 10.1136/bmj.n71. URL: https://www.bmj.com/content/372/bmj.n71.

[108] David Parmenter. *Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs*. 2. Aufl. Wiley, 2010. DOI: 978-0470545157.

[109] Michael J. Pazzani und Daniel Billsus. „Content-based recommendation systems“. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Bd. 4321 LNCS. 2007. DOI: 10.1007/978-3-540-72079-9{_}10.

[110] Karl Pearson. „Mathematical contributions to the theory of evolution.—III. Regression, heredity, and panmixia“. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character* 187 (1896). ISSN: 0264-3952. DOI: 10.1098/rsta.1896.0007.

[111] Ken Peffers, Tuure Tuunanen, Marcus Rothenberger und S Chatterjee. „A design science research methodology for information systems research“. In: *Journal of Management Information Systems* 24 (Jan. 2007), S. 45–77.

[112] Ladislav Peska und Stepan Balcar. „The Effect of Feedback Granularity on Recommender Systems Performance“. In: *RecSys 2022 - Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems*. 2022. DOI: 10.1145/3523227.3551479.

[113] Sebastian Petter, Myriel Fichtner und Jablonski Stefan. „Considering User Preferences During Business Process Execution Using Content-Based Filtering“. In: *Enterprise Information Systems*. Hrsg. von Joaquim Filipe, Michał Śmiałek, Alexander Brodsky und Slimane Hammoudi. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023, S. 415–429. ISBN: 978-3-031-39386-0.

[114] Sebastian Petter, Myriel Fichtner, Stefan Schönig und Stefan Jablonski. „Content-based Filtering for Worklist Reordering to improve User Satisfaction: A Position Paper“. In: *Proceedings of the 24th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 2: ICEIS*. SciTePress, 2022, S. 589–596. ISBN: 978-989-758-569-2. DOI: 10.5220/0011092900003179.

[115] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „Recommender Systems in Business Process Management: A Systematic Literature Review“. In: *Proceedings of the 25th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 2: ICEIS*. SciTePress, 2023, S. 431–442. ISBN: 978-989-758-648-4. DOI: 10.5220/0012039500003467.

[116] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „A Generic Approach Towards Adapting User Preferences in Business Process Execution“. In: *Enterprise, Business-Process and Information Systems Modeling*. Hrsg. von Han van der Aa, Dominik Bork, Rainer Schmidt und Arnon Sturm. Cham: Springer Nature Switzerland, Mai 2024, S. 73–86. ISBN: 978-3-031-61007-3.

[117] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „Process-Specific Extensions for Enhanced Recommender Systems in Business Process Management“. In: *Advanced Information Systems Engineering Workshops*. Hrsg. von João Paulo A. Almeida, Claudio Di Ciccio und Christos Kalloniatis. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, S. 275–290. ISBN: 978-3-031-61003-5.

[118] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „RecPro: A User-Centric Recommendation Tool for Business Process Execution“. In: *Intelligent Information Systems*. Hrsg. von Arnon Islam Shareeful Sturm. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, S. 102–110. ISBN: 978-3-031-61000-4.

[119] Johannes Pflug und Stefanie Rinderle-Ma. „Analyzing the Effects of Reordering Work List Items for Selected Control Flow Patterns“. In: *2015 IEEE 19th International Enterprise Distributed Object Computing Workshop*. Sep. 2015, S. 14–23. DOI: 10.1109/EDOCW.2015.26.

[120] Anastasiia Pika und Moe T Wynn. „Workforce Upskilling: A History-Based Approach for Recommending Unfamiliar Process Activities“. In: *Advanced Information Systems Engineering*. Hrsg. von Schahram Dustdar, Eric Yu, Camille Salinesi, Dominique Rieu und Vik Pant. Cham: Springer International Publishing, 2020, S. 334–349. ISBN: 978-3-030-49435-3.

[121] Anastasiia Pika und Moe Thandar Wynn. „A Machine Learning Based Approach for Recommending Unfamiliar Process Activities“. In: *IEEE Access* 9 (Juni 2021), S. 104969–104979. ISSN: 2169-3536. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3096513.

[122] Klaus Pohl und Chris Rupp. *Requirements Engineering Fundamentals: A Study Guide for the Certified Professional for Requirements Engineering Exam-Foundation Level – IREB compliant*, Bd. 53. 9. 2015.

[123] Pearl Pu, Li Chen und Rong Hu. „Evaluating recommender systems from the user's perspective: Survey of the state of the art". In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 22.4-5 (2012). ISSN: 09241868. DOI: 10.1007/s11257-011-9115-7.

[124] Jan Recker. „Opportunities and constraints: The current struggle with BPMN". In: *Business Process Management Journal* 16.1 (2010). ISSN: 14637154. DOI: 10.1108/14637151011018001.

[125] Manfred Reichert und Barbara Weber. *Enabling flexibility in process-aware information systems: Challenges, methods, technologies*. 2012. DOI: 10.1007/978-3-642-30409-5.

[126] Lars Reinkemeyer. *Process Mining in Action*. 1. Aufl. Cham: Springer, 2020.

[127] Paul Resnick, Neophytos Iacovou, Mitesh Suchak, Peter Bergstrom und John Riedl. „GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews". In: *Proceedings of the 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, CSCW 1994*. 1994. DOI: 10.1145/192844.192905.

[128] Francesco Ricci, Lior Rokach und Bracha Shapira. „Introduction to Recommender Systems Handbook". In: *Recommender Systems Handbook*. 2011. DOI: 10.1007/978-0-387-85820-3{_}1.

[129] Francesco Ricci, Lior Rokach und Bracha Shapira. *Recommender Systems Handbook: Third Edition*. 2022. DOI: 10.1007/978-1-0716-2197-4.

[130] Francesco Ricci, Bracha Shapira und Lior Rokach. *Recommender systems handbook, Second edition*. 2015. DOI: 10.1007/978-1-4899-7637-6.

[131] M. Rosemann und W. M.P. van der Aalst. „A configurable reference modelling language". In: *Information Systems* 32.1 (2007). ISSN: 03064379. DOI: 10.1016/j.is.2005.05.003.

[132] Michael Rosemann und Jan vom Brocke. „The Six Core Elements of Business Process Management". In: *Handbook on Business Process Management 1: Introduction, Methods, and Information Systems*. Hrsg. von Michael vom Brocke JanRosemann. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015, S. 105–122. ISBN: 978-3-642-45100-3. DOI: 10.1007/978-3-642-45100-3{_}5. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-642-45100-3_5.

[133] Michael Rosemann, Jan Recker und Christian Flender. „Contextualisation of business processes". In: *International Journal of Business Process Integration and Management* 3.1 (2008). ISSN: 17418771. DOI: 10.1504/IJBPIM.2008.019347.

[134] Nick Russell, Wil M P van van der Aalst und Arthur H M ter Hofstede. *Workflow Patterns: The Definitive Guide*. The MIT Press, 2016. ISBN: 0262029820.

[135] Gerard Salton und Christopher Buckley. „Term-weighting approaches in automatic text retrieval“. In: *Information Processing and Management* 24.5 (1988). ISSN: 03064573. DOI: 10.1016/0306-4573(88)90021-0.

[136] Joy Lal Sarkar, Abhishek Majumder, Chhabi Rani Panigrahi, Sudipta Roy und Bibudhendu Pati. „Tourism recommendation system: a survey and future research directions“. In: *Multimedia Tools and Applications* 82.6 (2023). ISSN: 15737721. DOI: 10.1007/s11042-022-12167-w.

[137] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan und John Riedl. „Item-based collaborative filtering recommendation algorithms“. In: *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web, WWW 2001*. 2001. DOI: 10.1145/371920.372071.

[138] J. Ben Schafer, Joseph A. Konstan und John Riedl. „E-commerce recommendation applications“. In: *Data Mining and Knowledge Discovery* 5.1-2 (2001). ISSN: 13845810. DOI: 10.1007/978-1-4615-1627-9{_}6.

[139] August Wilhelm Scheer, Oliver Thomas und Otmar Adam. „Process Modeling using Event-Driven Process Chains“. In: *Process-Aware Information Systems: Bridging People and Software through Process Technology*. 2005. DOI: 10.1002/0471741442.ch6.

[140] Andrew I. Schein, Alexandrin Popescul, Lyle H. Ungar und David M. Pennock. „Methods and metrics for cold-start recommendations“. In: *SIGIR Forum (ACM Special Interest Group on Information Retrieval)*. 2002. DOI: 10.1145/564418.564421.

[141] Johannes Schobel und Manfred Reichert. „A Predictive Approach Enabling Process Execution Recommendations“. In: *Advances in Intelligent Process-Aware Information Systems: Concepts, Methods, and Technologies*. Hrsg. von Grambow Gregor, Roy Oberhauser und Manfred Reichert. Cham: Springer International Publishing, 2017, S. 155–170. ISBN: 978-3-319-52181-7. DOI: 10.1007/978-3-319-52181-7{_}6. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-52181-7_6.

[142] Helen Schonenberg, Barbara Weber, Boudewijn van Dongen und Wil van der Aalst. „Supporting Flexible Processes through Recommendations Based on History“. In: *Business Process Management*. Hrsg. von Marlon Dumas, Manfred Reichert und Ming-Chien Shan. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008, S. 51–66. ISBN: 978-3-540-85758-7.

[143] Andreas Schubert, Tobias vor der Brüggen und Marco Haferburg. *Sicherung der Zukunfts- und Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen durch Verbesserung qualitativer humanressourcenorientierter Kriterien.* Techn. Ber. Dortmund: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, 2009.

[144] Mukhammad Andri Setiawan und Shazia Sadiq. „Experience Driven Process Improvement“. In: *Enterprise, Business-Process and Information Systems Modeling*. Hrsg. von Terry Halpin, Selmin Nurcan, John Krogstie, Pnina Soffer, Erik Proper, Rainer Schmidt und Ilia Bider. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, S. 75–87. ISBN: 978-3-642-21759-3.

[145] Mukhammad Andri Setiawan, Shazia Sadiq und Ryan Kirkman. „Facilitating Business Process Improvement through Personalized Recommendation“. In: *Business Information Systems*. Hrsg. von Witold Abramowicz. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, S. 136–147. ISBN: 978-3-642-21863-7.

[146] Itamar Simonson. „Determinants of Customers' Responses to Customized Offers: Conceptual Framework and Research Propositions“. In: *Journal of Marketing* 69.1 (2005), S. 32–45. DOI: 10.1509/jmkg.69.1.32.55512. URL: https://doi.org/10.1509/jmkg.69.1.32.55512.

[147] Brent Smith und Greg Linden. „Two Decades of Recommender Systems at Amazon.com“. In: *IEEE Internet Computing* 21.3 (2017). ISSN: 10897801. DOI: 10.1109/MIC.2017.72.

[148] Barry Smyth und Paul McClave. „Similarity vs. Diversity“. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Bd. 2080. 2001. DOI: 10.1007/3-540-44593-5{_}25.

[149] Diana Sola. „Towards a Rule-Based Recommendation Approach for Business Process Modeling“. In: *Service-Oriented Computing – ICSOC 2020 Workshops*. Hrsg. von Hakim Hacid, Fatma Outay, Hye-young Paik, Amira Alloum, Marinella Petrocchi, Mohamed Reda Bouadjenek, Amin Beheshti, Xumin Liu und Abderrahmane Maaradji. Cham: Springer International Publishing, 2021, S. 25–31. ISBN: 978-3-030-76352-7.

[150] Ian Sommerville. *Software engineering (10th edition)*. 2016.

[151] Michael Steiner. *Nachfragerorientierte Präferenzmessung*. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag, Juli 2007. DOI: 10.1007/978-3-8350-9593-9.

[152] Fatima Zohra Trabelsi, Amal Khtira und Bouchra El Asri. „Towards an Approach of Recommendation in Business Processes Using Decision Trees“. In: *2021 International Symposium on Computer Science and Intelligent Controls (ISCSIC)*. Nov. 2021, S. 341–347. DOI: 10.1109/ISCSIC54682.2021.00068.

[153] Hansruedi Tremp. *Agile objektorientierte Anforderungsanalyse*. 2022.

[154] Wil M.P. Van Der Aalst. „Business process management demystified: A tutorial on models, systems and standards for workflow management“. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 3098 (2004). ISSN: 16113349. DOI: 10.1007/978-3-540-27755-2{_}1.

[155] Wil Van Der Aalst, Ton Weijters und Laura Maruster. „Workflow mining: Discovering process models from event logs“. In: *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 16.9 (2004). ISSN: 10414347. DOI: 10.1109/TKDE.2004.47.

[156] Bin Wang, Mohammadreza Rahimi, Dequan Zhou und Xin Wang. „Expectation-maximization collaborative filtering with explicit and implicit feedback“. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Bd. 7301 LNAI. PART 1. 2012. DOI: 10.1007/978-3-642-30217-6{_}50.

[157] Jane Webster und Richard T Watson. „Analyzing the Past to Prepare for the Future: Writing a Literature Review.“ In: *MIS Quarterly* 26.2 (2002). ISSN: 02767783. DOI: 10.1.1.104.6570.

[158] Sven Weinzierl, Sebastian Dunzer, Sandra Zilker und Martin Matzner. „Prescriptive Business Process Monitoring for Recommending Next Best Actions“. In: *Business Process Management Forum*. Hrsg. von Dirk Fahland, Chiara Ghidini, Jörg Becker und Marlon Dumas. Cham: Springer International Publishing, 2020, S. 193–209. ISBN: 978-3-030-58638-6.

[159] Mathias Weske. „Business Process Management“. In: *Business Process Management*. 2019. DOI: 10.1007/978-3-662-59432-2{_}8.

[160] Jules White, Quchen Fu, Sam Hays, Michael Sandborn, Carlos Olea, Henry Gilbert, Ashraf Elnashar, Jesse Spencer-Smith und Douglas Schmidt. *A Prompt Pattern Catalog to Enhance Prompt Engineering with ChatGPT*. Apr. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2302.11382.

[161] Sen Yang, Xin Dong, Leilei Sun, Yichen Zhou, Richard A Farneth, Hui Xiong, Randall S Burd und Ivan Marsic. „A Data-driven Process Recommender Framework“. In: *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. KDD '17. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2017, S. 2111–2120. ISBN: 9781450348874. DOI: 10.1145/3097983.3098174. URL: https://doi.org/10.1145/3097983.3098174.

[162] Mansoureh Yari Eili und Jalal Rezaeenour. „A survey on recommendation in process mining“. In: *Concurrency and Computation: Practice and Experience* 34.26 (2022), e7304. DOI: https://doi.org/10.1002/cpe.7304. URL: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/cpe.7304.

[163] Qian Zhao, F. Maxwell Harper, Gediminas Adomavicius und Joseph A. Konstan. „Explicit or implicit feedback? engagement or satisfaction?“ In: 2018. DOI: 10.1145/3167132.3167275.

[164] Weidong Zhao, Haitao Liu, Weihui Dai und Jian Ma. „An entropy-based clustering ensemble method to support resource allocation in business process management“. In: *Knowledge and Information Systems* 48.2 (2016), S. 305–330. ISSN: 0219-3116. DOI: 10.1007/s10115-015-0879-7. URL: https://doi.org/10.1007/s10115-015-0879-7.

[165] Tianqing Zhu, Gang Li, Wanlei Zhou und Philip S. Yu. „Differentially private recommender system“. In: *Advances in Information Security*. Bd. 69. 2017. DOI: 10.1007/978-3-319-62004-6{_}10.

[166] Jürgen Ziegler und Benedikt Loepp. „Empfehlungssysteme“. In: *Handbuch Digitale Wirtschaft*. Hrsg. von Tobias Kollmann. 1. Aufl. Wiesbaden: Springer Gabler, 2020.

EIGENE PUBLIKATIONEN

[1] Lars Ackermann, Stefan Schönig, Sebastian Petter, Nicolai Schützenmeier und Stefan Jablonski. „Execution of Multi-perspective Declarative Process Models“. In: *On the Move to Meaningful Internet Systems.* Bd. 11230. Programming and Software Engineering. Valletta, Malta, 2018, S. 154–172. ISBN: 978-3-030-02671-4.

[2] Jens Geiger, Stefan Jablonski, Sebastian Petter, Louis Püschel und Maximilian Röglinger. „Managing Agile Business Processes at N-DECT : Development of a Process-Aware Information System for Agile Business Processes“. In: *Business Process Management Cases. Band 2. Digital Transformation - Strategy, Processes and Execution*. Berlin: Springer, 2021, S. 93–108. ISBN: 978-3-662-63046-4.

[3] Sebastian Petter, Myriel Fichtner und Stefan Jablonski. „Considering User Preferences During Business Process Execution Using Content-Based Filtering“. In: *Enterprise Information Systems*. Hrsg. von Joaquim Filipe, Michał Śmiałek, Alexander Brodsky und Slimane Hammoudi. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023, S. 415–429. ISBN: 978-3-031-39386-0.

[4] Sebastian Petter, Myriel Fichtner, Stefan Schönig und Stefan Jablonski. „Content-based Filtering for Worklist Reordering to improve User Satisfaction: A Position Paper“. In: *Proceedings of the 24th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 2: ICEIS*. SciTePress, 2022, S. 589–596. ISBN: 978-989-758-569-2. DOI: 10.5220/0011092900003179.

[5] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „Recommender Systems in Business Process Management: A Systematic Literature Review“. In: *Proceedings of the 25th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 2: ICEIS*. SciTePress, 2023, S. 431–442. ISBN: 978-989-758-648-4. DOI: 10.5220/0012039500003467.

[6] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „A Generic Approach Towards Adapting User Preferences in Business Process Execution“. In: *Enterprise, Business-Process and Information Systems Modeling*. Hrsg. von Han van der Aa, Dominik Bork, Rainer Schmidt und Arnon Sturm. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, S. 73–86. ISBN: 978-3-031-61007-3.

[7] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „Process-Specific Extensions for Enhanced Recommender Systems in Business Process Management“. In: *Advanced Information Systems Engineering Workshops*. Hrsg. von João Paulo A. Almeida, Claudio Di Ciccio und Christos Kalloniatis. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, S. 275–290. ISBN: 978-3-031-61003-5.

[8] Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „RecPro: A User-Centric Recommendation Tool for Business Process Execution“. In: *Intelligent Information Systems*. Hrsg. von Shareeful Islam und Arnon Sturm. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, S. 102–110. ISBN: 978-3-031-61000-4.

[9] Nicolai Schützenmeier, Martin Käppel, Lars Ackermann, Stefan Jablonski und Sebastian Petter. „Automaton-based comparison of Declare process models“. In: *Software and Systems Modeling* 22 (2023), S. 667–685. ISSN: 1619-1374.

[10] Nicolai Schützenmeier, Martin Käppel, Sebastian Petter und Stefan Jablonski. „Upper-Bounded Model Checking for Declarative Process Models“. In: *The Practice of Enterprise Modeling*. Bd. 432. Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer, Apr. 2021, S. 195–211. ISBN: 978-3-030-91279-6.

[11] Nicolai Schützenmeier, Martin Käppel, Sebastian Petter, Stefan Schönig und Stefan Jablonski. „Detection of Declarative Process Constraints in LTL Formulas“. In: *Enterprise and Organizational Modeling and Simulation*. Bd. 366. Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer, 2019, S. 131–145. ISBN: 978-3-030-35646-0.