



Hochschule Karlsruhe  
University of Applied Sciences

Fakultät für Informatik und Wirtschaftsinformatik  
Wirtschaftsinformatik

## MASTERTHESIS

Besetzung offener Projektpositionen durch ein bilaterales Empfehlungs-  
system

von	Herr Johannes Link
Matrikelnr.	66354
Arbeitsplatz	EXXETA AG, Karlsruhe
Erstbetreuer	Prof. Dr. Andreas Peter Schmidt
Zweitbetreuer	Prof. Dr. Jan Stöß
Abgabetermin	30.09.2021

Karlsruhe, 30.09.2021

Vorsitzender des Prüfungsausschusses



## ERKLÄRUNG

---

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die hier vorgelegte Master-Thesis selbstständig und ausschließlich unter Verwendung der angegebenen Literatur und sonstigen Hilfsmittel verfasst habe. Die Arbeit wurde in gleicher oder ähnlicher Form keiner anderen Prüfungsbehörde zur Erlangung eines akademischen Grades vorgelegt.

*Karlsruhe, 30. September 2021*

---

Johannes Link

## ZUSAMMENFASSUNG

---

Die Besetzung offener Projektpositionen wird verschiedenen Publikationen zu Folge eine immer häufiger auftretende Tätigkeit in der Wirtschaft sein. Unterstützung können dabei Empfehlungssysteme im Bereich der Personalauswahl bieten. Diese richten sich bislang zumeist entweder an Personalverantwortliche oder an Stellensuchende. Das Konzept des Person-Environment Fits aus der Organisationspsychologie zeigt jedoch, dass die gemeinsame Betrachtung von Personalverantwortlichen und Angestellten die Ergebnisse beider Parteien optimieren kann. Empfehlungssysteme werden in der Literatur als bilateral bezeichnet, wenn sie diese Theorie implementieren.

Die vorliegende Arbeit überprüfte, ob bilaterale Empfehlungssysteme bei der Besetzung offener Projektpositionen die Zufriedenheit der Angestellten mit der vorgeschlagenen Stelle und gleichzeitig die von den empfohlenen Mitarbeitern erwartete Arbeitsleistung seitens der Projektmanager erhöht. Das zu diesem Zweck implementierte Empfehlungssystem sortierte die Mitarbeiter eines Unternehmens für mehrere Projektpositionen sowohl über einen uni- als auch einen bilateralen Ansatz. Die bilaterale Variante bezog die Präferenzen von Projektmanagern und Angestellten in die Empfehlungsbestimmung ein. Der unilaterale Ansatz betrachtete dagegen lediglich die Wünsche der Projektverantwortlichen.

Eine anschließende Fallstudie unter Projektmanagern und Mitarbeitern des Unternehmens zeigte, dass der bilaterale Empfehlungsansatz die Zufriedenheit der Angestellten erhöhen und die erwartete Arbeitsleistung bei den Projektmanagern steigern konnte, wenn sich die Mitarbeiter mehrheitlich mit einer Tätigkeit auf der betrachteten Projektposition zufrieden zeigten.

Als Ursache für diese Beobachtung wird die Erhebung der Präferenzen der Mitarbeiter betrachtet. Das bilaterale Empfehlungssystem nutzte booleschen Werte, um die präferierten Fähigkeiten der Angestellten stärker zu gewichten. Bei nicht gewünschten Kompetenzen wurde jedoch nicht unterschieden, ob ein Angestellter dieser Fähigkeit neutral gegenübersteht oder ob er diese nicht bei der Projektarbeit anwenden möchte. Aus diesem Grund wird für folgende Arbeiten empfohlen, den im Rahmen dieser Arbeit implementierten Empfehlungsansatz um eine dreistufige Skala mit entsprechender negativer Präferenz zu erweitern. Bei der Implementierung sollten die Mitarbeiter bei vorhandenem Wunsch weiterhin höher positioniert werden, bei negativer Präferenz sollten sie jedoch zusätzlich niedriger einsortiert werden. Unter Betrachtung dieser Veränderungen sollte die Evaluation unter Mitarbeitern und Projektmanagern erneut durchgeführt und die Forschungsfrage entsprechend untersucht werden.

# INHALTSVERZEICHNIS

---

## I THESIS

1	EINFÜHRUNG	2
1.1	Motivation . . . . .	2
1.2	Zielsetzung . . . . .	3
1.3	Gang der Arbeit . . . . .	3
2	PERSON-ENVIRONMENT FIT	4
2.1	Einführung . . . . .	4
2.2	Ergänzender und komplementärer Fit . . . . .	5
2.3	Historische Entwicklung . . . . .	7
2.4	Objektiver und subjektiver P-E Fit . . . . .	9
2.5	Auswirkungen von P-E Misfits . . . . .	10
2.6	Einbeziehung der Wichtigkeiten von Bedürfnissen . . . . .	12
2.7	Anwendung von Regressionsgleichungen . . . . .	13
3	EMPFEHLUNGSSYSTEME	15
3.1	Einführung . . . . .	15
3.2	Zugrundeliegende Datenstruktur . . . . .	16
3.3	Kollaboratives Filtern . . . . .	17
3.3.1	Speicherbasierte Verfahren . . . . .	17
3.3.2	Modellbasierte Verfahren . . . . .	22
3.4	Inhaltsbasiertes Filtern . . . . .	24
3.5	Wissensbasierte Empfehlungssysteme . . . . .	25
3.6	Hybride Empfehlungssysteme . . . . .	26
4	VERWANDTE ARBEITEN	27
4.1	Nicht auf dem P-E Fit basierende Systeme . . . . .	27
4.2	Auf dem P-E Fit basierende bilaterale Systeme . . . . .	28
4.2.1	Empfehlungssystem für Personalsachbearbeiter . . . . .	28
4.2.2	Einbeziehung von Präferenzen der Kandidaten . . . . .	29
4.2.3	System zur bilateralen Vertrauensbestimmung . . . . .	30
4.2.4	Framework zur Bestimmung von Person-Job und Person-Team Fit . . . . .	32
4.3	Wechselseitige Empfehlungssysteme zum Person-Job Fit . . . . .	33
4.3.1	System zur Einstellung von Hochschulabsolventen . . . . .	34
4.3.2	Wechselseitige Empfehlungen mittels Kosinus-Distanz . . . . .	34
4.4	Graphenbasiertes Empfehlungssystem . . . . .	36
5	METHODIK	39
5.1	Art der Forschung . . . . .	39
5.2	Verwendete Daten des Unternehmens . . . . .	40
5.3	Aufbau des hybriden Empfehlungssystems . . . . .	42
5.3.1	Intranetservice . . . . .	43
5.3.2	Matrixservice . . . . .	44

5.3.3	Empfehlungsservice . . . . .	48
5.4	Geplante Fallstudie . . . . .	52
5.5	Befragung der Projektmitarbeiter . . . . .	53
5.6	Befragung der Projektmanager . . . . .	55
6	FORSCHUNGSERGEBNISSE . . . . .	57
6.1	Fähigkeiten und Präferenzen der Mitarbeiter . . . . .	57
6.1.1	Fähigkeitsbewertungen in Umfrage und Intranet . . . . .	57
6.1.2	Bewertungen hinsichtlich der Projektpositionen . . . . .	58
6.2	Ergebnisse der Fallstudie . . . . .	59
6.2.1	Erwartete Zufriedenheit der Mitarbeiter . . . . .	59
6.2.2	Prognostizierte Arbeitsleistung der Projektmanager . . . . .	61
6.2.3	Einschätzungen hinsichtlich möglicher Unterforderung . . . . .	61
7	DISKUSSION . . . . .	63
7.1	Zusammenfassung der Forschungsergebnisse . . . . .	63
7.2	Interpretation der Forschungsergebnisse . . . . .	63
7.3	Einordnung in die Literatur und Ausblick . . . . .	68
8	FAZIT . . . . .	69
 <b>II APPENDIX</b>		
A	NEBENRECHNUNGEN . . . . .	72
A.1	Bestimmung der Katz-Zentralität . . . . .	72
A.2	Beispielrechnung für die unilateralen Komponente . . . . .	74
A.3	Beispielrechnung für die bilateralen Komponente . . . . .	76
 LITERATUR . . . . .		 78

## ABBILDUNGSVERZEICHNIS

---

Abbildung 2.1	Zusammenwirken von Person, Umgebung, P-E Fit und Ergebnis . . . . .	4
Abbildung 2.2	Ergänzender und komplementärer P-E Fit . . . . .	6
Abbildung 2.3	Objektiver und subjektiver P-E Fit . . . . .	9
Abbildung 2.4	Auswirkungen eines Bedürfnisse-Angebote Misfits . .	10
Abbildung 2.5	Stauchung von Funktionsgraphen durch Wichtigkeiten	13
Abbildung 2.6	Dreidimensionale Beziehung von P-E Fit und Zufriedenheit . . . . .	14
Abbildung 3.1	Darstellung des langen (Ratten-)Schwanzes . . . . .	19
Abbildung 3.2	Darstellung der Fähigkeitsmatrix aus Tabelle 3.1 in der Datenstruktur eines Graphen . . . . .	20
Abbildung 4.1	Modell des hybriden Empfehlungssystems für Personalsachbearbeiter . . . . .	28
Abbildung 4.2	Ansätze zur Berechnung des Vertrauens zwischen potentiellen Teammitgliedern [80, S. 5] . . . . .	30
Abbildung 4.3	Framework von Keim [65, S. 5] (Eigene Darstellung in Anlehnung an [65, S. 5]) . . . . .	32
Abbildung 4.4	Tabelle mit Merkmalskategorien im wechselseitigen Empfehlungssystem von Hong et al. [58, S. 2] (Eigene Darstellung in Anlehnung an [58, S. 2]) . . . . .	35
Abbildung 4.5	Graphenstruktur des wechselseitigen Empfehlungssystems . . . . .	37
Abbildung 5.1	Hinzufügen einer Fähigkeit mit Angabe des entsprechenden Kenntnisniveaus im EXXETA-Intranet . . . . .	40
Abbildung 5.2	Auszug aus der Umfrage zur Erhebung der Mitarbeiter-Präferenzen . . . . .	41
Abbildung 5.3	Systemarchitektur des hybriden Empfehlungssystems .	42
Abbildung 5.4	Graph aus Abbildung 3.2 mit zusätzlicher Teamzuordnung . . . . .	45
Abbildung 5.5	Auswirkungen eines Bedürfnisse-Angebote Misfits (Eigene Darstellung in Anlehnung an [35, S. 23]) . . . . .	49
Abbildung 5.6	Für die Evaluation definierte Projektpositionen . . . . .	53
Abbildung 5.7	Bewertung eines Projektes im Fragebogen der Mitarbeiter . . . . .	54
Abbildung 5.8	Frage zur Unterforderung der Mitarbeiter im Fragebogen der Angestellten . . . . .	54
Abbildung 5.9	Frage zur Bewertung der unterschiedlichen Listen (Klarnamen wurden aus Datenschutzgründen nachträglich pseudonymisiert) . . . . .	55
Abbildung 5.10	Frage zur Unterforderung der Mitarbeiter im Fragebogen der Projektmanager . . . . .	56

Abbildung 6.1	Langer (Ratten-)Schwanz bei beherrschten und präferierten Fähigkeiten der Mitarbeiter . . . . .	57
Abbildung 6.2	Anteil beherrschter und präferierter Fähigkeiten bei einem durchschnittlichen Mitarbeiter . . . . .	58
Abbildung 6.3	Anteil an Mitarbeitern, welche die in den Beispielpositionen gesuchten Fähigkeiten beherrschen und/oder präferieren . . . . .	59
Abbildung 6.4	Anzahl an Mitarbeitern, welche zufrieden bzw. unzufrieden mit der Tätigkeit auf den jeweiligen vordefinierten Projektpositionen wären . . . . .	60
Abbildung 6.5	Ergebnisse des bilateralen Empfehlungsansatzes im Vergleich zum unilateralen Vorgehen hinsichtlich der Mitarbeiterzufriedenheit . . . . .	60
Abbildung 6.6	Ergebnisse der Umfrage unter den Projektmanager hinsichtlich der erwarteten Arbeitsleistung der Mitarbeiter . . . . .	61
Abbildung 6.7	Umgang mit Unterforderung bei Projektmanagern und Mitarbeitern . . . . .	62
Abbildung 7.1	Anzahl an Mitarbeitern, welche zufrieden bzw. unzufrieden mit der Tätigkeit auf den jeweiligen vordefinierten Projektpositionen wären . . . . .	65
Abbildung 7.2	Ergebnisse des bilateralen Empfehlungsansatzes im Vergleich zum unilateralen Vorgehen hinsichtlich der Mitarbeiterzufriedenheit . . . . .	65
Abbildung 7.3	Ergebnisse der Umfrage unter den Projektmanager hinsichtlich der erwarteten Arbeitsleistung der Mitarbeiter . . . . .	66
Abbildung 7.4	Mitarbeiter-Vorschläge für Projektposition D in der Umfrage unter den Projektmanagern (Klarnamen wurden aus Datenschutzgründen nachträglich pseudonymisiert) . . . . .	67



## TABELLENVERZEICHNIS

---

Tabelle 3.1	Beispiel für die Matrixdarstellung von Fähigkeiten . . .	16
Tabelle 3.2	Anzahl an Verbindungen im Graphen aus Abbildung 3.2 . . . . .	21
Tabelle 3.3	Berechnete Katz-Zentralität mit $\beta = 0.125$ für Tabelle 3.2 . . . . .	22
Tabelle 3.4	Beispielhafte Unterteilung einer Matrix in Trainings- und Testdaten . . . . .	23
Tabelle 5.1	Vereinfachung der im Intranet hinterlegten Kompe- tenzniveaus . . . . .	41
Tabelle 5.2	Präferierte Fähigkeiten der Beispielnutzer . . . . .	42
Tabelle 5.3	Ergebnisse des Katz-Algorithmus für die Kompetenz MySQL im Graphen aus Abbildung 5.4 . . . . .	46
Tabelle 5.4	Ergebnisse des Katz-Algorithmus für die Kompetenz MySQL im Graphen aus Abbildung 5.4 . . . . .	47
Tabelle 5.5	Ergebnisliste der unilateralen Empfehlungsbestimmung für ein Beispielprojekt . . . . .	50
Tabelle 5.6	Ergebnisliste der bilateralen Empfehlungsbestimmung für ein Beispielprojekt . . . . .	51
Tabelle A.1	Zu besetzendes Beispiel-Projekt . . . . .	74
Tabelle A.2	Relevante Ergebnisse des Katz-Algorithmus für den Graphen aus Abbildung 5.4 . . . . .	74
Tabelle A.3	Ergebnisliste der unilateralen Empfehlungskomponen- te für die Daten aus Tabelle A.2 . . . . .	75
Tabelle A.4	Zu besetzendes Beispiel-Projekt . . . . .	76
Tabelle A.5	Präferierte Kompetenzen der Mitarbeiter . . . . .	76
Tabelle A.6	Relevante Ergebnisse des Katz-Algorithmus für den Graphen aus Abbildung 5.4 . . . . .	76
Tabelle A.7	Ergebnisliste der bilateralen Empfehlungskomponen- te für die Daten aus Tabelle A.6 . . . . .	77

## LISTINGS

---

Listing 5.1	Beispiel für die Rückgabe des Intranetservices (Auszug)	43
Listing 5.2	Beispiel für die Rückgabe des Matrixservices (Auszug)	47
Listing 5.3	Beispiel für eine Eingabe in den Empfehlungsservice .	48
Listing 5.4	Beispiel für die Rückgabe des Empfehlungsservices (Auszug) . . . . .	51

## ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

---

ESCO	European Skills/Competences, Qualifications and Occupations
KNN	k-nächste Nachbarn
O*Net	Occupational Information Network
P-E Fit	Person-Environment Fit
P-J Fit	Person-Job Fit
PCA	Principal Component Analysis

Teil I

THESIS

## EINFÜHRUNG

---

### 1.1 MOTIVATION

In Unternehmen aller Branchen ist eine Abkehr von großgewachsenen, zentralen und hierarchischen Organisationsstrukturen zu beobachten. Stattdessen setzen Betriebe zunehmend auf kleine, dezentrale und flexible Teams, welche in Projektarbeiten neue Produkte entwickeln und Dienstleistungen erbringen [83, S. 3]. Besonders stark nimmt dieser Trend seit Mitte der 1990er Jahre zu [117, S. 8]. Ein Hauptgrund für den Wandel ist die fortschreitende Digitalisierung. Diese ermöglicht kurze Kommunikations- und Entscheidungswege und macht damit zentrale und hierarchische Unternehmensstrukturen zunehmend überflüssig [83, S. 5].

Aufgrund dieser Entwicklungen wird die Zusammenstellung von Mitarbeitern für neue Projekte voraussichtlich ein immer häufiger stattfindender Prozess in der Wirtschaft sein. Unterstützung können dabei Empfehlungssysteme im Bereich der Personalauswahl bieten. In der Literatur existieren bereits einige Ansätze zur Implementierung solcher Anwendungen. Malinowski et al. [81, S. 1ff.] zu Folge bieten bestehende Empfehlungssysteme jedoch häufig unzureichende Lösungen, da sich diese zumeist einseitig entweder an Personalverantwortliche oder an Stellensuchende richten. Die Wissenschaftler empfehlen stattdessen die Implementierung bilateraler Empfehlungssysteme. Dieses Konzept basiert auf der Theorie des Person-Environment Fits (P-E Fits) aus der Berufs- und Organisationspsychologie [81, S. 3.f]. Es besagt, dass Mitarbeiter und Personalverantwortliche jeweils eine Angebots- und eine Nachfrageperspektive besitzen. Gleichen sich Angebot und Nachfrage beider Parteien aus, führt dies aus Sicht des Unternehmens zu einer hohen Arbeitsleistung und zugleich aus Perspektive des Mitarbeiters zu einer ausgeprägten Zufriedenheit [113, S. 6].

Bisher belegte jedoch noch keine Publikation, dass die Theorie des P-E Fits und die damit verbundenen Ergebnisse auf Seiten von Mitarbeitern und Personalverantwortlichen auch durch Empfehlungssysteme erzielt werden können. Somit ist nicht nachgewiesen, dass der höhere Aufwand zur Implementierung bilateraler Anwendungen gegenüber unilateralen Systemen zur Besetzung offener Projektpositionen gerechtfertigt ist. Diese Forschungslücke soll im Rahmen dieser Master-Thesis geschlossen werden.

## 1.2 ZIELSETZUNG

Das Ziel der vorliegenden Master-Thesis besteht darin, die folgende Forschungsfrage zu beantworten:

*„Erhöht ein bilaterales Empfehlungssystem im Vergleich zu einer unilateralen Anwendung bei der Besetzung offener Projektpositionen gleichzeitig die Zufriedenheit der Angestellten und die von den vorgeschlagenen Mitarbeitern erwartete Arbeitsleistung seitens der Projektmanager?“*

Um diese Frage zu beantworten, wird ein Experiment mit einer anschließenden Fallstudie durchgeführt. Dabei werden Mitarbeiter eines Beratungsunternehmens im IT-Bereich sowohl von einem unilateralen als auch von einem bilateralen Empfehlungsverfahren für verschiedene Projektpositionen vorgeschlagen. Anschließend wird evaluiert, ob die verantwortlichen Projektmanager von den empfohlenen Angestellten der bilateralen Anwendung eine höhere Arbeitsleistung erwarten als von den Vorschlägen des unilateralen Systems. Außerdem wird überprüft, ob die Mitarbeiter zufriedener mit ihrer Positionierung in den Vorschlägen der bilateralen Anwendung sind.

## 1.3 GANG DER ARBEIT

Um die Forschungsfrage der vorliegenden Master-Thesis zu beantworten, werden in den Kapiteln 2 und 3 zunächst die theoretischen Grundlagen bilateraler Empfehlungssysteme erläutert. Hierzu wird in Kapitel 2 das psychologische Konzept des P-E Fits erörtert. Das folgende Kapitel 3 enthält einen Überblick über Implementierungsansätzen von Empfehlungssystemen. Dabei werden neben modell- und speicherbasierten Methoden auch hybride Verfahren erläutert. Darüber hinaus werden häufig auftretende Probleme bei der Entwicklung von Empfehlungssystemen geschildert und entsprechende Lösungsmöglichkeiten aufgezeigt. Daraufhin wird in Kapitel 4 der aktuelle Stand der Forschung behandelt. In diesem Kontext werden verwandte Arbeiten diskutiert und hinsichtlich der Forschungsfrage analysiert. Anschließend wird in Kapitel 5 die Methodik dieser Master-Thesis erläutert. In diesem Zusammenhang werden die implementierte Systemarchitektur und die Gestaltung der Fallstudie dargelegt. Die bei Durchführung der Studie gewonnenen Ergebnisse werden in Kapitel 6 vorgestellt. Eine Diskussion der Erkenntnisse findet sich im darauffolgenden Kapitel 7. Dieses endet mit der Beantwortung der Forschungsfrage und daraus abgeleiteten Empfehlungen für zukünftige Forschungsarbeiten. Ein abschließendes Fazit folgt in Kapitel 8.

## PERSON-ENVIRONMENT FIT

---

### 2.1 EINFÜHRUNG

Der Person-Environment Fit (P-E Fit) [27, S. 428] ist ein Konzept, welches häufig im Kontext der Berufs- und Organisationspsychologie Anwendung findet [51, S. 2]. In manchen Publikationen existiert die Theorie auch unter ähnlichen Bezeichnungen mit derselben Bedeutung wie Person-Environment Match [95, S. 2], -Korrespondenz [40, S. 1] oder -Kongruenz [85, S. 1]. Es enthält stets drei zentrale Größen: Person, Umgebung (Environment) und Ergebnis [73, S. 2f.].

Edwards und Shipp [39, S. 5] stellten fest, dass die Literatur unter der Person ein menschliches Individuum versteht. Umgebung und Ergebnis interpretierten verschiedene Publikation ihren Beobachtungen zu Folge dagegen als breite Terminologien. Diese werden je nach Forschungsdomäne genauer spezifiziert. Beispiele für Ergebnisse sind Zufriedenheit [70, S. 1], Wechselbereitschaft [4, S. 1], Kreativität [30, S. 1], Leistung [41, S. 7f.] und Berufswahl [14, S. 1]. Als Umgebung untersuchten verschiedene Publikationen unter anderem Unternehmen [68, S. 1], Gruppen [116, S. 1] und Arbeitsplätze [76, S. 1].

Die Wissenschaft geht davon aus, dass ein Ergebnis stets vom Zusammenspiel von Person und Umgebung abhängig ist und nicht durch eine der beiden Größen alleine bestimmt wird [85, S. 1]. Wie in Abbildung 2.1 verdeutlicht, ist der Fit somit selbst kein Ergebnis, sondern eine unabhängige Variable, welche zur Bestimmung eines untersuchten Resultates herangezogen wird [33, S. 4f.].

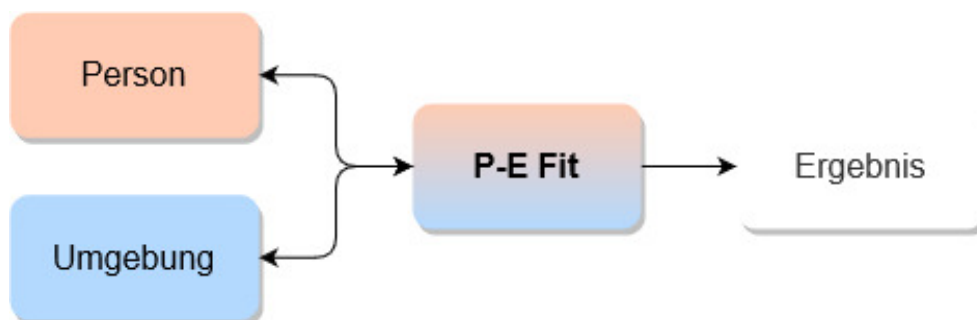


Abbildung 2.1: Zusammenwirken von Person, Umgebung, P-E Fit und Ergebnis

Der in Abbildung 2.1 dargestellte P-E Fit gibt an, zu welchem Grad sich die untersuchten Werte von Person und Umgebung auf einem Niveau befinden [20, S. 3]. Dabei wird der Fit nicht als Zustand, sondern als wechselseitiger

Prozess betrachtet. In diesem interagieren Person und Umgebung miteinander und verändern sich dabei gegenseitig [102, S. 21f.]. Diese Modifikationen können die Kongruenz sowohl verbessern als auch verschlechtern [17, S. 4]. Aus diesem Grund wurden in der Literatur auch Maßnahmen erforscht, welche den P-E Fit gezielt optimieren sollen [15, S. 16].

Edwards und Shipp [39, S. 6f.] unterschieden drei Ebenen, auf welchen ein Fit bestimmbar ist. Die Oberste bezeichneten sie als globale Ebene. Hier werden Person und Umgebung meist als Ganzes ohne weitere Untergliederungen miteinander verglichen. Von der Domänen-Ebene sprachen Edwards und Shipp [39, S. 7f.], wenn eine Einteilung in mehrere sehr breite Bereiche vorgenommen wird, welche stellvertretend für Person bzw. Umgebung miteinander verglichen werden. Domänen können den Autoren zu Folge beispielsweise Werte, Persönlichkeit oder Ziele sein. Findet die Untersuchung ausschließlich innerhalb einer Domäne statt, bezeichneten Edwards und Shipp [39, S. 7f.] dies als Facetten-Ebene. Als Beispiel nannten sie die Bestimmung eines P-E Fits hinsichtlich demographischer Ähnlichkeit anhand von Dimensionen wie Alter und Bildung.

Wie die Kongruenz von Person und Umgebung berechnet wird, ist von der konkreten Art des Fits abhängig. Muchinsky und Monahan [85, S. 1] unterschieden dabei zwischen ergänzendem und komplementärem Fit.

## 2.2 ERGÄNZENDER UND KOMPLEMENTÄRER FIT

Ein ergänzender Fit entsteht, wenn Person und Umgebung gleiche Werte und Interessen aufweisen [85, S. 2f.]. Diese Art der Kongruenz ist laut Schneider [105, S. 1ff.] ein entscheidender Faktor, von welchen Unternehmen sich potentielle Arbeitnehmer angezogen fühlen und welche Bewerber von Betrieben eingestellt werden. Popovich und Wanous [96, S. 4, Z. 25f.] zu Folge kann der Beitritt einer Person zu einem Unternehmen sogar als ein "sehr konkreter, öffentlicher Ausdruck der Werte"<sup>1</sup> eines Individuums interpretiert werden. In diesem Kontext führten Devendorf und Highhouse [28, S. 7] eine Untersuchung bezüglich der Arbeitgeberattraktivität von Bekleidungsgeschäften durch. Hierbei stellten sie bestätigend fest, dass Frauen im Hochschulalter eine stärkere Anziehung zu denjenigen Betrieben als potentiellern Arbeitgebern verspürten, bei deren Mitarbeitern sie eine hohe Ähnlichkeit zu sich selbst wahrnahmen.

Verschiedene Autoren diskutierten die Ergebnisse des ergänzenden Fits in der Literatur kontrovers. Schneider [105, S. 6] stellte fest, dass Angestellte mit einer geringen Übereinstimmung ihrer Werte eher dazu tendieren, ihr Unternehmen zu verlassen. So entsteht dem Autor zu Folge im Betrieb langfristig eine hohe Homogenität innerhalb der Belegschaft. Diese äußert sich einerseits in positiven Ergebnissen wie einer ausgeprägten Arbeitszufriedenheit, einer geringen Bereitschaft den Arbeitgeber zu wechseln und ei-

<sup>1</sup> "a very concrete, public expression of values" - Popovich und Wanous [96, S. 4, Z. 25f.]



ner starken Identifikation mit dem Unternehmen [68, S. 25ff.][113, S. 5]. Die mangelnde Diversität führt aber andererseits auch zu negativen Folgen, wie einer geringeren Bereitschaft für Veränderungen [105, S. 10] und verminderter Kreativität und Innovation im Unternehmen [21, S. 7].

Wenn sich Person und Umgebung nicht ähneln, sondern gegenseitig vervollständigen, sprachen Muchinsky und Monahan [85, S. 4] vom komplementären Fit. Dabei gleichen Person und Umgebung den Autoren zu Folge Schwächen des anderen durch eigene Stärken aus.

Die komplementäre Kongruenz wird, wie in Abbildung 2.2 dargestellt, in zwei weitere Fits untergliedert. Bei dieser Betrachtungsweise haben Person und Umgebung je eine Angebots- und eine Nachfrageperspektive. Die Nachfrage der einen Partei wird dabei durch das Angebot der anderen erfüllt [17, S. 2ff.][33, S. 2f.][46, S. 2].

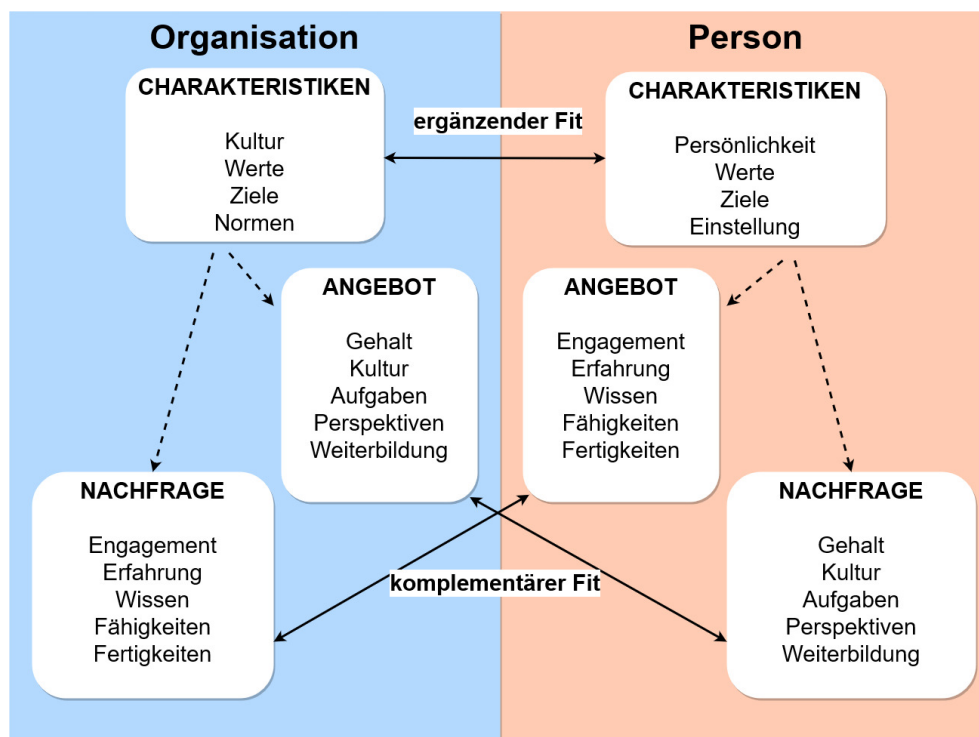


Abbildung 2.2: Ergänzender und komplementärer P-E Fit  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [68, S. 4])

Unter der Nachfrage der Umgebung werden die in Abbildung 2.2 dargestellten Anforderungen an die Person zusammengefasst. Hierzu zählen beispielsweise Rollen- und Leistungserwartungen. Das entsprechende Angebot der Person sind ihre Fähigkeiten. Diese umfassen unter anderem Fertigkeiten, Wissen, Bildung und Arbeitserfahrung. Gleichen sich Nachfrage der Umgebung und Angebot der Person gegenseitig aus, entsteht der Anforderungen-Fähigkeiten Fit. Dieser resultiert in einer hohen Leistung und Effizienz von Individuum und Umgebung [33, S. 3f.][34, S. 5][39, S. 4f.][113, S. 6].

Die Nachfrage der Person entspricht ihren psychologischen Bedürfnissen. Dazu zählen persönliche Präferenzen, Interessen, Motive und Ziele. Die entsprechenden Angebote der Umgebung umfassen Ressourcen und Belohnungen wie Gehalt und Mitbestimmungsrechte, welche die Bedürfnisse des Individuums befriedigen. Sind Nachfrage der Person und Angebote der Umgebung gleich stark ausgeprägt, wird dies in der Literatur als Bedürfnisse-Angebote Fit bezeichnet. Dieser resultiert in einem hohen Wohlbefinden des Mitarbeiters, welches sich beispielsweise in Zufriedenheit und verminderter Wechselbereitschaft äußert [13, S. 2][34, S. 2f.][35, S. 4][39, S. 4f.][113, S. 6].

Laut Dawis, England und Lofquist [26, S. 9ff.] führen unausgeglichene Nachfragen langfristig zu einem Wechsel des Arbeitsplatzes. Die Autoren betrachteten die aus unzureichend erfüllten Anforderungen des Unternehmens entstehende mangelnde Arbeitsleistung als Ursache für Kündigung oder Versetzung des Mitarbeiters seitens des Arbeitgebers. Die Unzufriedenheit, welche aus unzureichend erfüllten Bedürfnissen des Angestellten resultiert, bezeichneten die Wissenschaftler als einen Wechselgrund seitens des Mitarbeiters.

Cable und Edwards [13, S. 1ff.] charakterisierten ergänzende und komplementäre Kongruenz als unterschiedliche, parallele Strömungen innerhalb der P-E Fit-Forschung. Doch sie stellten fest, dass beide Fits nicht vollkommen unabhängig voneinander sind. Die Ursache sahen sie in den inneren Werten von Person und Umgebung. Diese sind den Autoren zu Folge einerseits ausschlaggebend für den ergänzenden Fit, beeinflussen aber auch stark die Bedürfnisse der Person und die Angebote der Umgebung. Beispielsweise könnte sich ein Individuum mit ausgeprägten familiären Werten aufgrund des ergänzenden Fits stark zu Betrieben mit einer gemeinschaftlichen Unternehmenskultur angezogen fühlen. Gleichzeitig prägt die Person aufgrund ihrer inneren Werte im komplementären Fit das Bedürfnis nach familiären Reizen wie gemeinsamen Veranstaltungen aus. Da das Unternehmen dieselben Eigenschaften besitzt, wird es eher dazu tendieren, seinen Mitarbeitern die Teilnahme an derartige Ereignissen anzubieten.

Dass der Abgleich der Charakteristiken von Person und Umgebung sehr bedeutsam für Zufriedenheit und Produktivität sind, erkannten Psychologen bereits vor über einhundert Jahren [91, S. 5ff.]. Die Wurzeln des P-E Fits reichen zurück bis ins Jahr 1909 [113, S. 1].

## 2.3 HISTORISCHE ENTWICKLUNG

Im ersten Jahrzehnt des 20. Jahrhunderts beschäftigten sich Wissenschaftler und Psychologen in zahlreichen Ländern der westlichen Welt intensiv mit dem Thema der Personalauswahl [103, S. 1]. Ein Hauptanliegen der Forscher war es, individuelle Unterschiede zwischen den Menschen anzuerkennen und bei der Berufswahl zu berücksichtigen [111, S. 2ff.]. Deren Ansichten zu Folge würde die gesamte Gesellschaft effizienter arbeiten, wenn

Menschen eine zu ihren wissenschaftlich ermittelten Fähigkeiten passende Tätigkeit aufnehmen würden [67, S.2][91, S. 3]. Im Zuge dieser Entwicklungen konzipierte der Bostoner Professor Frank Parsons eine Vorgehensweise zur Berufsfindung für junge Männer, welche im Jahr 1909 vorgestellt wurde [113, S. 1]. Parsons [91, S. 5ff.] erkannte schon zum damaligen Zeitpunkt, dass das Gleichgewicht von eigenen Fähigkeiten und Anforderungen des Berufsumfeldes eine wichtige Ursache für Effizienz, Produktqualität und Bezahlung waren. Aus diesem Grund empfahl er jungen Männern vor der Berufswahl zunächst ihre eigenen Fähigkeiten, die Anforderungen verschiedener Arbeitsplätze und die Beziehung zwischen beiden Seiten zu verstehen. Erst wenn sie diese Punkte unter Beaufsichtigung eines Berufsberaters und durch Verwendung verschiedener wissenschaftlicher Tests erfüllen, können sie sich dem Autor zu Folge für einen passenden Beruf entscheiden. Heute gilt Parsons aufgrund dieser Gedanken als "Gründungsvater der Berufsberatung"<sup>2</sup> [97, S. 3, Z. 29] und als erster Vorläufer des P-E Fits [35, S. 2].

Zum damaligen Zeitpunkt begegnete die Bevölkerung den neuartigen psychologischen Tests zunächst mit Skepsis [67, S. 2]. Das änderte sich insbesondere im Jahr 1917 mit dem Eintritt der Vereinigten Staaten in den Ersten Weltkrieg. Das U.S. Militär stand vor der Herausforderung, innerhalb kürzester Zeit Millionen Männer in die verschiedenen spezialisierten Rollen des technisierten Krieges einzuordnen. Zu diesem Anlass setzten Wissenschaftler erstmals im großen Stil psychologische Tests zur Zuweisung von Personen zu passenden Militärpositionen ein [67, S. 2ff.].

Nach dem Ersten Weltkrieg entstanden insbesondere in den 1930er-Jahren durch die Arbeiten der Wissenschaftler Lewin [71, S. 1ff] und Murray [86, S. 1ff.] weitere bedeutende Entwicklungen für die Entstehung des P-E Fits [36, S. 1]. Lewin [71, S. 11f.] stellte fest, dass das Verhalten eines Menschen nicht, wie bis dahin angenommen, nur durch das Individuum selbst, sondern durch das Zusammenspiel von Person und Umgebung zu erklären ist. Ergänzend zu diesen Erkenntnissen erarbeitete Murray [86, S. 38ff.] sein Need-Press-Modell. Der Wissenschaftler ging davon aus, dass jeder Mensch im Laufe seines Lebens verschiedene Bedürfnisse (Needs) unterschiedlich stark ausprägt. Diese treffen je nach Umgebung auf diverse Reize. Murray stellte fest, dass manche Reize mit bestimmten Bedürfnissen kompatibel sind. Trifft ein passendes Bedürfnis-Reiz-Paar aufeinander, entsteht Druck (Press). Personen interpretieren diesen subjektiv als schädliche oder nützliche Situation und zeigen dem Autor zu Folge eine entsprechende Reaktion. Dieses Zusammenspiel von Bedürfnissen einer Person und Reizen der Umgebung entspricht der späteren Vorstellung des Bedürfnisse-Angebote Fits [35, S. 8].

Die Erkenntnisse von Lewin [71, S. 1ff] und Murray [86, S. 1ff.] gelten als wichtiger Grundstein für die Arbeiten verschiedener Forschungsgruppen rund um John R. P. French, Jr. [18, S. 5]. Der Psychologe stellte im Jahr 1963 an der Universität in Michigan ein groß angelegtes Forschungsprogramm

<sup>2</sup> "founding father of vocational guidance" - Porfeli [97, S. 3, Z. 29]



sche Belastung ist laut Harrison [54, S. 13] jedoch nicht das unterschiedliche Niveau von Fähigkeiten und Anforderungen als solches. Die Ursache ist dem Wissenschaftler zu Folge die nicht erreichte Gehaltsauszahlung, welche sich der Mitarbeiter wünschte. Somit löste das Ungleichgewicht im Anforderungen-Fähigkeiten Fit nur Stress aus, da die daraus resultierende Nichterfüllung der Aufgabe den Bedürfnisse-Angebote Fit ins Ungleichgewicht brachte.

Ungleichgewichte im P-E Fit werden häufig auch als Misfits bezeichnet [13, S. 2], [68, S. 4]. Mögliche Auswirkungen von P-E Misfits wurden in der Literatur in verschiedenen Arbeiten diskutiert [45][17].

## 2.5 AUSWIRKUNGEN VON P-E MISFITS

French Jr., Caplan und Harrison [45] stellten fest, dass ein Bedürfnisse-Angebote Misfit in unterschiedlichen Konsequenzen resultieren kann. Diese sind in Abbildung 2.4 dargestellt.

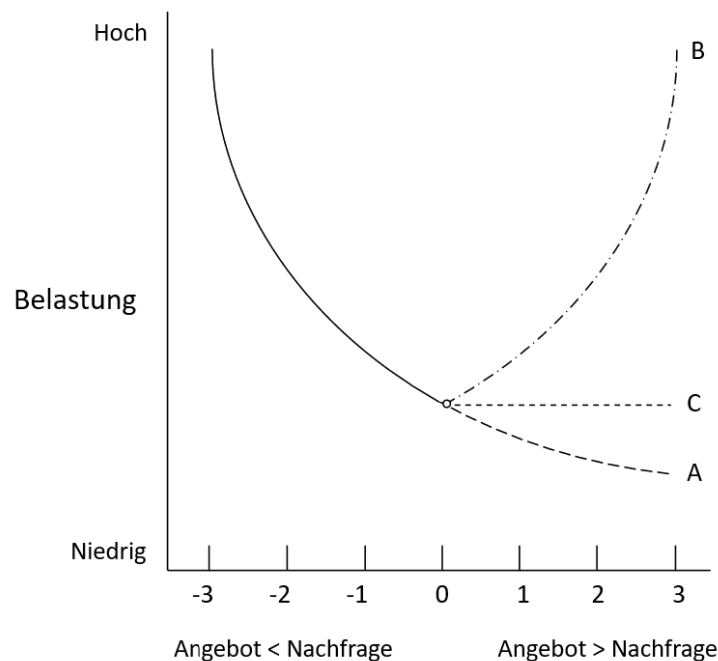


Abbildung 2.4: Auswirkungen eines Bedürfnisse-Angebote Misfits  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [35, S. 23])

An der durchgezogenen Linie auf der linken Hälfte von Abbildung 2.4 ist zu erkennen, dass je weniger die Bedürfnisse einer Person erfüllt werden, die mentale Belastung des Individuums stärker zunimmt [45, S. 30]. Der Verlauf dieser Kurve kann über folgende algebraische Differenzberechnung bestimmt werden [37, S. 2]:

$$B = P - E \quad (2.1)$$

Alternativ bietet sich die Verwendung der quadrierten Differenz aus Gleichung 2.2 an [37, S. 2].

$$B = (P - E)^2 \quad (2.2)$$

In den Gleichungen 2.1 und 2.2 steht  $B$  für die mentale Belastung des Mitarbeiters.  $P$  stellt die von einer Person gewünschte Menge eines bestimmten Wertes dar. Die vom Mitarbeiter wahrgenommene erhaltene Menge des entsprechenden Wertes seitens der Umgebung wird über Parameter  $E$  ausgedrückt [37, S. 2].

Übersteigen die Angebote der Umgebung die Bedürfnisse der Person, mündet dies in einer der drei gepunkteten Linien A, B oder C [45, S. 29ff.]. Kurve A zeigt einen monotonen Verlauf der mentalen Belastung. Dieser entsteht, wenn eine Person die Übererfüllung eines Bedürfnisses entweder für einen späteren Zeitpunkt aufsparen oder in die Befriedigung verwandter Motive investieren kann. Dieser Sachverhalt ist beispielsweise erfüllt, wenn einer Person mehr Gehalt zusteht, als diese für die Zahlung ihrer Lebenskosten benötigt. Das überschüssige Geld könnte diese entweder für die Zahlung von Lebenshaltungskosten in den Folgemonaten aufsparen oder zusätzlich ihr mögliches Bedürfnis nach Luxusgütern befriedigen [45, S. 30]. Für die Berechnung von Kurve A kann ebenfalls Gleichung 2.1 verwendet werden [37, S. 2].

Linie B hat den Verlauf einer quadratischen Funktion und tritt ein, wenn die Übererfüllung eines Bedürfnisses entweder die Befriedigung dieses oder eines verwandten Motivs hemmt [17, S. 5]. Harrison [54, S. 12] nannte hierfür das Bedürfnis einer Person nach sozialem Austausch als Beispiel, welches bei Übererfüllung das Verlangen nach Privatsphäre verletzt. Der Verlauf von Kurve B kann über Gleichung 2.2 oder die in Gleichung 2.3 dargestellte absolute Differenzberechnung bestimmt werden [37, S. 2].

$$B = |P - E| \quad (2.3)$$

Kurve C stellt eine asymptotische Beziehung zur mentalen Belastung dar. Sie tritt ein, wenn weder die Bedingungen von Kurve A noch von Linie B zutreffen. Eine Übererfüllung des Bedürfnisses hat folglich weder positive noch negative Auswirkungen auf die Person [45, S. 30]. Ein Beispiel für eine solche Beziehung ist ein Überangebot an Parkplätzen beim Arbeitgeber. Da der Mitarbeiter nur ein Fahrzeug besitzt, kann dieser von zusätzlichen Angeboten keinen Gebrauch machen und diese auch nicht für einen späteren Zeitpunkt aufsparen. Die zusätzlichen Parkplätze schaden auch keinem anderen Bedürfnis des Mitarbeiters. Somit entstehen weder positive noch negative Auswirkungen auf dessen Wohlbefinden. Zur Bestimmung von Kurve C wird die Belastung gleich dem Wert null gesetzt. Dieses Vorgehen ist in Gleichung 2.4 dargestellt [37, S. 2].

$$B = 0 \quad (2.4)$$

Verschiedene Autoren gehen davon aus, dass die Beziehungen aus Abbildung 2.4 auch für den Anforderungen-Fähigkeiten Fit zu erwarten sind. Wie in Kapitel 2.4 beschrieben, gilt dies nur, wenn das Erfüllen der Anforderungen Auswirkungen auf die inneren Werte des Mitarbeiters hat [54, S. 12f.]. Wie an der durchgezogenen Linie auf der linken Seite von Abbildung 2.4 zu erkennen, entsteht in jedem Fall psychische Belastung, wenn die Anforderungen der Umgebung die Kenntnisse des Mitarbeiters übersteigen [106, S. 5]. Sind dagegen die Fähigkeiten des Angestellten stärker ausgeprägt als erforderlich, resultiert eine der Kurven A bis C. Linie A tritt ein, wenn der Mitarbeiter seine gewonnenen Freiräume nutzen kann, um verwandte Bedürfnisse zu erfüllen. Schaden die zu niedrigen Anforderungen einem Bedürfnis des Mitarbeiters, entsteht Kurve B. Haben die zu hohen Fähigkeiten des Angestellten weder positive noch negative Auswirkungen auf dessen Wohlbefinden, resultiert Linie C [35, S. 22f.].

Unterschiedliche Publikationen stellten fest, dass der Verlauf der Kurven nicht alleine von den Auswirkungen der Misfits auf die Motive des Mitarbeiters abhängig ist. Zusätzlich muss beachtet werden, als wie wichtig der Angestellte die betroffenen Bedürfnisse bewertet [34, S. 9f.].

## 2.6 EINBEZIEHUNG DER WICHTIGKEITEN VON BEDÜRFNISSEN

Bereits French Jr., Rodgers und Cobb [46, S. 7] empfahlen die Einbeziehung von Wichtigkeitswerten in die Berechnung des P-E Fits. Auf welche Weise diese Werte einbezogen werden sollten, ließen die Autoren zum damaligen Zeitpunkt jedoch unbeantwortet [35, S. 19].

Harrison [55, S. 38] schlug später vor, den P-E Fit für jede untersuchte Variable einzeln zu berechnen und mit einem subjektiven Wichtigkeitswert zu multiplizieren. Diese Einschätzung teilte auch Locke [74, S. 18][75, S. 8f.]. Er gilt als einer der einflussreichsten Wissenschaftler auf dem Gebiet der Arbeitszufriedenheit [35, S. 12]. Diese kann laut Locke [74, S. 8] nur entstehen, wenn Mitarbeiter das Gefühl haben, für sie als wichtig erachtete Werte durch ihre Tätigkeit zu erfüllen. Aus diesem Grund empfahl er zur Berechnung der Arbeitszufriedenheit eines Angestellten zwei Kennzahlen heranzuziehen: Die Differenz aus wahrgenommener und gewünschter Menge eines Wertes und die subjektive Wichtigkeit des Motivs [75, S. 8]. Locke [74, S. 16] betonte, dass je nach untersuchtem Wert unterschiedliche Berechnungen wie algebraische oder absolute Differenz angewendet werden können. Ein Beispiel für eine Subtraktion mit algebraischer Differenz ist in folgender Gleichung 2.5 dargestellt [36, S. 9]:

$$Y = b * (P - E) \quad (2.5)$$

In Gleichung 2.5 steht  $Y$  für das untersuchte Ergebnis, wie beispielsweise die Arbeitszufriedenheit.  $b$  stellt den subjektiven Wichtigkeitswert dar. Dieser wird mit der Differenz aus gewünschter Menge eines Wertes einer Person



$P$  und wahrgenommener Menge des Wertes der Umgebung  $E$  multipliziert [36, S. 9f.].

Derartige Multiplikationen mit einem Differenzwert haben zur Folge, dass die in Abbildung 2.4 dargestellten Kurven mit steigender Wichtigkeit steiler werden [75, S. 9]. Abbildung 2.5 verdeutlicht entstehende Stauchungen durch Wichtigkeitswerte.

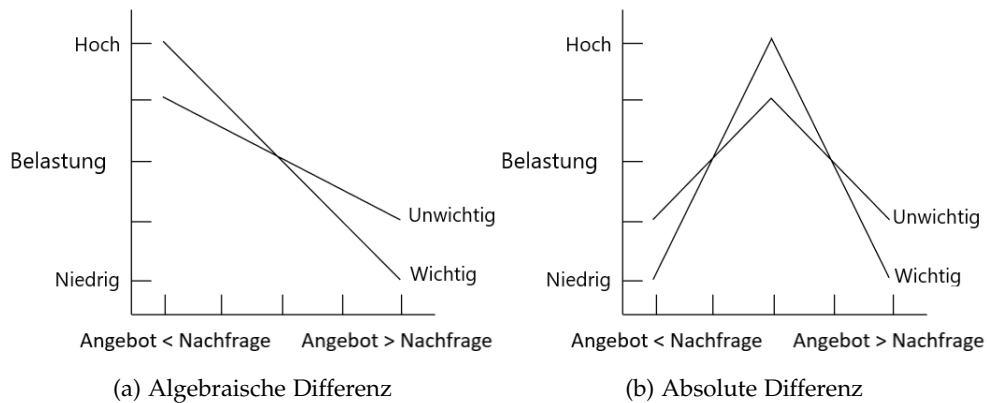


Abbildung 2.5: Stauchung von Funktionsgraphen durch Wichtigkeiten  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [75, S. 1305])

Im linken Teil (a) von Abbildung 2.5 ist eine monotone Funktion basierend auf einer algebraischen Differenzberechnung dargestellt. Die rechte Seite der Grafik (b) zeigt den Verlauf einer Berechnung mit absoluter Differenz. In beiden Darstellungen ist zu erkennen, dass die Kurven bei fehlender Wichtigkeit ausschließlich im mittleren Bereich von moderat niedrig bis moderat hoch verlaufen. Ist einem Individuum das jeweilige Bedürfnis dagegen wichtig, füllt die Kurve den gesamten verfügbaren Bereich von niedrig bis hoch. Dieses Vorgehen führt zur Stauchung der Funktionsgraphen und damit zu einem stärkeren Ansteigen bzw. Absinken der Zufriedenheit des Individuums.

Edwards [33, S. 51ff.][36, S. 9ff.][37, S. 2ff.][38, S. 2ff.] kritisierte derartige Berechnungen in mehreren seiner Arbeiten. Dabei diskutierte er insbesondere die Multiplikation mit dem Differenzwert. Er ist der Auffassung, dass die aus der Differenzberechnung resultierenden zweidimensionalen Grafiken die Komplexität eines P-E Fits nicht vollständig abbilden. Deshalb empfahl er, die Berechnungen mittels Regressionsgleichungen durchzuführen.

## 2.7 ANWENDUNG VON REGRESSIONSGLEICHUNGEN

In seinen Publikationen empfahl Edwards [33, S. 51ff.][36, S. 9ff.][37, S. 2ff.][38, S. 2ff.], Multiplikationen separat für jeden Wert von Person und Umgebung



durchzuführen. Formel 2.5 könnte hierfür zu folgender Regressionsgleichung 2.6 umgestellt werden [36, S. 9f.], [38, S. 2f.].

$$Y = b_1 * P - b_2 * E + a \quad (2.6)$$

Die Koeffizienten  $b_1$  und  $b_2$  stehen in Gleichung 2.6 für die separaten Wichtigkeiten von gewünschter ( $P$ ) und wahrgenommener Menge ( $E$ ) eines Wertes. Durch diese Art der Berechnung entstehen aus zweidimensionalen Grafiken dreidimensionale Modelle [37, S. 2]. Solche Darstellungen sind dem Wissenschaftler zu Folge besser geeignet, Ungleichmäßigkeiten in den Oberflächen abzubilden [33, S. 51ff.]. So stellte Edwards [33, S. 53ff.] beispielsweise bei der Datenanalyse einer Studie mit mehreren hundert Teilnehmern die in Abbildung 2.6 dargestellte dreidimensionale Beziehung von P-E Fit und Zufriedenheit fest.

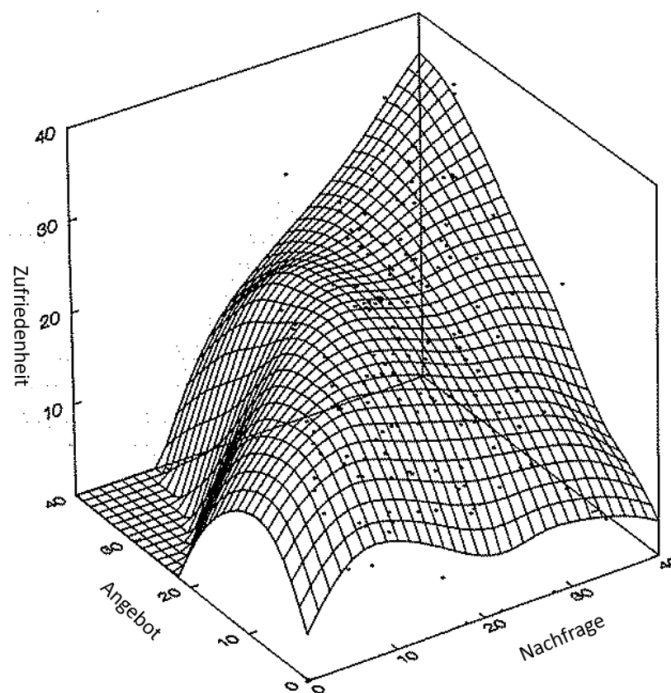


Abbildung 2.6: Dreidimensionale Beziehung von P-E Fit und Zufriedenheit  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [33, S. 57])

Um die stärkere Aussagekraft der Regressionsgleichungen zu untermauern, werteten Edwards und Parry [38, S. 18ff.] einen umfangreichen Datensatz von French Jr., Caplan und Harrison [45, S. 9ff.] erneut aus. Dieser wurde ursprünglich durch Multiplikationen mit den Differenzwerten aus Person und Umgebung analysiert. Edwards und Parry [38, S. 18ff.] gelang es, durch Anwendung von Regressionsgleichungen im Vergleich zur erstmaligen Untersuchung einen wesentlich höheren Anteil an Varianz zu erklären [113, S. 8].

### 3.1 EINFÜHRUNG

Der Begriff des Empfehlungssystems ist im englischsprachigen Raum auch unter Bezeichnungen wie "Recommender System" [77, S. 1], "Recommender Engine" [89, S. 1] und "Recommendation System" [32, S. 1] verbreitet. Er wurde erstmals im Jahr 1997 von Resnick und Varian [101, S. 1] geprägt. Dass der Begriff gerade zu diesem Zeitpunkt entstand, ist auf die zur damaligen Zeit stark wachsende Internetnutzung und die damit verbundenen einfachen Möglichkeiten zur Sammlung und Auswertung großer Mengen an Nutzerdaten zurückzuführen [1, S. xvii].

Heutzutage sind insbesondere große IT-Konzerne wie Amazon, Facebook, Google und Netflix bekannt für den Einsatz von Empfehlungssystemen [121, S. 1]. Diese Unternehmen nutzen Recommender Engines, um ihren Kunden personalisierte Vorschläge zu den Inhalten ihrer Plattformen anzuzeigen [60, S. 2]. Häufig entfällt dabei für den Anwender vollständig die Notwendigkeit einer manuellen Suche [56, S. 1].

Der Einsatz von Empfehlungssystemen wird in der Literatur kritisch diskutiert. Beispielsweise beobachteten Alfano et al. [3, S. 17f.], dass das Empfehlungssystem der Videostreaming-Plattform YouTube dazu tendiert, neuen Anwendern zur Verlängerung ihrer Nutzungszeit verschwörungstheoretische Inhalte auszuspielen. Eine Untersuchung von Forschern des sozialen Netzwerks Facebook kam zu dem Ergebnis, dass deren Recommender Engine Nutzern verstärkt Inhalte präsentiert, welche konform mit deren Ideologien sind [6, S. 2]. Pariser [90, S. 1ff.] prägte für diese Art der Personalisierung den Begriff der Filterblase.

Empfehlungssysteme haben aber auch einen bedeutenden Anteil am wirtschaftlichen Erfolg großer Internetplattformen. So führten beispielsweise Sharma, Hofman und Watts [108, S. 6f.] in einer Studie aus den Jahren 2013 und 2014 etwa 30 Prozent der Seitenaufrufe beim Online-Händler Amazon unmittelbar auf den Einsatz von Empfehlungssystemen zurück. Gomez-Uribe und Hunt [49, S. 5] stellten bei einer Analyse der Streaming-Plattform Netflix fest, dass ca. 80 Prozent der Nutzungszeit auf Videos entfiel, welche Nutzern ohne vorherige Suche von einer Recommender Engine angezeigt wurden.

Um solche Vorschläge generieren zu können, suchen Empfehlungssysteme relevante Inhalte basierend auf den Präferenzen der Anwender aus [24, S. 1].

Zu diesem Zweck müssen benötigte Nutzerdaten zunächst erhoben und in einer maschinell auswertbaren Struktur gespeichert werden.

### 3.2 ZUGRUNDELIEGENDE DATENSTRUKTUR

Empfehlungssysteme können die Präferenzen ihrer Nutzer sowohl über explizite als auch implizite Rückmeldungen erfassen. Explizites Feedback erhalten Plattformen beispielsweise über abgegebene Produktbewertungen oder "Gefällt mir"-Angaben in sozialen Netzwerken. Um implizite Rückmeldungen auszuwerten, werden häufig Verhaltensweisen der Nutzer aufgezeichnet. Hierbei kann es sich beispielsweise um Suchverläufe oder die Wiedergabedauer von Videos handeln [98, S. 3].

Das gesammelte Feedback überführen Analysten in die Struktur von Matrizen [1, S. 11f.]. Ein Beispiel für eine Matrix mit explizit erfassten Bewertungen der Fähigkeiten von Mitarbeitern ist in Tabelle 3.1 dargestellt.

	Java	Python	MySQL	MongoDB	HDFS	Spark
<b>Doe, Jane</b>	?	4	3	3	?	?
<b>Doe, John</b>	3	?	2	?	1	?
<b>Muster, Erika</b>	?	?	?	?	5	3
<b>Muster, Max</b>	2	3	1	?	?	?

Tabelle 3.1: Beispiel für die Matrixdarstellung von Fähigkeiten

In Tabelle 3.1 sind in der ersten Spalte die Mitarbeiter eines Unternehmens gespeichert. Diese werden als Nutzer bezeichnet. In den Kopfzeilen der folgenden Spalten sind verschiedene Fähigkeiten eingetragen. Diese werden Elemente genannt. In der Mitte der Tabelle befinden sich die Bewertungen der Fähigkeiten jedes Nutzers [112, S. 1f.]. Im Beispiel aus Tabelle 3.1 wurden die expliziten Beurteilungen auf einer Skala von eins bis fünf vergeben. Diese bewerteten Matrix-Einträge werden als beobachtet oder spezifiziert bezeichnet. Unbewertete Elemente sind mit einem Fragezeichen gekennzeichnet und werden unbeobachtet oder fehlend genannt [1, S. 8].

Zahlreiche Wissenschaftler in der Literatur sind sich einig, dass für die Empfehlung geeigneter Kandidaten für eine Stelle bzw. Projektposition ein einfacher Abgleich zwischen gesuchten und vorhandenen Fähigkeiten in der Matrix eine unzureichende Lösung darstellt [2, S. 1][42, S. 1][109, S. 2] und der Komplexität der Aufgabe nicht gerecht wird [82, S. 1]. So kritisierten beispielsweise Gertner, Lubar und Lavender [48, S. 1f.], dass bei einem solchen Ansatz Synonyme und verwandte Fähigkeit nicht in die Suche einbezogen werden. Um diesem Problem zu begegnen, existieren in der Literatur unterschiedliche Ansätze, Recommender Engines zu implementieren. Ein verbreitetes Verfahren ist das kollaborative Filtern.

### 3.3 KOLLABORATIVES FILTERN

Ein Ziel von Verfahren im Bereich des kollaborativen Filterns ist das Vorhersagen unbewerteter Einträge in Tabelle 3.1. Unbeobachtete Werte eines Zielnutzers werden dabei über Ähnlichkeitsberechnungen aus vergebenen Beurteilungen anderer Anwender geschlussfolgert [114, S. 1].

Breese, Heckerman und Kadie [12, S. 3] unterscheiden zwischen speicher- und modellbasierten Algorithmen. Speicherbasierte Verfahren übertragen sämtliche Nutzer und deren Bewertungen bei der Berechnung von Empfehlungen vollständig in den Hauptspeicher des Rechners. Modellbasierte Verfahren nutzen dagegen Algorithmen aus dem Bereich des Data Minings. Diese werden verwendet, um vor dem Einsatz in der Produktivumgebung statistische Vorhersagemodelle zu entwickeln [12, S. 3][104, S. 11]. Im Folgenden werden unterschiedliche Ansätze vorgestellt, speicher- und modellbasierte Verfahren zu implementieren.

#### 3.3.1 Speicherbasierte Verfahren

Bei der Entwicklung speicherbasierter Verfahren kommen nachbarschaftsbasierte Algorithmen zum Einsatz [1, S. 29]. Soll beispielsweise die fehlende Java-Bewertung von Jane Doe in Tabelle 3.1 vorhergesagt werden, erfolgt dies über paarweise Ähnlichkeitsberechnungen [9, S. 2f.]. Verwenden Algorithmen dabei die Ähnlichkeiten zwischen Mitarbeitern bzw. Tabellenzeilen zur Vorhersage, werden diese als nutzerorientiert bezeichnet. Greifen Verfahren dagegen auf die Gleichartigkeit zwischen Fähigkeiten bzw. Tabellenspalten zurück, werden sie elementorientiert genannt [31, S. 1f.]. Laut Aggarwal [1, S. 42] liefern elementorientierte Verfahren häufig präzisere, nutzerorientierte Methoden dafür diversere Ergebnisse. Somit erwartet der Autor, dass die Vorschläge der elementorientierten Ansätze für den Nutzer relevanter erscheinen. Jedoch bemängelte er das hohe Risiko bei diesen Verfahren, dass dem Anwender aufgrund der starken Ähnlichkeit der Elemente entweder alle Vorschläge zusagen oder kein einziger.

Bei der Implementierung nachbarschaftsbasierter Verfahren kommen häufig k-nächste Nachbarn (KNN)-Algorithmen zum Einsatz [87, S. 1]. Um diese zur Vorhersage der Java-Bewertung von Jane Doe anzuwenden, wird bei elementorientierten Verfahren die Ähnlichkeit zwischen Java und jeder anderen Fähigkeit bestimmt, welche Jane Doe beherrscht. Anschließend wird die durchschnittliche Bewertung der k-ähnlichsten Fähigkeiten berechnet und als Java-Beurteilung für Jane Doe eingesetzt [61, S. 2]. Welchen Wert Entwickler für k verwendet sollten, kann pauschal nicht beantwortet werden. Beispielsweise ist es möglich, Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens zu nutzen, um abhängig von den vorhandenen Daten einen geeigneten Wert für k zu ermitteln [62, S. 2f.].

Bei nutzerorientierten Algorithmen wird die Gleichartigkeit zwischen Jane Doe und allen anderen Mitarbeitern berechnet. Daraufhin wird die durch-

schnittliche Java-Beurteilung der k-ähnlichsten Mitarbeiter bestimmt und als Java-Bewertung von Jane Doe vorhergesagt [61, S. 2f.].

Zur Ähnlichkeitsberechnung können unterschiedliche Algorithmen wie die Jaccard-Ähnlichkeit [9, S. 2], die euklidische Distanz [99, S. 3] oder die Kosinus-Ähnlichkeit [31, S. 2] verwendet werden. Beispielhaft ist in der folgenden Gleichung 3.1 die Formel zur Berechnung der Kosinus-Ähnlichkeit zwischen zwei Vektoren A und B dargestellt [9, S. 111]:

$$\cos(A, B) = \frac{(\vec{A} * \vec{B})}{|\vec{A}| * |\vec{B}|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i * B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (3.1)$$

Anstelle der Vektoren A und B können in Gleichung 3.1 paarweise die Spalten/Fähigkeiten bzw. Zeilen/Mitarbeiter aus Tabelle 3.1 eingesetzt werden.

Gleichung 3.2 zeigt die nutzerbasierte Ähnlichkeitsberechnung zwischen Jane Doe und Max Muster anhand der Daten aus Tabelle 3.1. Dort ist zu erkennen, dass ausschließlich Tabellenspalten in die Berechnung einbezogen werden, welche beide Mitarbeiter bewertet haben [61, S. 2f.].

$$\cos(JaneDoe, MaxMuster) = \frac{(4 * 3 + 3 * 1)}{\sqrt{4^2 + 3^2} * \sqrt{3^2 + 1^2}} \approx \frac{15}{15,811} \approx 0,95 \quad (3.2)$$

Wie in der folgenden Gleichung 3.3 dargestellt, kann analog auch die elementbasierte Ähnlichkeit für Java und MySQL aus Tabelle 3.1 mittels Kosinus-Distanz berechnet werden.

$$\cos(Java, MySQL) = \frac{(3 * 2 + 2 * 1)}{\sqrt{3^2 + 2^2} * \sqrt{2^2 + 1^2}} \approx \frac{8}{8,063} \approx 0,992 \quad (3.3)$$

In den Gleichungen 3.2 und 3.3 ist zu erkennen, dass im vorliegenden Beispiel eine Ähnlichkeit zwischen Jane Doe und Max Muster von 95 Prozent und eine Gleichartigkeit von 99,2 Prozent zwischen Java und MySQL besteht.

Aggarwal [1, S. 35ff.] kritisierte an solchen Ähnlichkeitsberechnungen, dass möglicher Bias die Ergebnisse verzerren kann. So könnten einzelne Mitarbeiter ihre Fähigkeiten grundsätzlich schlechter oder besser einschätzen als andere Angestellte. Aus diesem Grund empfahl der Autor, vor den Ähnlichkeitsberechnungen zunächst eine Mittelwert-Zentrierung auszuführen. Hierbei wird in Tabelle 3.1 die durchschnittliche Bewertung jedes Nutzers bestimmt und von dessen vorhandenen Beurteilungen abgezogen. Dabei entstehende negative Bewertungen müssen anschließend aus der Tabelle entfernt werden. Dieses Vorgehen ist in der Literatur auch unter der Bezeichnung Pearson Korrelation bekannt [9, S. 3].

Es gilt zu beachten, dass die bisher vorgestellten Algorithmen im Bereich des speicherbasierten kollaborativen Filterns anfällig für das Sparsity Problem sind [50, S. 3f.]. Dieses bezeichnet das Phänomen, dass in der Praxis meist für einen Bruchteil aller Spalten sehr viele Bewertungen und für einen

Großteil der Elemente nur sehr wenige Beurteilungen vorliegen [1, S. 8]. So stellten beispielsweise Gertner, Lubar und Lavender [48, S. 3] bei der Implementierung ihres Projekt-Empfehlungssystems fest, dass über die Hälfte der ca. 17.000 vergebenen Fähigkeiten von nur je einem Mitarbeiter angegeben wurden. Für diese Häufigkeitsverteilung prägte Anderson [5, S. 12] den Begriff des langen (Ratten-)Schwanzes (Long Tail). Erkennbar wird dieser, wenn Bewertungen, wie in Abbildung 3.1 dargestellt, in Form eines Diagramms aggregiert werden.

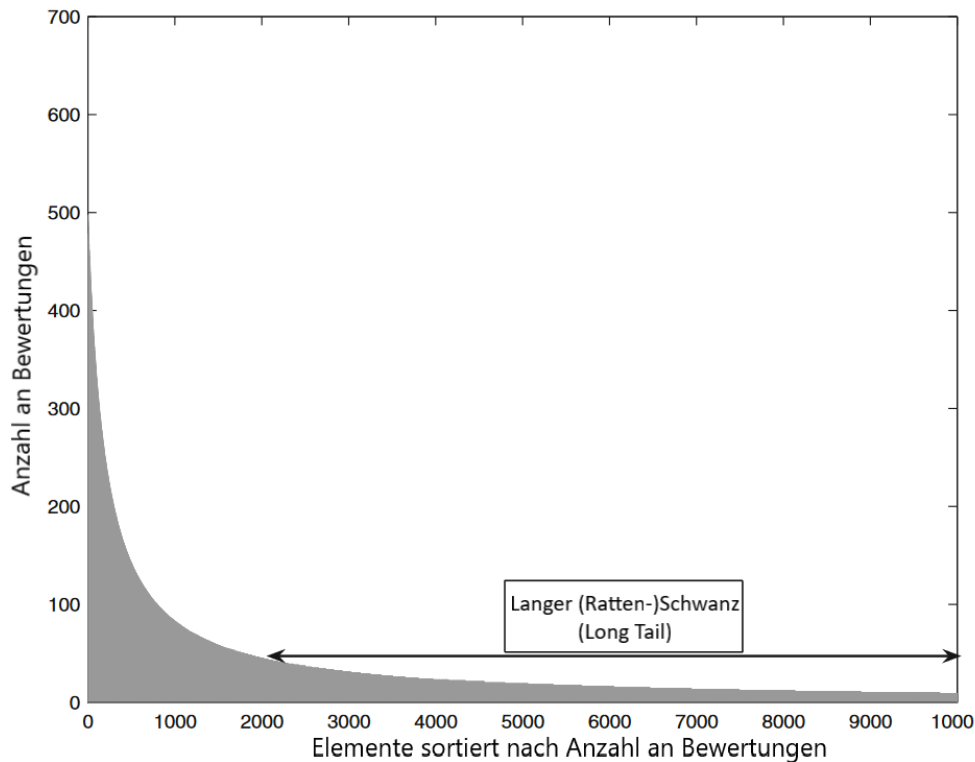


Abbildung 3.1: Darstellung des langen (Ratten-)Schwanzes  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [1, S. 33])

Die in Abbildung 3.1 dargestellte Häufigkeitsverteilung von abgegebenen Bewertungen spiegelt Anderson [5, S. 1ff.] zu Folge einen allgemeinen Trend wider, welchen er im Zusammenhang mit der Digitalisierung beobachtet. Der Autor stellte fest, dass sich Menschen aufgrund der heute verfügbaren breiten Angebote wesentlich diverser orientieren, als es vor einigen Jahrzehnten der Fall war.

Das Sparsity Problem kann auch in Tabelle 3.1 beobachtet werden. Dort haben MongoDB und Spark jeweils nur eine Bewertung. Für diese Fähigkeiten ist es über Ähnlichkeitsberechnungen im Bereich des speicherbasierten kollaborativen Filterns somit nicht möglich, für alle Angestellten robuste Vorhersagen zu ermitteln.

Um diesem Problem zu begegnen, kann die bisher verwendete Matrixdarstellung in die Form eines bipartiten Graphen überführt werden [59, S. 2f.]. Diese Datenstruktur zeichnet sich durch die Verwendung zwei unterschiedli-

cher Arten von Knoten zur separaten Speicherung von Nutzern und Elementen aus. Bewertungen werden bei dieser Darstellungsform über gewichtete Kanten im Graphen dargestellt [16, S. 1f.].

Abbildung 3.2 zeigt die Fähigkeitsmatrix aus Tabelle 3.1 in der Datenstruktur eines bipartiten Graphen. In der Darstellung sind die Knoten der Mitarbeiter rot und die Knoten der Fähigkeiten blau markiert.

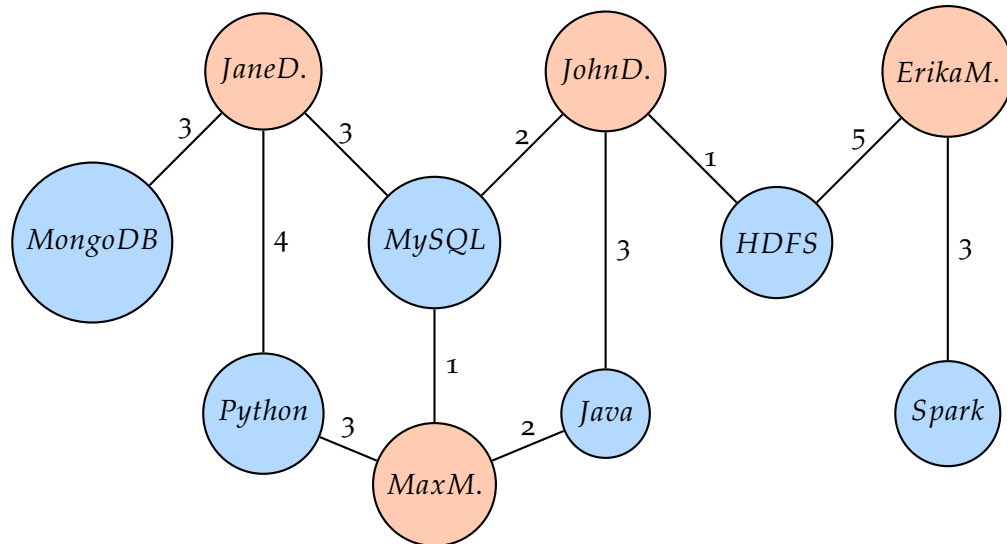


Abbildung 3.2: Darstellung der Fähigkeitsmatrix aus Tabelle 3.1 in der Datenstruktur eines Graphen

Huang, Chen und Zeng [59, S. 7ff.] bemerkten mit Blick auf bipartite Graphen, dass bei klassischen nachbarschaftsbasierten Algorithmen nur Empfehlungen für Knoten bestimmt werden können, welche von einem Zielknoten über drei Kanten zu erreichen sind. Somit könnten in der vorliegenden Abbildung 3.2 über solche Verfahren beispielsweise keine Bewertungsvorhersagen für Jane Doe und Spark oder Erika Muster und MongoDB bestimmt werden.

Um auch in solchen Fällen Empfehlungen zu generieren, ist der Einsatz graphenbasierter Algorithmen empfehlenswert. Diese können über transitive Verbindungen auch weiter entfernte Knoten in die Berechnung mit einbeziehen [1, S. 60f.].

Ein in der Literatur häufig angewendeter Graphenalgorithmus ist die Katz-Zentralität [52, S. 6][59, S. 1f.][122, S. 1ff.]. Diese basiert auf einem im Jahr 1953 vorgestellten mathematischen Verfahren von Katz [64, S. 1ff.], welches dieser zur Bestimmung von Anführern in sozialen Gruppen entwickelte. Heute nutzen graphenbasierte Empfehlungssysteme die Katz-Zentralität beispielsweise zur Verbindungsvorhersage (Link Prediction). Diese Problemstellung ist unter anderem im Bereich der sozialen Netzwerke verbreitet. Sie verfolgt das Ziel, aus vorhandenen Kanten im Graphen bisher unbekannte Verbindungen vorherzusagen [72, S. 1ff.].



Die Katz-Zentralität basiert auf folgender Gleichung 3.4 [72, S. 4].

$$(I - \beta * M)^{-1} - I \quad (3.4)$$

In Gleichung 3.4 steht  $\beta$  für eine Zahl im Bereich von null bis eins [52, S. 6], welche jedoch stets kleiner als  $1/\lambda$  sein muss.  $\lambda$  entspricht dabei dem größten Eigenwert der Matrix  $M$  [122, S. 6]. Je größer der Wert von  $\beta$  angesetzt wird, desto stärker werden weit entfernte Beziehungen in der Berechnung gewichtet [52, S. 6].

Die Variable  $I$  steht in Gleichung 3.4 für die Einheitsmatrix.  $M$  symbolisiert die Adjazenzmatrix des betrachteten Graphen [72, S. 4]. Diese gibt an, wie viele Kanten von einem Startknoten zu jedem anderen Knoten führen [52, S. 6]. Der mit Zahlen versehene Bereich von Tabelle 3.2 entspricht der Adjazenzmatrix für den Graphen aus Abbildung 3.2.

	Jane D.	John D.	Erika M.	Max M.	Java	Python	MySQL	MongoDB	HDFS	Spark
Jane D.	0	0	0	0	0	4	3	3	0	0
John D.	0	0	0	0	3	0	2	0	1	0
Erika M.	0	0	0	0	0	0	0	0	5	3
Max M.	0	0	0	0	2	3	1	0	0	0
Java	0	3	0	2	0	0	0	0	0	0
Python	4	0	0	3	0	0	0	0	0	0
MySQL	3	2	0	1	0	0	0	0	0	0
MongoDB	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
HDFS	0	1	5	0	0	0	0	0	0	0
Spark	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0

Tabelle 3.2: Anzahl an Verbindungen im Graphen aus Abbildung 3.2

Für Tabelle 3.2 ergeben sich mit  $\beta = 0.125$  durch Anwendung des Katz-Algorithmus die in Tabelle 3.3 dargestellten Werte. Die vollständige Berechnung kann in Appendix A.1 nachvollzogen werden.

In Tabelle 3.3 ist zu erkennen, dass durch Bestimmung der Katz-Zentralität für sämtliche Knoten die Stärke der Verbindung zu allen anderen Knoten vorhergesagt werden konnte. Das Sparsity Problem wurde somit behoben.

Es ist zu beobachten, dass der Algorithmus von Katz nicht geeignet ist, fehlende Bewertungen von Mitarbeitern vorherzusagen. Die Anwendung des Algorithmus führt jedoch zu einer feingranularen Anpassung der Ausgangsbewertung. So beurteilte beispielsweise Jane Doe die Kompetenzen MongoDB und MySQL in Tabelle 3.1 ursprünglich mit gleichen Bewertungen. Nach Bestimmung der Katz-Zentralität ist MySQL in Tabelle 3.3 feingranular besser bewertet als MongoDB. Dieses Phänomen ist darauf zurückzuführen.



	Jane D.	John D.	Erika M.	Max M.	Java	Python	MySQL	MongoDB	HDFS	Spark
<b>Jane D.</b>	1.66	0.47	0.08	0.87	0.39	1.66	1.22	1.00	0.11	0.03
<b>John D.</b>	0.47	0.42	0.24	0.37	0.62	0.37	0.58	0.18	0.33	0.09
<b>Erika M.</b>	0.08	0.24	1.17	0.06	0.10	0.06	0.10	0.03	1.39	0.81
<b>Max M.</b>	0.87	0.37	0.06	0.60	0.54	1.04	0.62	0.33	0.08	0.02
<b>Java</b>	0.39	0.62	0.10	0.54	0.37	0.40	0.37	0.15	0.14	0.04
<b>Python</b>	1.66	0.37	0.06	1.04	0.40	1.22	0.84	0.62	0.09	0.02
<b>MySQL</b>	1.22	0.58	0.10	0.62	0.37	0.84	0.68	0.46	0.13	0.04
<b>MongoDB</b>	1.00	0.18	0.03	0.33	0.15	0.62	0.46	0.37	0.04	0.01
<b>HDFS</b>	0.11	0.33	1.39	0.08	0.14	0.09	0.13	0.04	0.91	0.52
<b>Spark</b>	0.03	0.09	0.81	0.02	0.04	0.02	0.04	0.01	0.52	0.31

Tabelle 3.3: Berechnete Katz-Zentralität mit  $\beta = 0.125$  für Tabelle 3.2

ren, dass MySQL von mehreren Kollegen von Jane Doe ebenfalls bewertet wurde. Somit ist es naheliegend, dass sie diese Kompetenz besser beherrscht als MongoDB.

Nah verwandt mit dem Verfahren von Katz ist der PageRank-Algorithmus [118, S. 1]. Dieser nutzt Kanten zur Darstellung von Verlinkungen im Internet. Auf dieser Grundlage bestimmte Google in seiner Anfangszeit die Priorisierung von Webseiten in deren Suchergebnissen [88, S. 3ff.].

Unabhängig von der konkreten Art der Implementierung besteht ein großer Nachteil bei speicherbasierten Verfahren darin, dass bei jeder Empfehlungsberechnung sämtliche Nutzer, Elemente und Bewertungen in den Hauptspeicher geladen werden müssen [120, S. 8]. Dies kann zu sehr hohen Laufzeiten führen [123, S. 2]. So bemerken beispielsweise Landherr, Friedl und Heidemann [69, S. 3], dass alleine die Invertierung der Matrix bei Berechnung des Katz-Algorithmus mit Gleichung 3.4 eine Komplexität von  $O(n^3)$  besitzt. Aus diesen Gründen ist die Verwendung speicherbasierter Ansätze bei großen Datensätzen als ungeeignet zu bewerten. Abhilfe bei steigender Datenmenge können modellbasierte Verfahren bieten [120, S. 8].

### 3.3.2 Modellbasierte Verfahren

Modellbasierte Verfahren verwenden Ansätze aus dem Bereich des Data Minings zur Generierung von Vorschlägen. Hierbei berechnen Wissenschaftler statistische Modelle, bevor sie ihr Empfehlungssystem den Nutzern zur Verfügung stellen [23, S. 2]. Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass in der Produktivumgebung keine Berechnungen mehr auf allen Daten ausgeführt werden müssen. Somit ist die Vorschlagsbestimmung insbesondere bei großen Datenmengen effizienter als bei speicherbasierten Verfahren [120, S. 8].

Wie in Tabelle 3.4 dargestellt, ist es bei modellbasierten Verfahren üblich, den vorhandenen Datensatz in Trainings- (rot) und Testdaten (blau) zu untergliedern [1, S. 71f.]. Die Einteilung in der Tabelle erfolgte dabei zufällig.

	Java	Python	MySQL	MongoDB	HDFS	Spark
<b>Doe, Jane</b>	?	4	3	3	?	?
<b>Doe, John</b>	3	?	2	?	1	?
<b>Muster, Erika</b>	?	?	?	?	5	3
<b>Muster, Max</b>	2	3	1	?	?	?

Tabelle 3.4: Beispielhafte Unterteilung einer Matrix in Trainings- und Testdaten

Die Trainingsdaten werden genutzt, um statistische Modelle zur Vorhersage von Bewertungen zu entwickeln [1, S. 71f.]. Die Testdaten dienen zur anschließenden Evaluierung und Bewertung hinsichtlich der Genauigkeit des erstellten Modells. Hierbei ist es beispielsweise möglich, bekannte Einträge von Testdaten in der Matrix temporär zu entfernen, diese anschließend durch das trainierte Modell vorherzusagen und daraufhin tatsächliche und vorhergesagte Werte zu vergleichen [63, S. 3ff.].

Wie an den Spalten in Tabelle 3.4 zu erkennen ist, existieren in der Praxis häufig sehr viele Merkmale bzw. Dimensionen, welche zur Entwicklung von Modellen relevant sein können. Zusätzlich sind Matrizen, wie in Kapitel 3.3.1 beschrieben, in der Praxis aufgrund des Sparsity Problems meist sehr schwach besetzt. Boratto und Carta [11, S. 1] stellten fest, dass in solchen Situationen, in welchen viele Dimensionen und gleichzeitig wenige Daten vorliegen, keine statistisch aussagekräftigen Modelle erstellt werden können. Bellman [8, S. 94, Z. 7] prägte für diesen Sachverhalt den Ausdruck "Fluch der Dimensionalität"<sup>1</sup>. Um in solchen Situationen dennoch Empfehlungen generieren zu können, stellten verschiedene Autoren in der Literatur Verfahren zur Dimensionsreduzierung vor. Verbreitet ist dabei beispielsweise die Hauptkomponentenanalyse, welche im englischsprachigen Raum als Principal Component Analysis (PCA) bezeichnet wird [115, S. 1ff.].

Pennock et al. [92, S. 1f.] kritisierten an modellbasierten Verfahren, dass diese stets den Zustand der Daten zum Zeitpunkt des Trainings des Modells abbilden. Werden beispielsweise Fähigkeiten in der Datenbank hinzugefügt bzw. entfernt oder Bewertungen signifikant verändert, muss gegebenenfalls das statistische Modell neu trainiert werden, um diese Anpassungen zu erfassen. Speicherbasierte Verfahren können den Autoren zu Folge solche Änderungen dagegen unmittelbar berücksichtigen.

Ein Problem, welches weder speicher- noch modellbasierte Verfahren im Bereich des kollaborativen Filterns zuverlässig lösen können, ist der sogenannte Kaltstart (Cold Start). Dieser tritt auf, wenn neue Nutzer oder Fähigkeiten in die Datenbank hinzugefügt werden, welchen noch keine Bewertung zugeordnet ist [59, S. 5]. In solchen Fällen ist die gesamte Zeile bzw. Spalte

<sup>1</sup> "Curse of Dimensionality" - Bellman [8, S. 94, Z. 7]

in Tabelle 3.1 mit fehlenden Einträgen gekennzeichnet. Im entsprechenden Graphen in Abbildung 3.2 existiert somit keine Kante von der betrachteten Entität zu anderen Knoten. Daher ist es weder über speicherbasierte Ähnlichkeitsberechnungen, noch graphenbasierte Algorithmen oder statistische Modelle möglich, zuverlässige Vorhersagen mittels kollaborativem Filtern zu bestimmen. Eine Lösung für die Problematik des Kaltstarts können Verfahren im Bereich des inhaltsbasierten Filterns bieten.

### 3.4 INHALTSBASIERTES FILTERN

Verfahren des inhaltsbasierten Filterns nutzen im Unterschied zum kollaborativen Filtern keine Bewertungen anderer Anwender zur Bestimmung von Vorhersagen. Algorithmen in diesem Bereich fokussieren Beschreibungen von Nutzern und Elementen [1, S. 139f.].

Soll analog zum Beispiel aus Kapitel 3.3.1 die Java-Bewertung von Jane Doe vorhergesagt werden, würden beim inhaltsbasierten Filtern somit keine Ähnlichkeitsberechnungen zwischen Java und jeder anderen Fähigkeit bzw. Jane Doe und allen anderen Mitarbeitern durchgeführt werden. Stattdessen könnten beispielsweise Satzbausteine im Lebenslauf von Jane Doe mit Wörtern in entsprechender Fachliteratur zu Java-Technologien verglichen werden.

Solche Anwendungen im Bereich des inhaltsbasierten Filterns implementierten beispielsweise Guo, Alamudun und Hammond [53, S. 4ff.] und Singh et al. [109, S. 3ff.]. Diese entwickelten Empfehlungssysteme zur Stellensuche bzw. -besetzung. In beiden Fällen nutzten die Wissenschaftler Methoden aus der Computerlinguistik, um aus unstrukturierten Stellenausschreibungen und Lebensläufen semantische Merkmale zu extrahieren. Die dabei gewonnenen Daten speicherten sie einer strukturierten Form, welche den Forschern die Anwendung von Ähnlichkeitsberechnungen ermöglichte.

Auch ist es möglich, graphenbasierte Verfahren im Bereich des inhaltsbasierten Filterns einzusetzen. Diese bieten die Möglichkeit, vorhandene Daten über Ontologien miteinander zu verbinden. So entwickelten beispielsweise Senthil Kumaran und Sankar [107, S. 1ff.] eine Anwendung, welche Bewerbungen und Stellenausschreibungen über Verfahren der Computerlinguistik in einheitliche Ontologien übertrug. Auch hier ermittelten die Wissenschaftler über Ähnlichkeitsberechnungen die geeignetsten Bewerber für offene Stellen.

Es wäre ebenso denkbar, die von Senthil Kumaran und Sankar [107, S. 1ff.] entwickelten Ontologien um weiteres Domänenwissen anzureichern und dieses ebenfalls in den Vorschlagsprozess einzubeziehen. Ein solches Vorgehen verfolgen wissensbasierte Empfehlungssysteme [1, S. 168f.].

### 3.5 WISSENSBASIERTE EMPFEHLUNGSSYSTEME

Beim Erstellen von wissensbasierten Empfehlungssystemen können Unternehmen auf bereits vorhandene Ontologien zurückgreifen. Beispielsweise stellt die Europäische Kommission mit der European Skills/Competences, Qualifications and Occupations (ESCO)-Ontologie explizit zum Zweck der Stellenbesetzung eine mehrsprachige Wissensdatenbank mit vordefinierten Kompetenzen, Fähigkeiten und Qualifikationen bereit [125, S. 1ff.]. Ein vergleichbares Angebot existiert mit dem Occupational Information Network (O\*Net) auch von der Regierung der Vereinigten Staaten von Amerika [25, S. 2].

In solchen Wissensdatenbanken können Unternehmen zu Stellen passende Mitarbeiter über semantische Suchen abfragen. Hierbei kann das System über hinterlegte Regeln sowohl Synonyme als auch Beziehungen berücksichtigen [110, S. 2f.]. Jedoch werden dabei Mitarbeiter in den Ergebnissen nur ausgegeben, wenn sie die Suchanfrage exakt erfüllen. Aus diesem Grund stellten Bianchini, Antonellis und Melchiori [10, S. 3] bei semantischen Suchen eine hohe Genauigkeit der Resultate fest, bemängelten jedoch die Flexibilität der Verfahren.

Auch ist es möglich, innerhalb der Ontologien über Graphenalgorithmen die Übereinstimmungen zwischen Fähigkeiten zu berechnen [7, S. 1f.]. Bei solchen, auf Ähnlichkeitsberechnungen basierenden Verfahren, beobachteten Bianchini, Antonellis und Melchiori [10, S. 4] eine hohe Flexibilität, kritisierten jedoch die mangelnde Genauigkeit der Verfahren.

Um die Nachteile beider Ansätze auszugleichen, implementierten Fazel-Zarandi und Fox [43, S. 4ff.] ein eigenes Empfehlungssystem. Dieses sollte gleichzeitig eine hohe Genauigkeit und Flexibilität gewährleisten. Für dieses Vorhaben entwickelten die Wissenschaftler eine Ontologie, welche die Fähigkeiten der Mitarbeiter sehr feingranular erfasste. Einzelne Kompetenzen mussten dabei über mehrere Einträge spezifiziert werden. Zu Stellen passende Personen wurden anschließend über einen Algorithmus ermittelt, welcher semantische Schlussfolgerungen mit Ähnlichkeitsberechnungen kombinierte. Mit diesem Ansatz erreichten Fazel-Zarandi und Fox [43, S. 11f.] ihr Ziel, ein genaues und zugleich flexibles wissensbasiertes Empfehlungssystem zu implementieren. Jedoch muss kritisch angemerkt werden, dass die Pflege der Fähigkeiten in der Ontologie als sehr aufwändig erscheint. Somit muss in Frage gestellt werden, ob Mitarbeiter ein solches System zuverlässig im Unternehmensalltag pflegen würden. Auch Dave et al. [25, S. 2] beobachten in anderen Job-Ontologien wie O\*Net, dass Informationen über Fähigkeiten häufig nicht aktuell gehalten werden.

Die von Fazel-Zarandi und Fox [43, S. 1] implementierte Recommender Engine kombinierte semantische Schlussfolgerungen und Ähnlichkeitsberechnungen innerhalb eines Systems. Aus diesem Grund kann deren Anwendung auch als hybrides Empfehlungssystem bezeichnet werden.

### 3.6 HYBRIDE EMPFEHLUNGSSYSTEME

Hybride Systeme verwenden innerhalb einer Anwendung mehrere unterschiedliche Empfehlungsansätze. Dadurch können sie die Nachteile einzelner Verfahren ausgleichen bzw. die Vorteile mehrerer Ansätze miteinander verbinden, um die Qualität der Ergebnisse zu verbessern [1, S. 199f.][82, S. 8].

Beispielsweise implementierten Yang et al. [119, S. 1ff.] ein hybrides Empfehlungssystem zur Stellensuche. Dabei kombinierten sie kollaboratives und inhaltsbasiertes Filtern über modellbasierte Methoden. Zur Evaluation teilten die Forscher ihren vorhandenen Datensatz in Trainings- und Testdaten. Anschließend verglichen sie die Präzision des rein inhaltsbasierten Ansatzes mit der Kombination aus inhaltsbasiertem und kollaborativem Filtern. Hierbei stellten sie fest, dass das hybride Vorgehen zu besseren Ergebnissen führte.

Auch für die Personalauswahl wurden in der Literatur hybride Empfehlungssysteme entwickelt. Beispielsweise implementierten Mohamed et al. [84, S. 1ff.] eine Anwendung bestehend aus wissens- und inhaltsbasierten Verfahren. Dieses sortierte vorhandene Lebensläufe entsprechend den Anforderungen von Personalsachbearbeitern. Zu diesem Zweck überführten die Wissenschaftler die Lebensläufe der Kandidaten zunächst über Methoden der Computerlinguistik in einheitliche Ontologien. Personalsachbearbeiter konnten über eine Suchmaske Anforderungen spezifizieren. Über Ähnlichkeitsberechnungen zwischen Lebensläufen und Schlüsselworten bestimmten die Wissenschaftler für jeden Kandidaten eine Profilbewertung zur Sortierung. Dabei nutzten die Forscher für gesuchte und vorhandene Fähigkeiten eine einheitliche Ontologie, über welche sie Ähnlichkeiten bestimmten. Zur Evaluation des Systems ließen die Wissenschaftler vorhandene Lebensläufe entsprechend vorgegebener Stellenspezifikationen sowohl von ihrem System als auch von erfahrenen Personalsachbearbeitern sortieren. Hierbei stellten sie fest, dass die Ergebnisse ihrer Anwendung vergleichbar mit denen der HR-Angestellten waren. Aus diesen Resultaten wurde geschlossen, dass das hybride Empfehlungssystem ähnlich gute Vorschläge in deutlich geringerer Zeit erzielen konnte.

Trotz dieser Ergebnisse kritisierten Malinowski et al. [81, S. 1ff.], dass ein hybrides Empfehlungssystem nicht ausreicht, um geeignete Mitarbeiter für Stellen zu empfehlen. Deren Einschätzung zu Folge ist die Entwicklung bilateralen Empfehlungssysteme notwendig. Solche Systeme beachten die in Kapitel 2 vorgestellten Erkenntnisse zum P-E Fit und beziehen daher gleichzeitig die Präferenzen von Stellensuchenden und Personalsachbearbeitern in den Empfehlungsprozess ein.

## VERWANDTE ARBEITEN

---

Bei der Analyse der Literatur ist festzustellen, dass bereits einige Publikationen den Anspruch verfolgten, Empfehlungssysteme zur automatisierten Zusammenführung von Kandidaten und Stellen zu entwickeln. Für diese Problemstellung wurde häufig der Begriff des Person-Job Fits (P-J Fits) verwendet. Aus dem Blickwinkel der Organisationspsychologie handelt es sich hierbei um eine Version des P-E Fits, bei welcher für die Umgebung die Aspekte einer Stelle betrachtet werden [33, S. 1ff.][81, S. 3]. Jedoch bezogen sich einige Forscher in ihren Veröffentlichungen nicht auf das in Kapitel 2 vorgestellte Konzept der Psychologie. Obwohl der Begriff des P-J Fits verwendet wurde, bestimmten die Wissenschaftler die Kongruenz häufig ausschließlich auf der Ebene des Anforderungen-Fähigkeiten Fits. Dieser Sachverhalt ist beispielsweise in den Publikationen von Luo et al. [79, S. 1ff.], Qin et al. [100, S. 1ff.] und Zhu et al. [124, S. 1ff.] zu beobachten.

### 4.1 NICHT AUF DEM P-E FIT BASIERENDE SYSTEME

Zhu et al. [124, S. 1, Z. 1f.] definierten den P-J Fit als den "Prozess, bei dem das richtige Talent mit der richtigen Stelle zusammengeführt wird, indem die Talentkompetenzen identifiziert werden, welche für die Stelle erforderlich sind."<sup>1</sup> Dementsprechend implementierten Zhu et al. [124, S. 1ff.] wie auch Luo et al. [79, S. 1ff.] und Qin et al. [100, S. 1ff.] ein neuronales Netz, welches voraussagte, ob eine Person aufgrund ihrer Qualifikationen für eine Stelle geeignet ist. Im ersten Schritt bereiteten die Wissenschaftler dabei unstrukturierte Stellenausschreibungen und Lebensläufe strukturiert auf. Anschließend nutzten sie die Daten, um anhand verschiedener Verfahren vorzusagen, ob eine ausreichende Übereinstimmung zwischen den Fähigkeiten der Kandidaten und den Anforderungen der offenen Stellen vorhanden ist [79, S. 1ff.][100, S. 1ff.][124, S. 1ff.].

Empfehlungssysteme, welche neben den Präferenzen der Personalsachbearbeiter an die Fähigkeiten potentieller Mitarbeiter auch die Wünsche der Kandidaten berücksichtigen, bezeichneten Malinowski et al. [81, S. 4] als bilaterale Empfehlungssysteme. Solche Anwendungen beziehen folglich neben dem Anforderungen-Fähigkeiten Fit auch die Bedürfnisse-Angebote Kongruenz in den Vorschlagsprozess ein. Verschiedene Forschergruppen aus dem Umfeld von Malinowski et al. [81, S. 1ff.] entwickelten zwei bilaterale Recommender Engines, welche in mehreren Publikationen vorgestellt wurden. In

---

<sup>1</sup> "process of matching the right talent for the right job by identifying talent competencies that are required for the job." - Zhu et al. [124, S. 1, Z. 1f.]

beiden Fällen bezogen sich die Wissenschaftler auf das in Kapitel 2 vorgestellte Konzept des P-E Fits [65, S. 4f.][66, S. 3f.][80, S. 3f.][81, S. 3f.][82, S. 3ff.].

#### 4.2 AUF DEM P-E FIT BASIERENDE BILATERALE SYSTEME

Eine der beiden bilateralen Anwendungen aus dem Umfeld von Malinowski et al. [81, S. 1ff.] verfolgte das Ziel, neue Personen für bestehende Teams zu empfehlen. Zu diesem Zweck sagten die Wissenschaftler voraus, wie sehr sich potentielle Teammitglieder gegenseitig vertrauen würden. Dabei schlugen sie diejenigen Kandidaten für ein betrachtetes Team vor, bei welchen das höchste gegenseitige Vertrauen zwischen bestehenden Teamkollegen und potentiell Mitglied berechnet wurde [66, S. 5ff.][80, S. 1ff.].

Das zweite System sollte Empfehlungen zur Besetzung offener Stellen generieren und dabei Präferenzen von Arbeitssuchenden und Personalsachbearbeitern beachten [81, S. 1ff.]. Darüber hinaus stellte Keim [65, S. 5ff.] ein Framework vor, welches beide Ansätze innerhalb einer Anwendung integrierte. Alle diese Implementierungsmethoden basieren auf einem von Färber, Weitzel und Keim [42, S. 6ff.] vorgestellten Empfehlungssystem.

##### 4.2.1 Empfehlungssystem für Personalsachbearbeiter

Färber, Weitzel und Keim [42, S. 4ff.] entwickelten eine Recommender Engine zur Empfehlung von Personen für offene Stellen in Unternehmen. Dabei verfolgten sie einen hybriden, nicht-bilateralen Ansatz. Dieser ist in Abbildung 4.1 modelliert.

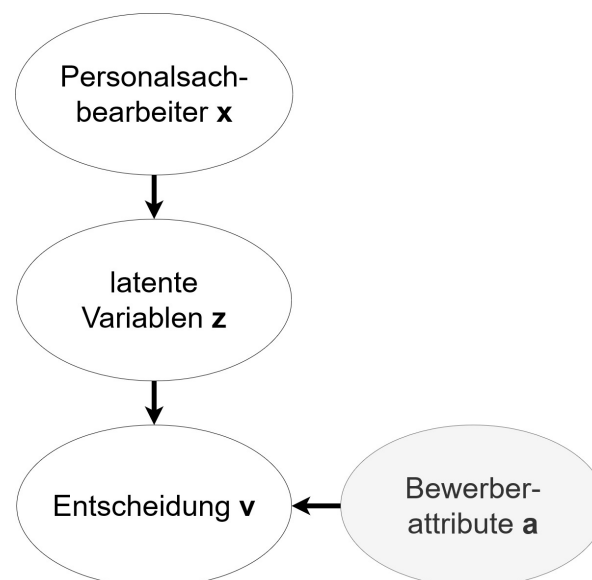


Abbildung 4.1: Modell des hybriden Empfehlungssystems für Personalsachbearbeiter  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [42, S. 8])



In Abbildung 4.1 steht  $a$  für Attribute aus dem Lebenslauf des Bewerbers, wie dem Namen seiner Hochschule oder der Abschlussnote seines Studiums [81, S. 4]. Variable  $x$  symbolisiert einen Personalsachbearbeiter mitsamt eines Stellenprofils, welches dieser besetzen soll. Dessen Entscheidung, ob ein Bewerber für die Tätigkeit qualifiziert ist oder nicht, wird über den booleschen Wert  $v$  ausgedrückt [42, S. 6ff.].

Färber, Weitzel und Keim [42, S. 4ff.] bestimmten aus diesen Faktoren ein latentes Variablenmodell. Hierbei wurden bekannte Entscheidungen eines Personalsachbearbeiters hinsichtlich der Eignung von Bewerbern für eine Stelle erfasst. Aus diesen wurden nicht direkt messbare Variablen  $z$  abgeleitet, welche dessen Beurteilungen beeinflussten. Über die latenten Variablen  $z$  und die Attribute  $a$  bestimmten die Autoren Wahrscheinlichkeiten, mit welchen ein Personalsachbearbeiter die vorliegenden Attribute eines Kandidaten als qualifiziert oder unqualifiziert bewerten würde [42, S. 4ff.].

Diesen Empfehlungsansatz nutzten Malinowski et al. [81, S. 4f.] als Grundlage für ein neues Empfehlungssystem. Die Wissenschaftler stellten in ihrer Publikation eine bilaterale Anwendung vor, welche neben den Präferenzen der Personalsachbearbeiter auch die Wünsche der Kandidaten berücksichtigen sollte.

#### 4.2.2 Einbeziehung von Präferenzen der Kandidaten

Um neben den Präferenzen der Personalsachbearbeiter auch die Wünsche der Kandidaten zu berücksichtigen, erweiterten Malinowski et al. [81, S. 4f.] das von Färber, Weitzel und Keim [42, S. 4ff.] entwickelte Empfehlungssystem um eine zusätzliche Komponente für Stellensuchende. Diese orientierte sich ebenfalls am Aufbau von Abbildung 4.1. Bei der neuen Komponente stand  $x$  für den Kandidaten und  $a$  für die Attribute der Stellenausschreibung. Auch hier bestimmten die Forscher latente Variablen  $z$ , welche sie über vergangene Stellenprofil-Bewertungen von Studenten ermittelten. Über diese sagten sie voraus, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Kandidat eine Stelle als passend zu seinen Präferenzen bewerten würde [81, S. 4f.].

Bei einer Evaluation des Systems stellten Malinowski et al. [81, S. 6f.] fest, dass die Ergebnisse der Komponente zur Empfehlung von Kandidaten nahezu vergleichbar zur manuellen Auswahl eines menschlichen Personalsachbearbeiters waren. Auch beim Stellenempfehlungssystem kamen die Wissenschaftler zu der Erkenntnis, dass die Ergebnisse bis auf wenige Ausnahmen vergleichbar zur manuellen Selektion der Kandidaten waren. Keim [65, S. 7] bestätigte in seiner Publikation ebenfalls, dass beide Empfehlungsmodule eine hohe Genauigkeit aufweisen konnten.

Kritisch ist zum Vorgehen von Malinowski et al. [81, S. 3ff.] festzustellen, dass das bilaterale Empfehlungssystem ursprünglich in Anlehnung an das Konzept des P-E Fits entwickelt wurde. Dabei sollten sowohl Präferenzen von Personalsachbearbeitern als auch Wünsche von Stellensuchenden be-



rücksichtigt werden. Allerdings ist es in der vorgestellten Anwendung nur möglich, entweder zu den Präferenzen von Personalsachbearbeitern passende Kandidaten oder mit den Wünschen von Bewerbern kompatible Stellen zu ermitteln. Es ist nicht vorgesehen, Kandidaten für Positionen zu empfehlen und dabei gleichzeitig die Präferenzen von Bewerbern und Personalsachbearbeitern zu berücksichtigen. Daher ist kritisch anzumerken, dass die Anwendung von Malinowski et al. [81, S. 3ff.] zwar die Präferenzen beider Parteien berücksichtigte, dieses Vorgehen aber nicht vollständig der Theorie des P-E Fits entspricht.

Ein Empfehlungssystem, welches das Konzept des P-E Fits erfüllte, stellten Malinowski et al. [80, S. 1ff.] jedoch in einer vorherigen Publikation vor.

#### 4.2.3 System zur bilateralen Vertrauensbestimmung

Malinowski et al. [80, S. 1] präsentierten eine Recommender Engine, welche Personen für Teams vorschlagen sollte. Dabei berücksichtigten sie die Präferenzen von Personalsachbearbeitern hinsichtlich der fachlichen Eignung der Kandidaten. Außerdem beachteten sie auch die Wünsche von Teammitgliedern und potentiellen Kandidaten bezüglich der persönlichen Zusammenarbeit.

Das System von Malinowski et al. [80, S. 4ff.] sah es in einem ersten Schritt vor, das Verfahren von Färber, Weitzel und Keim [42, S. 8ff.] aus Kapitel 4.2.1 anzuwenden. Damit bestimmten die Wissenschaftler aus allen verfügbaren Kandidaten die  $N$  fachlich geeignetsten Personen passend zu den Präferenzen des Personalsachbearbeiters hinsichtlich zu besetzenden Stellenprofils. Diese  $N$  Mitarbeiter dienten als Eingabe für eine weitere Komponente, über welche die Wissenschaftler das gegenseitige Vertrauen zwischen den  $N$  Kandidaten und den vorhandenen Teammitgliedern berechneten. Um dieses zu bestimmen, nutzten die Forscher drei separate Ansätze. Diese sind in Abbildung 4.2 dargestellt und wurden auch in den Publikationen von Keim et al. [66, S. 5ff.] und Malinowski, Weitzel und Keim [82, S. 6ff.] behandelt.

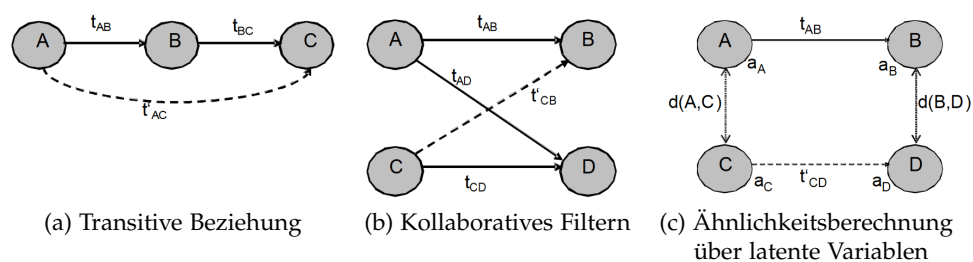


Abbildung 4.2: Ansätze zur Berechnung des Vertrauens zwischen potentiellen Teammitgliedern [80, S. 5]

Die Anwendung der ersten beiden Ansätze (a) und (b) zur Vorhersage des Vertrauens zwischen potentiellen Teammitgliedern aus Abbildung 4.2 setzt laut Malinowski et al. [80, S. 4ff.] voraus, dass bekannte Vertrauensbewertungen

gen von Teamkollegen vorhanden sind. Diese können den Wissenschaftlern zu Folge beispielsweise über Fragebögen ermittelt werden.

Bei Ansatz (a) nahmen Malinowski et al. [80, S. 5f.] an, dass eine Vertrauensbeziehung über Multiplikation berechnet werden kann, wenn transitiv eine direkte Verbindung zwischen zwei Personen besteht. Zur Berechnung der Vertrauensbeziehung  $t'_{AC}$  von Person A zu Person C in Abbildung 4.2, wendeten die Wissenschaftler folgende Formel 4.1 an:

$$t'_{AC} = t_{AB} * t_{BC} \quad (4.1)$$

Ansatz (b) in Abbildung 4.2 zeigt die Berechnung des Vertrauens zwischen zwei Personen über speicherbasiertes kollaboratives Filtern, wie es in Kapitel 3.3 vorgestellt wurde. Hierbei nutzten die Wissenschaftler die Ähnlichkeit zwischen den Personen A und C, um das Vertrauen zwischen den Personen C und B vorherzusagen [80, S. 6].

Das dritte Verfahren (c) beruhte auf der Annahme, dass sich Personen stark vertrauen würden, wenn sie ähnliche persönliche Präferenzen teilen. Unter dieser Prämisse erstellten Malinowski et al. [80, S. 6f.] ein latentes Variablenmodell vergleichbar zum Verfahren aus Kapitel 4.2.2. Über dieses bestimmten sie für jedes Teammitglied diejenigen latenten Variablen, welche für dieses bei der Bewertung vergangener Stellen besonders wichtig waren. Die ermittelten latenten Variablen und die gemeinsam bewerteten Stellenprofile nutzten die Wissenschaftler, um über die Ähnlichkeit zwischen Personen auf deren gegenseitiges Vertrauen zu schließen.

Das in den drei Ansätzen (a), (b) und (c) bestimmte Vertrauen zwischen bestehenden Teammitgliedern und potentiellen Kandidaten aggregierten Malinowski et al. [80, S. 7ff.] unter Berücksichtigung der Anzahl gemeinsam bewerteter Stellenprofile zu einer finalen Vertrauensbewertung.

Im letzten Schritt des Systems errechneten Malinowski et al. [80, S. 9f.] aus den Ergebnissen der Komponente von Färber, Weitzel und Keim [42, S. 8ff.] und der finalen Vertrauensbewertung eine gemeinsame Ergebnisliste. Hierzu wendeten sie die folgende Formel 4.2 an:

$$R' = \alpha * t'_{M*y} * (1 - \alpha) * r'_{x,y,v} \quad (4.2)$$

In Formel 4.2 stand  $t'_{M*y}$  für die Liste der Vertrauensbeziehungen und  $r'_{x,y,v}$  für die fachlichen Bewertungen der Kandidaten. Für  $\alpha$  setzten die Wissenschaftler den Wert 0.5 ein [80, S. 4ff.]. Kritisch merkten Malinowski et al. [80, S. 9] zu Formel 4.2 an, dass diese noch nicht optimal sei und weiterer Forschung bedarf.

Eine Evaluation des Gesamtsystems konnte in der Literatur nicht identifiziert werden. In der Publikation von Malinowski, Weitzel und Keim [82, S. 13ff.] findet sich lediglich eine Validierung der Komponente zur Berechnung des Vertrauens zwischen Teammitgliedern und potentiellen Kandidaten. Hierbei kamen die Wissenschaftler zu der Erkenntnis, dass deren Sys-

tem eine höhere Genauigkeit als eine zufällige Vorhersage aufweisen konnte. Allerdings merkten die Forscher an, dass ihre Testgruppe mit 21 Teilnehmern zu klein sei, um signifikante Resultate zu erzielen.

Die Berechnung der gegenseitigen Vertrauensbeziehungen zwischen bestehenden Teammitgliedern und potentiellen Kandidaten nutzte auch Keim [65, S. 1ff.]. Er präsentierte ein Framework, welches Personen in passende Projektteams einordnen und dabei sowohl Fähigkeiten als auch zwischenmenschliche Attribute berücksichtigen sollte.

#### 4.2.4 Framework zur Bestimmung von Person-Job und Person-Team Fit

Das von Keim [65, S. 1ff.] vorgestellte Framework ist in Abbildung 4.3 dargestellt. Es besteht aus drei Ebenen.

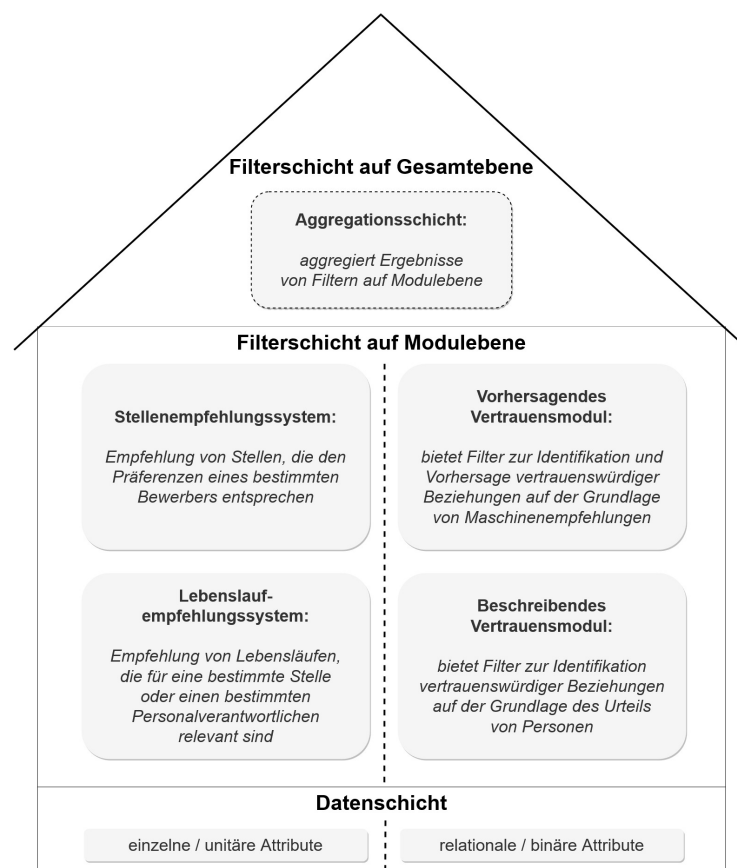


Abbildung 4.3: Framework von Keim [65, S. 5]  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [65, S. 5])

In Abbildung 4.3 ist zu erkennen, dass die zweite Ebene des Frameworks von Keim [65, S. 5ff.] aus vier Komponenten besteht. Diese sollten die Daten der ersten Ebene laden und entsprechend ihrer Funktion filtern. Dabei unterstützen die beiden auf der linken Seite abgebildeten Module die Stellen- bzw. Kandidatensuche. Die Komponenten der rechten Seite erleichtern die Bestimmung geeigneter Teampartner [65, S. 5].

Das Lebenslaufempfehlungssystem (CV recommender) in Abbildung 4.3 entspricht der von Färber, Weitzel und Keim [42, S. 8ff.] entwickelten Anwendung, welche in Kapitel 4.2.1 vorgestellt wurde [65, S. 6]. Beim Stellenempfehlungssystem (Job recommender) handelt es sich um die von Malinowski et al. [81, S. 4ff.] adaptierte Version des Lebenslaufempfehlungssystems, mit welcher Personen zu ihren Präferenzen passende Stellenausschreibungen ermitteln können [65, S. 6]. Dieses wurde in Kapitel 4.2.2 behandelt. Das vorhersagende Vertrauensmodul (Predictive trust module) entspricht dem in Kapitel 4.2.3 behandelten Ansatz zur Vorhersage von Vertrauensbeziehungen zwischen potentiellen Teammitgliedern [65, S. 8]. Dieses wurde in den Publikationen von Keim et al. [66, S. 5ff.] und Malinowski et al. [80, S. 4ff.] detailliert vorgestellt.

Vergleichbar zu einer Anwendung von Keim et al. [66, S. 4f.] ist auch das beschreibende Vertrauensmodul (Descriptive trust module). Diese Komponente erfasst explizit vergebene Vertrauensbewertungen von Teammitgliedern in Form einer Ontologie und repräsentiert diese in Form eines Graphen. Über diese Darstellung können Anwender soziale Beziehungen durchsuchen und analysieren. Auf diese Weise sollen sie besser entscheiden können, mit welchen Personen sie eine Zusammenarbeit eingehen möchten [65, S. 7].

Ähnlich zur Publikation von Malinowski et al. [81, S. 3ff.] muss auch zur Veröffentlichung von Keim [65, S. 5ff.] kritisch bemerkt werden, dass die Forscher die Resultate der einzelnen Module nicht zu einem Ergebnis zusammenfassten. Die Implementierung der oben in Abbildung 4.3 dargestellten Aggregationsebene (Aggregation layer) ließen die Wissenschaftler in ihrer Publikation offen [65, S. 8].

Neben denen in diesem Kapitel vorgestellten Publikationen wurden bei der Literaturrecherche weitere Ansätze identifiziert, bilaterale Empfehlungssysteme zu implementieren. Die Autoren dieser Veröffentlichungen bezeichneten ihre Anwendungen jedoch nicht als bilateral, sondern als wechselseitig.

#### 4.3 WECHSELSEITIGE EMPFEHLUNGSSYSTEME ZUM PERSON-JOB FIT

Der Begriff der wechselseitigen Empfehlungssysteme wurde erstmals von Pizzato et al. [94, S. 1] eingeführt, welche eine Recommender Engine im Bereich des Online-Datings entwickelten [58, S. 1]. Die Autoren verwendeten dabei die Bezeichnung der Wechselseitigkeit, da ihr System sowohl die Präferenzen des aktiven Nutzers als auch der potentiellen Partner gleichermaßen berücksichtigen sollte [94, S. 1]. In ihrer Publikation nannten Pizzato et al. [94, S. 3] die Veröffentlichung von Malinowski et al. [81, S. 1ff.] als verwandte Arbeit. Hierzu stellten sie fest, dass auch bilaterale Empfehlungssysteme die Präferenzen von zwei Parteien betrachten. Eine klare Unterscheidung zwischen bilateralen und wechselseitigen Empfehlungssystemen nahmen die Autoren jedoch nicht vor [94, S. 3]. Erst in einer späteren Publikation hielten Pizzato et al. [93, S. 8] eindeutig fest, dass wechselseitig und bilateral zwei

unterschiedliche Begriffe für dasselbe Konzept von Empfehlungssystemen sind.

Wechselseitige Empfehlungssysteme zum P-J Fit wurden unter anderem von Ding et al. [29, S. 1ff.], Hong et al. [58, S. 1ff.] und Lu, El Helou und Gillet [78, S. 1ff.] vorgestellt. Diese Autoren bezogen sich nicht auf das Konzept des P-E Fits. Dennoch entwickelten sie Systeme, welche sowohl Präferenzen von Stellensuchenden als auch Personalsachbearbeitern gleichermaßen in den Vorschlagsprozess einbezogen.

#### 4.3.1 *System zur Einstellung von Hochschulabsolventen*

Ding et al. [29, S. 1ff.] entwickelten ein wechselseitiges Empfehlungssystem zur Einstellung von Hochschulabsolventen. Zur Empfehlung geeigneter Stellen für Kandidaten griff das System auf Informationen über den Nutzer und ehemalige Absolventen der Universität zu. Stellenempfehlungen wurden hierbei über ein mehrstufiges Verfahren bestimmt. Dieses berechnete die Ähnlichkeit des Kandidaten zu vergangenen Absolventen und nutzte deren Stellenentscheidungen als Grundlage für Vorschläge.

Zur Empfehlung geeigneter Absolventen für Arbeitgeber lud die Anwendung Informationen über ehemalige Graduierende der Universität, welche nach dem Studium in diesem Unternehmen eine Tätigkeit begonnen hatten. Die Ähnlichkeit aktueller Graduierender zu historischen Absolventen diente auch in diesem Fall als Grundlage für das mehrstufige Verfahren zur Bestimmung von Empfehlungen [29, S. 1ff.].

Kritisch ist zum Vorgehen von Ding et al. [29, S. 1ff.] anzumerken, dass die Autoren aus der Anstellung eines Absolventen unmittelbar auf gegenseitige Präferenzen von Arbeitgebern und Graduierenden schlossen. Jedoch könnte ein Berufseinsteiger auch eine weniger präferierte Stelle angenommen haben, da dessen Wunschposition nicht verfügbar war oder mit einem anderen Kandidaten besetzt wurde. Ebenso könnte ein Arbeitgeber einen weniger passenden Absolventen eingestellt haben, da kein idealer Bewerber vorhanden war oder sich dieser für einen anderen Arbeitgeber entschieden hatte.

Positiv ist zu zum Vorgehen von Ding et al. [29, S. 1ff.] anzumerken, dass deren Anwendung mit sehr vielen impliziten Daten arbeitete. Nutzer konnten auf zahlreiche bereits vorhandene Daten im System der Hochschule zurückgreifen. Somit war es für Anwender beispielsweise nicht notwendig, umfangreiche Fragebögen vor der initialen Verwendung des Systems auszufüllen.

#### 4.3.2 *Wechselseitige Empfehlungen mittels Kosinus-Distanz*

Ein weiteres wechselseitiges Empfehlungssystem zur Stellenbesetzung stellten Hong et al. [58, S. 1ff.] vor. Dieses System richtete sich an Personalsachbearbeiter und Stellensuchende. Wie in Abbildung 4.4 dargestellt, teilte die

Anwendung die hinterlegten Informationen der beiden Gruppen von Nutzern in die Kategorien Selbstbeschreibung und Präferenz.

	Selbstbeschreibung	Präferenz
Stellensuchender	Alter, Geschlecht, Abschluss, Familienstand, Sprache, Fähigkeit, Arbeitsstatus, Berufserfahrung	Gewünschter_Arbeitsort, Gewünschtes_Gewerbe, Gewünschte_Position, Gewünschtes_Gehalt, Gewünschte_Versicherungsgarantien
Personalsachbearbeiter (Stelle)	Arbeitsort, Gewerbe, Position, Gehalt, Versicherungsgarantien	Benötigtes_Alter, Benötigtes_Geschlecht, Benötigter_Abschluss, Benötigter_Familienstand, Benötigte_Sprache, Benötigte_Fähigkeit, Benötigter_Arbeitsstatus, Benötigte_Berufserfahrung

Abbildung 4.4: Tabelle mit Merkmalskategorien im wechselseitigen Empfehlungssystem von Hong et al. [58, S. 2]  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [58, S. 2])

Wie in Abbildung 4.4 zu erkennen, entsprach jedes Merkmal in der Selbstbeschreibung der Jobsuchenden einem Merkmal der Präferenzen der Personalsachbearbeiter und umgekehrt. Vorschläge berechnete das Empfehlungssystem über die Kosinus-Ähnlichkeit, welche anhand von Gleichung 3.1 in Kapitel 3.3.1 vorgestellt wurde. Zur Berechnung der Gleichartigkeit stellte die Anwendung die Merkmale der Nutzer in Form von Vektoren dar. Zur Vorschlagsbestimmung für Stellensuchende bestimmte das System im ersten Schritt die Ähnlichkeit zwischen der Selbstbeschreibung des zugreifenden Anwenders und den Präferenzen aller verfügbaren Personalsachbearbeiter. In einem zweiten Schritt wurde die Ähnlichkeit zwischen den Selbstbeschreibungen aller Personalsachbearbeiter und den Präferenzen des zugreifenden Nutzers bestimmt. In einem letzten Schritt addierte das System die in den beiden vorherigen Rechenschritten erhaltenen Ähnlichkeiten zwischen zugreifendem Nutzer und Personalsachbearbeitern auf. Anschließend gab es die  $N$  HR-Mitarbeiter zurück, bei welchen die höchste Gleichartigkeit mit dem Stellensuchenden bestimmt werden konnte. Die Berechnung der relevantesten Kandidaten aus Sicht der Personalsachbearbeiter wurde analog durchgeführt [58, S. 2f.].

Positiv ist zum Vorgehen von Hong et al. [58, S. 1ff.] anzumerken, dass dieses das Konzept des P-E Fits sehr exakt erfüllte, auch wenn sich die Wissenschaftler nicht direkt auf diese Theorie bezogen. So fand auf Seiten beider Anwendergruppen eine eindeutige Einteilung in Nachfrage- und Angebotsperspektive statt, welche bei der Berechnung von Empfehlungen gleichermaßen berücksichtigt wurden.

Kritisch ist festzustellen, dass die in Abbildung 4.4 dargestellten Präferenzen von den Nutzern nicht, wie in Kapitel 2.6 behandelt, gewichtet wurden. Somit arbeitete das Empfehlungssystem mit der impliziten Prämisse, dass jede ermittelte Präferenz gleich wichtig sei. Außerdem wurde nicht evaluiert, ob das wechselseitige Empfehlungssystem wie geplant zu einer "Win-



win Situation"<sup>2</sup> [58, S. 3, Z. 45f.] führte. So wäre es auch denkbar, dass das System statt eines gemeinsamen optimalen Ergebnisses einen kleinsten gemeinsamen Nenner bestimmte, mit welchem weder Stellensuchende noch Personalsachbearbeiter zufrieden wären.

Eine Evaluation führten lediglich Hong et al. [57, S. 1ff.] mit einem Vorgängersystem der vorgestellten Anwendung durch. Hierbei bestimmten die Wissenschaftler wechselseitige Empfehlungen mit einem hybriden System, welches die Ergebnisse von kollaborativem Filtern, inhaltsbasiertem Filtern und einem Greedy-Algorithmus kombinierte. In der Evaluation verglichen die Wissenschaftler die Nutzererfahrung ihres wechselseitigen Empfehlungssystems dem rein klassischen kollaborativen und rein inhaltsbasierten Filtern anhand einer Nutzerstudie. Das wechselseitige Empfehlungssystem wurde hierbei in den Punkten Interpretierbarkeit, Diversität und Sortierung besser als die beiden anderen Methoden bewertet. Unter dem Gesichtspunkt der Relevanz stuften die Nutzer die Ergebnisse des wechselseitigen Empfehlungssystems jedoch lediglich als ähnlich relevant zu den Resultaten des klassischen kollaborativen Filterns ein. Somit ist fraglich, ob die Realisierung des wechselseitigen Empfehlungssystems aus wirtschaftlicher Sicht lohnenswert war.

Außerdem muss kritisiert werden, dass die Bewertungen nicht nach Nutzergruppen aufgeschlüsselt wurden. Somit ist nicht feststellbar, ob die Ergebnisse von Personalsachbearbeitern und Stellensuchenden voneinander abweichen.

Im Sinne des P-E Fits muss darüber hinaus angemerkt werden, dass die Relevanz für sämtliche Nutzer anhand gleicher Fragen erhoben wurde. Somit kann nicht festgestellt werden, ob das wechselseitige Empfehlungssystem die Erkenntnisse der Psychologen aus Kapitel 2.2 bestätigen konnte. Deren Forschungen zu Folge führt ein P-E Fit aus Sicht der Personalsachbearbeiter zu einer guten Arbeitsleistung und aus Perspektive der Angestellten zu einer hohen Zufriedenheit.

#### 4.4 GRAPHENBASIERTES EMPFEHLUNGSSYSTEM

Ein weiteres Empfehlungssystem präsentierten Lu, El Helou und Gillet [78, S. 1ff.]. Die Wissenschaftler generierten Vorschläge über einen graphenbasierten Ansatz unter Beachtung der Interessen von Kandidaten und Arbeitgebern. Ihr System bezeichneten sie jedoch weder explizit als wechselseitig, noch als bilateral. Lu, El Helou und Gillet [78, S. 1ff.] erstellten ein Jobportal auf Basis eines Graphen, in welchem Stellensuchende, Arbeitgeber und Jobausschreibungen, wie Abbildung 4.5 dargestellt, in Form von Knoten existierten.

Kanten wurden im Graphen aus Abbildung 4.5 für jede Interaktionen zwischen den Entitäten, wie dem Besuch eines Profils oder dem Bewerben auf ei-

<sup>2</sup> "win-win situation" - Hong et al. [58, S. 3, Z. 45f.]

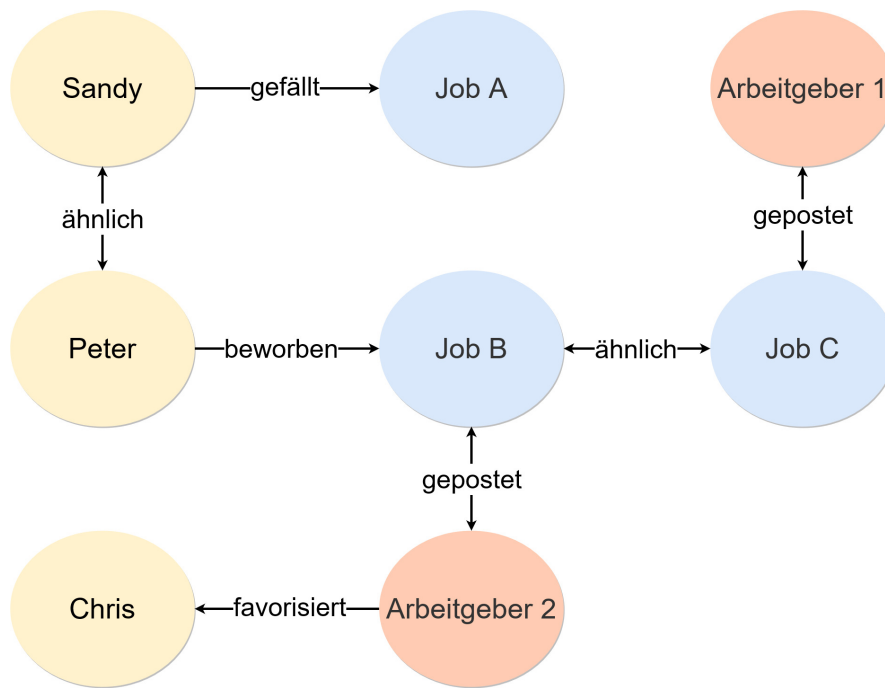


Abbildung 4.5: Graphenstruktur des wechselseitigen Empfehlungssystems  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [78, S. 2])

ne Stelle, angelegt. Zusätzlich verfügte jede der dargestellten Entitäten über textuelle Profilbeschreibungen. Diese nutzten die Wissenschaftler als Grundlage für inhaltsbasierte Verfahren. Über diese bestimmten sie die Gleichartigkeit von Profilen und fügten bei hoher Ähnlichkeit zusätzliche Kanten hinzu. Dieses Vorgehen half den Wissenschaftlern die Problematik des Kaltstarts zu beheben. Jede Kante erhielt ein bestimmtes Gewicht, sodass beispielsweise das Bewerben auf eine Stelle höher gewertet wurde als der Besuch eines Profils [78, S. 1ff.].

Ein auf dem PageRank basierender Algorithmus unterstützte Stellensuchende und Arbeitgeber auf Grundlage des Graphen bei der Auswahl geeigneter Ausschreibungen bzw. Kandidaten. In die Berechnung wurde ein Personalisierungsfaktor einbezogen, welcher die Wichtigkeit der direkten Nachbarn eines Zielknotens erhöhte. In der finalen Ergebnisliste entfernte das System die direkten Nachbarn, um dem Nutzer ausschließlich Elemente zu empfehlen, welche diesem bislang unbekannt waren [78, S. 3].

In einer Evaluation verglichen Lu, El Helou und Gillet [78, S. 3f.] die Genauigkeit ihres hybriden Systems mit den Ergebnissen des reinen kollaborativen und inhaltsbasierten Filterns. Hierbei stellten sie fest, dass ihr hybrider Empfehlungsansatz meist präzisere Ergebnisse liefern konnte als die beiden anderen Verfahren. Jedoch ist insbesondere bei der Empfehlung von Kandidaten für offene Stellen eine hohe Streuung in den Ergebnissen zu beobachten. So erzielte das hybride Empfehlungssystem bei dem Vorschlagen von Kandidaten für ein Stellenprofil eine Genauigkeit von 70 Prozent, während die inhaltsbasierte Recommender Engine lediglich 30 Prozent erzielte.



Bei einem anderen Stellenprofil erreichte der hybride Ansatz dagegen nur eine Genauigkeit von 20 Prozent, während das inhaltsbasierte Verfahren 80 Prozent erzielte. Auf mögliche Ursachen dieser Abweichungen gingen die Wissenschaftler in ihrer Publikation nicht ein.

Kritisch muss zur Evaluation außerdem festgestellt werden, dass die Genauigkeit der Empfehlungen den Forschern zu Folge manuell verifiziert wurden. Wie dieser Prozess ablief, wurde in der Veröffentlichung nicht erläutert. Somit ist es nicht eindeutig feststellbar, ob das Empfehlungssystem wie beim P-E Fit prognostiziert, auf Seiten der Kandidaten zu einer ausgeprägteren Zufriedenheit und aus Sicht der Unternehmen zu einer höheren Leistung führte.

Positiv ist zum Vorgehen von Lu, El Helou und Gillet [78, S. 1ff.] zu bemerken, dass diese mit sehr vielen impliziten Bewertungen arbeiteten. So ist der zu erwartende manuelle Nutzeraufwand zur Pflege von Präferenzen sehr gering.

Abschließend kann hinterfragt werden, ob die impliziten Daten zu aussagekräftigeren Ergebnissen führen als explizit hinterlegte Informationen. So wäre es vorstellbar, dass ein Nutzer häufig die Profile von Stellen oder Arbeitgebern besucht, bei welchen dieser nicht explizit ausdrücken kann, weshalb er diese präferiert. Hier könnte ein latentes Variablenmodell helfen, solche impliziten Vorlieben explizit festzustellen und in den weiteren Empfehlungsprozess einzubeziehen.

## METHODIK

---

### 5.1 ART DER FORSCHUNG

Um die Forschungsfrage der vorliegenden Master-Thesis zu untersuchen, wird eine quantitative Forschungsarbeit in Form eines Experiments durchgeführt. In diesem Kontext wird ein Empfehlungssystem entwickelt, welches sowohl uni- als auch bilaterale Vorschläge zur Besetzung offener Projektpositionen erzeugt. Für beide Ansätze werden dieselben Projektbeschreibungen und Mitarbeiter als Eingabe verwendet. Die beiden Empfehlungsverfahren unterscheiden sich lediglich in der Art, in welcher sie die vorhandenen Angestellten für die eingegebenen Stellen sortieren.

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wird eine Fallstudie mit Projektmanagern und -mitarbeitern durchgeführt. Die Mitarbeiter des Unternehmens erhalten Übersichten über vorausgewählte Projektpositionen. Daraufhin bewerten sie auf einer vordefinierten Skala, wie zufrieden sie mit einer Tätigkeit auf den vorliegenden Projektpositionen wären. Dabei wird überprüft, ob das bilaterale Empfehlungssystem die Angestellten für die Stellen höher positioniert, bei welchen diese eine hohe Zufriedenheit erwarten bzw. niedriger positioniert, wenn diese eine geringe Zufriedenheit prognostizieren.

Die Projektmanager erhalten die sortierten Mitarbeiter beider Empfehlungsansätze für die vorausgewählten Projektpositionen in Form von Listen. Hierbei ist nicht vermerkt, welche Vorschläge über den uni- bzw. den bilateralen Ansatz erzeugt wurden. Die Projektmanager bewerten auf einer vordefinierten Skala, welche Arbeitsleistung sie von denen in der vorliegenden Reihenfolge dargestellten Mitarbeitern für die jeweiligen Stellen erwarten. Dabei wird evaluiert, wie sie die erwartete Leistung der vorgeschlagenen Angestellten des bilateralen Ansatzes im Vergleich zur unilateralen Variante bewerten.

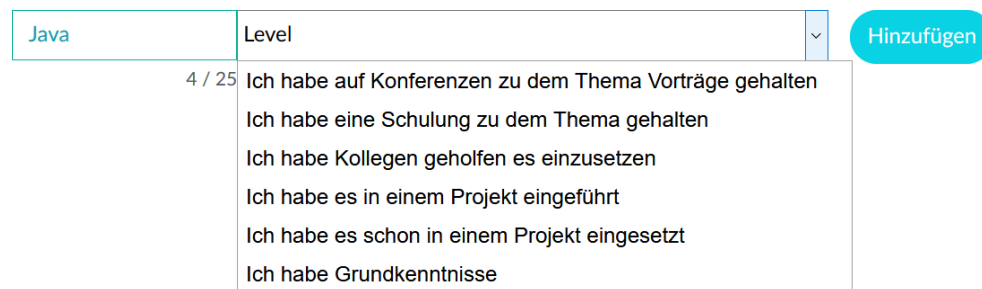
Im Rahmen der vorliegenden Master-Thesis wird ausschließlich der komplementäre P-E Fit auf Facetten-Ebene betrachtet. Hierbei werden einzig die für offene Projektpositionen benötigten Kompetenzen zur Bestimmung der Kongruenz herangezogen. Weitere Faktoren wie Kundennamen oder Branchen werden nicht berücksichtigt. Im Sinne des ergänzenden P-E Fits wird vorausgesetzt, dass eine grundlegende Übereinstimmung der Werte von Mitarbeitern und Unternehmen bzw. Projektstätigkeiten bereits vor Anstellung der Arbeitnehmer überprüft wurde.

Durchgeführt werden das Experiment und die Fallstudie mit Projektmanagern und Mitarbeitern des Fachbereichs Java Enterprise Solutions der EXXE-

TA AG mit Hauptsitz in Karlsruhe. Das Unternehmen ist spezialisiert auf IT-Beratungsleistungen und arbeitet vorrangig projektbasiert. Dementsprechend ist das Zuordnen passender Angestellter zu offenen Projektpositionen in diesem Betrieb eine häufig auftretende Aufgabe.

## 5.2 VERWENDETE DATEN DES UNTERNEHMENS

Die Mitarbeiter der EXXETA AG pflegen ihre Kompetenzen im Intranet des Unternehmens. Dort steht eine Liste mit 551 Fähigkeiten, wie beispielsweise "Java", "DSGVO" und "Digitale Transformation", zur Verfügung. Diese können die Angestellten über die in Abbildung 5.1 dargestellte Skala bewerten.



The screenshot shows a web interface for adding a skill. On the left, there is a table with one row containing the text 'Java'. To the right of this table is a dropdown menu labeled 'Level'. The dropdown is open, showing a list of six options: 'Ich habe auf Konferenzen zu dem Thema Vorträge gehalten', 'Ich habe eine Schulung zu dem Thema gehalten', 'Ich habe Kollegen geholfen es einzusetzen', 'Ich habe es in einem Projekt eingeführt', 'Ich habe es schon in einem Projekt eingesetzt', and 'Ich habe Grundkenntnisse'. Above the dropdown, the text '4 / 25' is visible. To the right of the dropdown is a blue button labeled 'Hinzufügen'.

Abbildung 5.1: Hinzufügen einer Fähigkeit mit Angabe des entsprechenden Kenntnisniveaus im EXXETA-Intranet

Aufgrund der klaren Beschreibungen der einzelnen Stufen in Abbildung 5.1 kann der in Kapitel 3.3.1 angesprochene Bias bei der Selbsteinschätzung weitgehend ausgeschlossen werden. Außerdem ist es in der vorliegenden Problemstellung gut möglich, dass einzelne Mitarbeiter ihre Kompetenzen bewusst besser oder schlechter bewerten als andere Kollegen. Dieser Sachverhalt ist insbesondere auf längere Berufserfahrung zurückzuführen. Aus diesen Gründen wird bei der Empfehlungsbestimmung auf eine Mittelwert-Zentrierung verzichtet.

Damit Projektmanager Vorschläge erhalten können, müssen sie die für offene Projektpositionen nachgefragten Fähigkeiten mitsamt der benötigten Kenntnisniveaus festlegen. Die relevanten Kompetenzen bestimmen die Verantwortlichen in der Regel anhand eingehender Projektanfragen, welche Kunden in unstrukturierter Form, beispielsweise per Telefon oder E-Mail, einreichen. Derartige Anfragen werden täglich in großer Anzahl bearbeitet. Daher wird es für den praktischen Einsatz als sehr umständlich bewertet, wenn Verantwortliche für jede Projektanfrage sämtliche Fähigkeiten auf einer sechsstufigen Skala bewerten müssen. Aus diesem Grund werden die Kompetenzniveaus aus Abbildung 5.1 bei der Spezifikation offener Projektpositionen auf die in Tabelle 5.1 dargestellten Kompetenzniveaus vereinfacht. Bei der Suche nach geeigneten Mitarbeitern können Projektmanager für jede Fähigkeit eine der beiden Abstufungen "Grundkenntnisse" und "Fortgeschritten" aus Tabelle 5.1 angeben. Die Priorisierung der Kompetenzen über

diese Abstufungen wird gemäß Kapitel 2.6 als Ausdruck von Wichtigkeiten seitens der Projektmanager betrachtet.

Kompetenzniveau	Bewertung im Intranet
Keine Kenntnisse	Nicht angegeben
Grundkenntnisse	Ich habe Grundkenntnisse
	Ich habe es schon in einem Projekt eingesetzt Ich habe es in einem Projekt eingeführt
Fortgeschritten	Ich habe Kollegen geholfen es einzusetzen
	Ich habe eine Schulung zu dem Thema gehalten
	Ich habe auf Konferenzen zu dem Thema Vorträge gehalten

Tabelle 5.1: Vereinfachung der im Intranet hinterlegten Kompetenzniveaus

Die EXXETA AG erhebt keine Präferenzen ihrer Mitarbeiter bezüglich deren Kompetenzen. Um die Wünsche der Angestellten ebenfalls in die Empfehlungsprozess einzubeziehen, wird im Rahmen dieser Master-Thesis eine Umfrage durchgeführt. Die 45 Mitarbeiter des Bereichs Java Enterprise Solutions erhalten zu diesem Zweck einen Fragebogen mit den 551 im Intranet hinterlegten Fähigkeiten. Dabei werden sie gebeten, für sämtliche Kompetenzen über einen booleschen Wert auszudrücken, ob sie diese gerne in Projekten anwenden möchten. Sie können dabei sowohl bereits beherrschte Fähigkeiten auswählen, als auch Kompetenzen, welche diese zukünftig erst erlernen bzw. erstmals einsetzen möchten. Ein Auszug aus dem Fragebogen ist in Abbildung 5.2 dargestellt.

7

Bitte markiere die Kompetenzen, die du gerne in einem Projekt anwenden würdest

Es darf sich dabei sowohl um Kompetenzen handeln, die du bereits beherrscht bzw. angewendet hast, als auch um Fähigkeiten, die du erst noch lernen bzw. erstmals anwenden möchtest.

☐ .NET  
☐ .NET Core  
☐ ABAP  
☐ ABAP OO  
☐ ActiveDirectory

Abbildung 5.2: Auszug aus der Umfrage zur Erhebung der Mitarbeiter-Präferenzen

Die Kompetenzbewertungen der Mitarbeiter und deren Präferenzen dienen im Experiment als Datengrundlage für ein neu entwickeltes, hybrides Empfehlungssystem.

### 5.3 AUFBAU DES HYBRIDEN EMPFEHLUNGSSYSTEMS

Das im Rahmen dieser Master-Thesis implementierte Empfehlungssystem basiert auf einer Microservice-Architektur, welche aus drei Diensten und einem Pufferspeicher besteht. Um die Funktionsweisen und Rückgaben der verschiedenen Komponenten des Systems anhand von Beispielen zu erläutern, werden die Mitarbeiter und Kompetenzbewertungen aus Tabelle 3.1 verwendet. Dabei wird festgelegt, dass Jane Doe und Max Muster bzw. John Doe und Erika Muster in jeweils einem Team tätig sind. Zusätzlich wird angenommen, dass die Mitarbeiter die Kompetenzen aus Tabelle 5.2 präferieren.

Nutzer	Präferierte Fähigkeiten
Jane D.	HDFS
John D.	Python, HDFS
Erika M.	MySQL, Python
Max M.	HDFS, MySQL

Tabelle 5.2: Präferierte Fähigkeiten der Beispielnutzer

Sämtliche Komponenten der Microservice-Architektur werden in Form von Docker-Containern ausgeliefert und über Docker Compose orchestriert. Die Dienste kommunizieren untereinander über HTTP. Abbildung 5.3 zeigt einen Überblick über die Systemarchitektur.

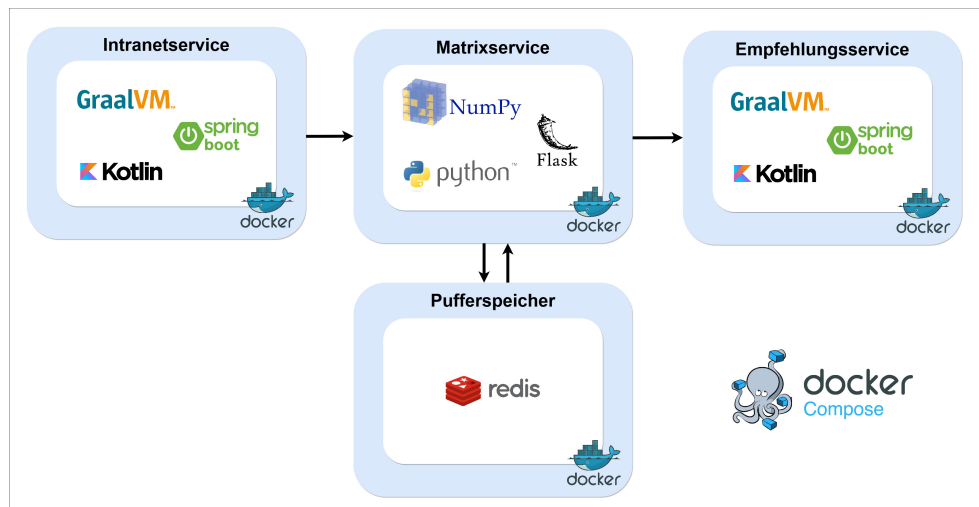


Abbildung 5.3: Systemarchitektur des hybriden Empfehlungssystems

Beim oben in Abbildung 5.3 dargestellten Intranetservice handelt es sich um einen Dienst, welcher im Rahmen des Experiments das Intranet der EXXETA AG simuliert.

### 5.3.1 Intranetservice

Das Intranet der EXXETA AG bietet eine REST-Schnittstelle, welche Informationen über sämtliche Mitarbeiter des Unternehmens in Form von JSON bereitstellt. Über diese können beispielsweise die Kompetenzbewertungen und die Teamzuordnungen der Angestellten ermittelt werden. Einzelne Mitarbeiter sind dabei eindeutig über ihre E-Mail-Adresse identifizierbar.

In der vorliegenden Problemstellung werden nicht die Daten aller Angestellten des Unternehmens benötigt. Der Empfehlungsalgorithmus verwendet ausschließlich die Informationen von denjenigen Mitarbeitern, welche im Rahmen der Umfrage Präferenzen bezüglich eingesetzter Kompetenzen spezifiziert haben.

Die Aufgabe des Intranetservices besteht darin, die Rückgabe der Schnittstelle des Intranets der EXXETA AG mit den erhobenen Präferenzen der Umfrage zu kombinieren. Außerdem werden sämtliche nicht benötigten Informationen und Mitarbeiter zu Gunsten der Datensparsamkeit entfernt. Listing 5.1 zeigt einen beispielhaften Auszug aus der Rückgabe des Intranetservices.

```
[...,
{
    "userName": "john.doe@exxeta.com",
    "manager": null,
    "skills": [
        {
            "name": "Python",
            "level": 0,
            "preference": true
        },
        {
            "name": "HDFS",
            "level": 1,
            "preference": true
        },
        {
            "name": "Java",
            "level": 3,
            "preference": false
        },
        {
            "name": "MySQL",
            "level": 2,
            "preference": false
        }
    ],
    "colleagues": [
        "erika.muster@exxeta.com"
    ]
},
... ]
```

---

Listing 5.1: Beispiel für die Rückgabe des Intranetservices (Auszug)

Die Implementierung des Intranetservices erfolgte in der Programmiersprache Kotlin. Als Framework wurde Spring Boot in Kombination mit dem GraalVM Native Image-Compiler verwendet, welcher die Startzeit und den benötigten Arbeitsspeicher des Dienstes stark reduziert.

Die Daten des Intranetservices dienen als Eingabe für den Matrixservice, welcher zur Optimierung der Empfehlungsbestimmung die Sparsity- und Kaltstart-Problematik löst.

### 5.3.2 *Matrixservice*

Der Matrixservice basiert auf der Datenstruktur eines Graphen. Hierbei werden die Mitarbeiter der EXXETA AG und deren Fähigkeiten in Form von Knoten dargestellt. Um das Sparsity Problem zu lösen, wird der speicherbasierte Algorithmus von Katz angewendet. Da die Anwendung auch über die Master-Thesis hinaus im Unternehmen zum Einsatz kommen soll, ist insbesondere die Langlebigkeit des Verfahrens vorteilhaft gegenüber modellbasierten Methoden. Sollten sich nach Durchführung des Experiments Daten im Unternehmen verändern oder neue Kompetenzen im Intranet hinzugefügt werden, ist das Empfehlungssystem weiterhin ohne zusätzlichen manuellen Aufwand im Betrieb einsetzbar.

Im Intranet der EXXETA AG ist zu beobachten, dass einige Mitarbeiter keine einzige Fähigkeit beurteilt haben. Hierbei handelt es sich beispielsweise um neue Angestellte oder Mitarbeiter, welche bereits ausgelastet sind und daher vorerst für die Besetzung weiterer Projektpositionen nicht berücksichtigt werden.

Hinsichtlich der Kompetenzbewertungen ist außerdem zu erwarten, dass manche spezialisierte Mitarbeiter ausschließlich Kompetenzen bewerten, über welche kein anderer Angestellter verfügt. Haben Mitarbeiter keine Fähigkeiten bewertet oder verfügen sie ausschließlich über Kompetenzen, welche kein weiterer Angestellter beherrscht, sind diese im Graphen mit keiner anderen Person verbunden. Somit kann ein Kaltstart bei der Empfehlungsbestimmung auftreten.

Um diesem vorzubeugen, werden zusätzlich zu den Fähigkeiten der Mitarbeiter auch deren Teamzuordnungen in Form eines hybriden Ansatzes beachtet. Über dieses Vorgehen sind stets sämtliche Mitarbeiter des Bereichs Java Enterprise Solutions über den Abteilungsleiter bzw. alle Angestellten der EXXETA AG über den Vorstand miteinander verbunden. Dieses Vorgehen hat zusätzlich den Vorteil, dass die Kompetenzen eines Zielnutzers bei Berechnung des Algorithmus feingranular besser bewertet werden, wenn dessen direkte Kollegen ähnliche Fähigkeiten beherrschen. Dieser Ansatz ist im Falle der EXXETA AG als sinnvoll zu bewerten. Dort sind in der Regel

Mitarbeiter mit vergleichbarem fachlichem Hintergrund in einem Team tätig. Auch die Teammanager sind fachliche Führungskräfte, deren Fähigkeiten meist weitgehend repräsentativ für ihre Mitarbeiter sind.

Um eine weitere Erhöhung der algorithmischen Komplexität des Algorithmus von Katz zu vermeiden, werden die Teams nicht als zusätzliche Knoten in den Graphen eingefügt. Die Beziehungen werden stattdessen über direkte Kanten zwischen Kollegen dargestellt. Das Kantengewicht zwischen zwei Teammitgliedern bzw. einem Angestellten zu seinem Manager wird auf eins festgelegt. Dieser Wert wird verwendet, um die Teamzugehörigkeit schwach in die Berechnung mit einzubeziehen, hohe individuelle Kompetenzbewertungen jedoch weiterhin stärker zu gewichten.

Abbildung 5.4 zeigt die Darstellung der Kompetenzen und die Teamzuordnungen der Beispielangestellten in Form eines Graphen.

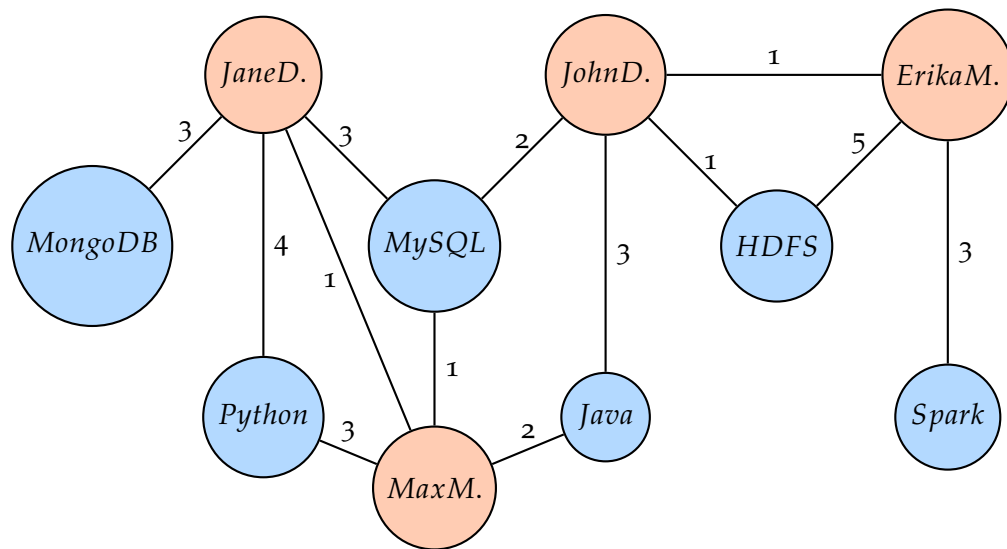


Abbildung 5.4: Graph aus Abbildung 3.2 mit zusätzlicher Teamzuordnung

Die Daten des Graphen aus Abbildung 5.4 dienen als Grundlage zur Berechnung des Katz-Algorithmus anhand von Gleichung 5.1, welche in Kapitel 3.3.1 vorgestellt wurde:

$$(I - \beta * M)^{-1} - I \quad (5.1)$$

Im Matrixservice wird der Wert von  $\beta$  über folgende Gleichung 5.2 bestimmt:

$$\beta = \frac{1/\lambda}{1.1} \quad (5.2)$$

Durch das in Gleichung 5.2 dargestellte Vorgehen ist sichergestellt, dass  $\beta$  auch bei sich ändernder Datenlage stets kleiner als  $1/\lambda$  ist. Wie in Kapitel 3.3.1 erläutert, entspricht  $\lambda$  dem größten Eigenwert der Adjazenzmatrix  $M$  des Graphen. Aufgrund der Division durch 1.1 ist  $\beta$  stets so groß, dass von einem Zielnutzer weit entfernte Knoten noch in die Berechnung einbezogen



werden, nahe Fähigkeiten jedoch stärker gewichtet werden. Auf diese Weise erhalten die Knoten ein höheres Gewicht, welche direkt mit dem Zielnutzer in Verbindung stehen.

Wie in Kapitel 3.3.1 beschrieben, ändern sich bei Berechnung des Verfahrens von Katz die Fähigkeitsbewertungen. Allerdings befinden sich die Beurteilungen, welche ursprünglich einem gemeinsamen Kompetenzniveau entsprachen, auch nach Berechnung des Algorithmus auf einem vergleichbaren Niveau. Die Werte innerhalb eines Kompetenzbereichs sind lediglich feingranular unterschiedlich. Dieses Phänomen ist in Tabelle 5.3 zu beobachten. Dort sind die Bewertungen der Fähigkeit MySQL aus Abbildung 5.4 vor und nach der Berechnung des Katz-Algorithmus eingetragen. Gleiche Kompetenzniveaus sind in Tabelle 5.3 durch einheitliche Hintergrundfarben gekennzeichnet.

Name	Kompetenzniveau	Original-Bewertung	Matrix-Ergebnis
Erika M.	Keine Kenntnisse	0	0.42
Max M.	Grundkenntnisse	1	1.32
John D.	Grundkenntnisse	2	0.92
Jane D.	Grundkenntnisse	3	2.10

Tabelle 5.3: Ergebnisse des Katz-Algorithmus für die Kompetenz MySQL im Graphen aus Abbildung 5.4

Wie in Tabelle 5.3 zu erkennen, haben Max Muster, Jane und John Doe auch nach Berechnung des Katz-Algorithmus vergleichbare Bewertungen. Es kann interpretiert werden, dass sich die drei Beispielangestellten ähnlich gut mit MySQL auskennen, Jane Doe die Fähigkeit jedoch wenig besser beherrscht als ihre beiden Kollegen. Die Ergebnisse der letzten Spalte von Tabelle 5.3 werden als unilateraler Empfehlungswert betrachtet. Dieser wird zu einem späteren Zeitpunkt im Empfehlungsservice benötigt.

Präferiert einer der Mitarbeiter in Tabelle 5.3 eine Fähigkeit, ist davon auszugehen, dass dessen Bewertung aufgrund seiner Motivation höher ist, als bei den anderen Angestellten innerhalb seines Kompetenzniveaus. Aus diesem Grund bestimmt der Matrixservice in einem weiteren Rechenschritt für jede Fähigkeit die höchste Bewertung innerhalb jedes der drei Kompetenzniveaus aus Tabelle 5.1. Favorisiert ein Mitarbeiter eine bestimmte Fähigkeit, addiert der Dienst die höchste Bewertung des Kompetenzniveaus des Mitarbeiters zu dessen Beurteilung. Durch dieses Vorgehen verbleiben die Angestellten bei ihrer ursprünglichen Bewertung, wenn sie die betrachtete Kompetenz nicht präferieren. Wünschen sich mehrere Mitarbeiter dagegen die Fähigkeit im Projekt anzuwenden, erhalten sie innerhalb des Kompetenzniveaus eine höhere Positionierung. Hierbei bleibt die ursprüngliche Reihenfolge der Angestellten gleich, sodass Projektmanager als ersten Vorschlag den fähigsten und zugleich motiviertesten Angestellten erhalten. Somit werden gemäß des ergänzenden P-E Fits gleichzeitig die Präferenzen von Projektmanagern und Mitarbeitern betrachtet. Die Ergebnisse des beschriebenen Rechenschritts

werden als bilateraler Empfehlungswert gespeichert. Die unilateralen und bilateralen Empfehlungswerte für die Beispielmitarbeiter sind in Tabelle 5.4 dargestellt.

Name	Niveau	Orig.-Bew.	Unil.-Empf.	Präferenz	Bil.-Empf.
Erika M.	Keine K.	0	0.42	Ja	0.84
Max M.	Grundk.	1	1.32	Ja	3.42
John D.	Grundk.	2	0.92	Nein	0.92
Jane D.	Grundk.	3	2.10	Nein	2.10

Tabelle 5.4: Ergebnisse des Katz-Algorithmus für die Kompetenz MySQL im Graphen aus Abbildung 5.4

In Tabelle 5.4 ist zu erkennen, dass sich die bilateralen Empfehlungswerte von Erika bzw. Max Muster von den unilateralen Ergebnissen unterscheiden. Ursächlich ist, dass beide Mitarbeiter die Fähigkeit MySQL präferieren. Da Erika Muster in der Tabelle als geeignetste Mitarbeiterin auf ihrem Kompetenzniveau für die Fähigkeit MySQL betrachtet wird, verdoppelt sich ihre Beurteilung bei der Bestimmung des bilateralen Empfehlungswertes. Jane Doe ist dagegen die potentiell fähigste Angestellte mit Grundkenntnissen in MySQL. Da Max Muster diese Kompetenz präferiert, wird bei Berechnung des bilateralen Empfehlungswertes sein Ergebnis des Katz-Algorithmus zu Jane Does Resultat addiert. Durch diesen Rechenschritt befinden sich sämtliche Bewertungen der Fähigkeit MySQL auch nach Bestimmung des bilateralen Empfehlungswertes auf einem vergleichbaren Niveau. Lediglich die Reihenfolge der Mitarbeiter wurde innerhalb der Kompetenzstufen verändert.

Der Matrixservice gibt die uni- und bilateralen Empfehlungswerte in Form von JSON zurück. Listing 5.2 zeigt beispielhaft eine Ausgabe des Matrixservice, welche einen Auszug der Daten von John Doe enthält.

```
{...,
  "john.doe@exxeta.com":{
    ...,
    "MySQL":{
      "bilateralLevel":0.9201573355787046,
      "originalLevel":2,
      "preference":false,
      "unilateralLevel":0.9201573355787046
    },
    "Python":{
      "bilateralLevel":1.5890358669363909,
      "originalLevel":0,
      "preference":true,
      "unilateralLevel":0.7945179334681954
    },
    ...
  },
  ... }
```

Listing 5.2: Beispiel für die Rückgabe des Matrixservices (Auszug)

In Listing 5.2 ist zu erkennen, dass jede Fähigkeit vier Attribute besitzt. Die Werte von uni- bzw. bilateralLevel stehen für die uni- bzw. bilateralen Empfehlungswerte. Das Attribut preference zeigt an, ob der Mitarbeiter die Kompetenz präferiert. Der Wert von originalLevel gibt die originale Kompetenzbewertung des Angestellten aus dem Intranet wieder, welche den Kantengewichten im Graphen entsprechen.

Da die Berechnung des Katz-Algorithmus eine hohe algorithmische Komplexität aufweist, speichert der Matrixservice die Ergebnisse seiner Berechnung zur effizienteren Vorschlagsbestimmung in einem Pufferspeicher zwischen. Somit muss der Dienst die Berechnung erst bei veränderter Datenlage im Unternehmen erneut ausführen. Dieses Vorgehen kombiniert die Vorteile von speicher- und modellbasierten Empfehlungsansätzen: Wie bei speicherbasierten Verfahren üblich, greift der Matrixservice stets auf die aktuellen Daten des Unternehmens zurück. Durch die Zwischenspeicherung der Ergebnisse wird gleichzeitig eine bei modellbasierten Verfahren zu erwartende Effizienz bei der Empfehlungsgenerierung erzielt.

Die Implementierung des Matrixservices erfolgte in der Programmiersprache Python. Eingesetzt wurden dabei das Framework Flask und das Paket Numpy, welches die Matrixberechnungen unterstützt. Als Pufferspeicher kommt der Schlüssel-Wert-Speicher Redis zum Einsatz.

Die finale Empfehlungsbestimmung anhand der Ausgabe des Matrixservices erfolgt abschließend im Empfehlungsservice.

### 5.3.3 Empfehlungsservice

Der Empfehlungsservice enthält eine Schnittstelle, über welche Projektmanager die für offene Projektpositionen benötigten Fähigkeiten eingeben können. Wie in Listing 5.3 dargestellt, müssen diese hierbei den Namen jeder Kompetenz angeben und das gesuchte Fähigkeitsniveau über das boolesche Attribut expert spezifizieren.

```
[
  {
    "name": "Python",
    "expert": true
  },
  {
    "name": "MySQL",
    "expert": true
  },
  {
    "name": "HDFS",
    "expert": false
  }
]
```

```

}
]

```

Listing 5.3: Beispiel für eine Eingabe in den Empfehlungsservice

Bei der unilateralen Vorschlagsgenerierung bestimmt der Empfehlungsservice gemäß des Anforderungen-Fähigkeiten Fits ausschließlich Angestellte, welche die höchste Eignung für die Ansprüche des Projektmanagers aufweisen. Hierbei wird angenommen, dass die Verantwortlichen anstreben, offene Projektpositionen mit fachlich optimal passenden Mitarbeitern zu besetzen. Folglich vermeiden sie sowohl eine Über- als auch eine Unterqualifizierung ihrer Angestellten. Aus diesem Grund wird der P-E Fit anhand von Kurve B in Abbildung 5.5 bestimmt. Dabei wird die quadrierte Differenzberechnung angewendet.

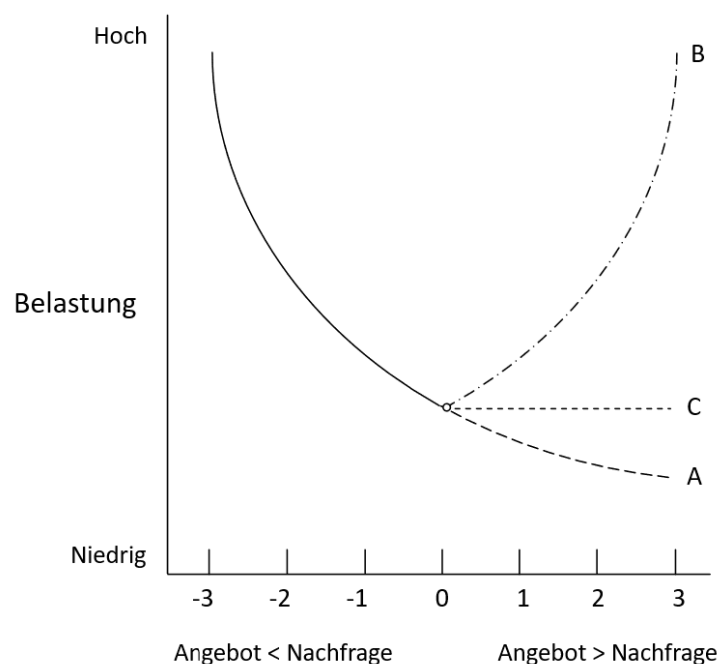


Abbildung 5.5: Auswirkungen eines Bedürfnisse-Angebote Misfits  
(Eigene Darstellung in Anlehnung an [35, S. 23])

Wird anhand der Daten aus Tabelle 5.4 ein Mitarbeiter mit Grundkenntnissen in MySQL gesucht, wird der Angestellte mit dem höchsten Wert im gesuchten Kompetenzbereich als geeignetster Kandidat betrachtet. Im vorliegenden Beispiel wäre somit Jane Doe die qualifizierteste Mitarbeiterin für die Suche nach einem Angestellten mit Grundkenntnissen im Umgang mit MySQL. Ihre Bewertung dient daher bei der Bestimmung des P-E Fits als Nullpunkt in Abbildung 5.5.

Ist kein Mitarbeiter im gesuchten Kompetenzbereich vorhanden, führt der Empfehlungsservice eine Ausnahmebehandlung durch. Wird hierbei nach Grundkenntnissen in einer bestimmten Fähigkeit gesucht und kein passen-

der Kandidat gefunden, wird der wenig qualifizierteste Angestellte auf fortgeschrittenem Niveau als Referenz genutzt. Wird erfolglos nach Mitarbeitern mit fortgeschrittenen Kenntnissen gesucht, wird der am Besten qualifizierte Kandidat mit Grundkenntnissen als Referenz verwendet. Sind ausschließlich Mitarbeiter ohne Kenntnisse vorhanden, wird die gesuchte Kompetenz übersprungen, da in diesem Fall kein Mitarbeiter im Graphen mit dieser Fähigkeit verbunden sein kann und somit alle Kantengewichte null sein müssen.

Tabelle 5.5 zeigt das Ergebnis der unilateralen Empfehlungsbestimmung für die Beispielmitarbeiter und das Projekt aus Listing 5.3. Die vollständige Berechnung kann in Anhang A.2 nachvollzogen werden.

Positionierung	Mitarbeiter	Abweichung
1	Jane D.	0.1
2	Max M.	1.6
3	John D.	5.9
4	Erika M.	10.4

Tabelle 5.5: Ergebnisliste der unilateralen Empfehlungsbestimmung für ein Beispielprojekt

Die letzte Spalte in Tabelle 5.5 gibt die aufsummierten quadrierten Abweichungen der einzelnen Fähigkeitsbewertungen der Mitarbeiter von den optimalen Kompetenzbeurteilungen an. Je kleiner die Abweichung ist, desto geeigneter sind die Mitarbeiter folglich für die zu besetzende Projektposition. In den Ergebnissen ist zu erkennen, dass für das gesuchte Projekt aus Listing 5.3 Jane Doe als geeignetste Mitarbeiterin empfohlen wird.

Ähnlich zu den unilateralen Ergebnissen bestimmt der Empfehlungsservice auch die bilateralen Resultate. Dabei bezieht der Dienst neben den Anforderungen-Fähigkeiten Fit auch die Präferenzen der Mitarbeiter bzw. die Bedürfnisse-Angebote Kongruenz zur Bestimmung eines vollständigen P-E Fits in die Berechnung mit ein. Hierbei werden aus der Rückgabe des Matrixservice aus Listing 5.2 anstelle der unilateralen die bilaterale Empfehlungswerte verwendet. Durch dieses Vorgehen werden, wie von Edwards [33, S. 51ff.] in Kapitel 2.7 gefordert, die Präferenzen von Projektmanagern und Angestellten getrennt voneinander in die Berechnung einbezogen.

Hinsichtlich der Linien aus Abbildung 5.5 wird auch von den Mitarbeitern erwartet, dass diese Über- und Unterforderung im Projekt vermeiden möchten. Daher wird auch bei dieser Berechnung Kurve B über die quadrierte Differenzberechnung implementiert.

Tabelle 5.6 zeigt die Ergebnisse der bilateralen Empfehlungsbestimmung für das Projekt aus Listing 5.3. Die vollständige Berechnung kann in Anhang A.3 nachvollzogen werden.

Positionierung	Mitarbeiter	Abweichung
1	Max M.	1.4
2	Jane D.	2.1
3	John D.	8.0
4	Erika M.	9.8

Tabelle 5.6: Ergebnisliste der bilateralen Empfehlungsbestimmung für ein Beispielprojekt

In Tabelle 5.6 ist zu erkennen, dass Max Muster aufgrund seiner Präferenzen besser positioniert sind, als zuvor in Tabelle 5.5. Außerdem hat sich der Abstand von Erika Muster auf John Doe verringert. Außerdem ist zu erkennen, dass der Empfehlungsservice die Angestellten stets nach geringster Abweichung sortiert.

Wie der Intranetservice wurde auch der Empfehlungsservice in der Programmiersprache Kotlin implementiert. Ebenfalls kamen das Framework Spring Boot und der GraalVM Native Image-Compiler zum Einsatz. Ein Auszug aus der vollständigen Ausgabe des Empfehlungsservices für die Projektanfrage aus Listing 5.3 ist in Listing 5.4 dargestellt.

```
{
  "unilateral": [
    ...,
    {
      "name": "john.doe@exxeta.com",
      "recommendationValue": 5.91968,
      "skills": [
        {
          "name": "HDFS",
          "originalLevel": 1,
          "preference": true
        },
        {
          "name": "MySQL",
          "originalLevel": 2,
          "preference": false
        },
        {
          "name": "Python",
          "originalLevel": 0,
          "preference": true
        }
      ]
    },
    ...
  ],
  "bilateral": [
    ...,
    {
```

```

        "name": "john.doe@exxeta.com",
        "recommendationValue": 8.016558,
        "skills": [
            {
                "name": "HDFS",
                "originalLevel": 1,
                "preference": true
            },
            {
                "name": "MySQL",
                "originalLevel": 2,
                "preference": false
            },
            {
                "name": "Python",
                "originalLevel": 0,
                "preference": true
            }
        ]
    },
    ...
]
}

```

Listing 5.4: Beispiel für die Rückgabe des Empfehlungsservices (Auszug)

In Listing 5.4 ist zu erkennen, dass zu jedem Mitarbeiter die berechnete Abweichung unter der Bezeichnung `recommendationValue` zurückgegeben wird. Außerdem kann für jeden Angestellten entnommen werden, ob diese die jeweiligen gesuchten Fähigkeiten präferieren und welche Bewertung diese im Intranet für die Kompetenzen abgegeben haben.

Die Ausgaben des Empfehlungsservices dienen im Rahmen der vorliegenden Master-Thesis als Grundlage für eine Fallstudie, welche zur Beantwortung der Forschungsfrage mit Projektmanagern und Mitarbeitern des Fachbereichs Java Enterprise Solutions der EXXETA AG durchgeführt wird.

#### 5.4 GEPLANTE FALLSTUDIE

Vor Durchführung der Fallstudie definiert ein Projektmanager des Fachbereichs Java Enterprise Solutions fünf Projektpositionen. Dieser betrachtet die Stellen als repräsentativ für häufige Kundenanfrage an die Abteilung. Abbildung 5.6 zeigt die vordefinierten Projektpositionen.

Die in Abbildung 5.6 dargestellten Projektpositionen dienen als Grundlage für eine Befragung der Mitarbeiter und der Projektmanager des Bereichs Java Enterprise Solutions.

Kompetenz	Anforderungsniveau	Kompetenz	Anforderungsniveau
Java	Fortgeschritten	Cyber Security	Fortgeschritten
Spring Boot	Fortgeschritten	Git	Fortgeschritten
Apache Camel	Grundkenntnisse	Java	Fortgeschritten
Azure	Grundkenntnisse	JPA	Fortgeschritten
Camunda	Grundkenntnisse	Kubernetes	Fortgeschritten
GitHub	Grundkenntnisse	Spring Boot	Fortgeschritten
Helm	Grundkenntnisse	Swagger	Fortgeschritten
Kubernetes	Grundkenntnisse	Hibernate	Grundkenntnisse
MQ	Grundkenntnisse		
REST	Grundkenntnisse		
SOAP	Grundkenntnisse		
Terraform	Grundkenntnisse		

Kompetenz	Anforderungsniveau	Kompetenz	Anforderungsniveau
Backend	Fortgeschritten	AWS	Fortgeschritten
Frontend	Fortgeschritten	Kotlin	Fortgeschritten
Spring Boot	Fortgeschritten	Gradle	Grundkenntnisse
Agile Coach	Grundkenntnisse	Java	Grundkenntnisse
Angular	Grundkenntnisse	Spring Boot	Grundkenntnisse
UX	Grundkenntnisse		

Kompetenz	Anforderungsniveau
Android	Fortgeschritten
Architektur	Fortgeschritten
Kotlin	Fortgeschritten
Mockito	Fortgeschritten
JSON	Grundkenntnisse
REST	Grundkenntnisse

Abbildung 5.6: Für die Evaluation definierte Projektpositionen

## 5.5 BEFRAGUNG DER PROJEKTMITARBEITER

Wie anhand von Abbildung 5.2 beschrieben, werden die Mitarbeiter der EXXETA AG in der Umfrage gebeten, ihre präferierten Kompetenzen auszuwählen. In dieser Befragung erhalten diese zusätzlich die vordefinierten Projektpositionen aus Abbildung 5.6. Hierbei werden diese aufgefordert, ihre Zufriedenheit mit einer Tätigkeit auf den dargestellten Projektpositionen auf einer vierstufigen Skala zu bewerten. Diese wird gewählt, um neutrale Beurteilungen zu vermeiden. Abbildung 5.7 zeigt einen Auszug aus der Umfrage, welchem die Aufgabenstellung zu entnehmen ist.

Nach Abschluss der Umfrage wird überprüft, ob das bilaterale Empfehlungssystem die Angestellten für die Projektpositionen höher positioniert, bei welchen diese eine hohe Zufriedenheit erwarten bzw. niedriger positioniert, wenn diese eine geringe Zufriedenheit prognostizieren.



**4**

Wie zufrieden wärst du, wenn du dem folgenden Projekt zugeteilt würdest? \*

**Grundkenntnisse** entspricht den Fähigkeitsniveaus "Ich habe Grundkenntnisse", "Ich habe es schon in einem Projekt eingesetzt" und "Ich habe es in einem Projekt eingeführt" im Intranet

**Fortgeschritten** entspricht den Fähigkeitsniveaus "Ich habe Kollegen geholfen es einzusetzen", "Ich habe eine Schulung zu dem Thema gehalten" und "Ich habe auf Konferenzen zu dem Thema Vorträge gehalten" im Intranet

**Bewertungsskala:**  
 4: Voll und ganz zufrieden  
 3: Eher zufrieden  
 2: Weniger zufrieden  
 1: Gar nicht zufrieden

Projekt D	
Kompetenz	Anforderungsniveau
Kotlin	Fortgeschritten
Spring Boot	Grundkenntnisse
Gradle	Grundkenntnisse
Java	Grundkenntnisse
AWS	Fortgeschritten

Gar nicht zufrieden ☆☆☆☆ Voll und ganz zufrieden

Abbildung 5.7: Bewertung eines Projektes im Fragebogen der Mitarbeiter

Zusätzlich wird überprüft, wie die Angestellten einer möglichen Unterforderung bei der Projektstätigkeit gegenüber stehen. Die entsprechende Frage ist in Abbildung 5.8 dargestellt.

**6**

Wie würdest du dich fühlen, wenn du in einem Projekt unterfordert wärst? \*

☐ Fände ich gut (z.B. da ich Zeit für andere Themengebiete habe, die mich interessieren)

☐ Wäre mir egal

☐ Würde mich stören

Abbildung 5.8: Frage zur Unterforderung der Mitarbeiter im Fragebogen der Angestellten

Die Frage aus Abbildung 5.8 dient der Überprüfung der Hypothese, dass Mitarbeiter sowohl eine Unter- als auch eine Überforderung bei der Projektstätigkeit vermeiden möchten. Diese Annahme diene als Grundlage, Kurve B aus Abbildung 5.5 bei Bestimmung des P-E Fits in Form der quadrierten Differenzberechnung zu implementieren.

## 5.6 BEFRAGUNG DER PROJEKTMANAGER

Neben der Befragung der Angestellten wird auch eine Umfrage unter Projektmanagern durchgeführt. Diese erhalten die fünf qualifiziertesten Mitarbeiter jedes Empfehlungsansatzes für die vorausgewählten Projektpositionen in Form von Listen. Anschließend bewerten sie auf einer vordefinierten Skala, von welchen Angestellten sie eine höhere Arbeitsleistung für die jeweiligen Stellen erwarten. Abbildung 5.9 zeigt einen Auszug aus der Befragung.

3

Von den Mitarbeitern welcher der beiden Listen erwartest du eine höhere Arbeitsleistung für Projektposition C?

Die Zahl in Klammern hinter den Kompetenzen steht für die Skill-Bewertung des Mitarbeiters in unserem Intranet:  
 0 - Ich habe keine Kenntnisse  
 1 - Ich habe Grundkenntnisse  
 2 - Ich habe es schon in einem Projekt eingesetzt  
 3 - Ich habe es in einem Projekt eingeführt  
 4 - Ich habe Kollegen geholfen es einzusetzen  
 5 - Ich habe eine Schulung zu dem Thema gehalten  
 6 - Ich habe auf Konferenzen zu dem Thema Vorträge gehalten

**Fett und mit Stern\*** hervorgehoben sind Kompetenzen, welche der Mitarbeiter gerne in Projekten anwenden möchte.

\*

### Projektposition C

Kompetenz	Gesuchtes Anforderungsniveau
Agile Coach	1 bis 3
Angular	1 bis 3
Backend	4 bis 6
Frontend	4 bis 6
Spring Boot	4 bis 6
UX	1 bis 3

#### 1. Liste

Name	Agile Coach	Angular	Backend	Frontend	Spring Boot	UX
pseudomitarbeiter.eins@exxeta.com	0	3*	4*	4*	1*	0
pseudomitarbeiter.zwei@exxeta.com	0	5*	4*	5*	2*	0*
pseudomitarbeiter.drei@exxeta.com	0	0	5*	0	5*	0
pseudomitarbeiter.vier@exxeta.com	0	2	5	2	2	0
pseudomitarbeiter.fuenf@exxeta.com	0	1	4*	0	5*	0

#### 2. Liste

Name	Agile Coach	Angular	Backend	Frontend	Spring Boot	UX
pseudomitarbeiter.vier@exxeta.com	0	2	5	2	2	0
pseudomitarbeiter.sechs@exxeta.com	0	2	6	0	6*	0
pseudomitarbeiter.sieben@exxeta.com	0	5*	5	5*	1	0
pseudomitarbeiter.eins@exxeta.com	0	3*	4*	4*	1*	0
pseudomitarbeiter.zwei@exxeta.com	0	5*	4*	5*	2*	0*

... eine viel höhere  
Arbeitsleistung von  
Liste 1

☐

... eher eine höhere  
Arbeitsleistung von  
Liste 1

☐

... eher eine höhere  
Arbeitsleistung von  
Liste 2

☐

... eine viel höhere  
Arbeitsleistung von  
Liste 2

☐

Ich erwarte ...

☐
☐
☐
☐

Abbildung 5.9: Frage zur Bewertung der unterschiedlichen Listen (Klarnamen wurden aus Datenschutzgründen nachträglich pseudonymisiert)

Wie in Abbildung 5.9 dargestellt, können die Projektmanager nicht erkennen, welche Liste durch den unilateralen bzw. den bilateralen Empfehlungsansatz erzeugt wurde.

Im Anschluss an die Umfrage wird evaluiert, wie die Projektmanager die erwartete Leistung der vorgeschlagenen Angestellten des bilateralen Ansatzes im Vergleich zur unilateralen Variante bewerten.

Zusätzlich wird auch in der Umfrage unter den Projektmanagern validiert, ob diese eine Unterforderung ihrer Angestellten bei der Besetzung offener Projektpositionen vermeiden möchten. Die entsprechende Frage ist in Abbildung 5.10 dargestellt.

7

Wie würdest du damit umgehen, wenn einer deiner Mitarbeiter für eine Projektanfrage überqualifiziert ist?  
\*

- ☐ Je qualifizierter der Mitarbeiter, desto eher staffe ich ihn auf eine Projektposition (auch bei Überqualifizierung)
- ☐ Ich achte nur darauf, dass der Mitarbeiter die Mindestanforderungen erfüllt, Überqualifizierungen lasse ich dabei außer Acht
- ☐ Ich strebe eine fachlich optimale Übereinstimmung zwischen gesuchten und vorhandenen Fähigkeiten an, daher würde ich eine Überqualifizierung vermeiden

Abbildung 5.10: Frage zur Unterforderung der Mitarbeiter im Fragebogen der Projektmanager

## FORSCHUNGSERGEBNISSE

### 6.1 FÄHIGKEITEN UND PRÄFERENZEN DER MITARBEITER

#### 6.1.1 *Fähigkeitsbewertungen in Umfrage und Intranet*

An der Umfrage unter den Mitarbeitern haben  $N=23$  Personen aus dem Fachbereich Java Enterprise Solutions der EXXETA AG teilgenommen. Diese Angestellten haben im Rahmen der Befragung 1.408 Präferenzbewertungen abgegeben, welche sich auf 370 einzelne Fähigkeiten verteilen. Das entspricht knapp über 61 abgegebenen Wünschen pro Mitarbeiter. Git ist mit 18 Beurteilungen die meist präferierte Fähigkeit.

Im Intranet des Unternehmens haben die 23 Angestellten 643 Bewertungen hinsichtlich ihrer bereits beherrschten Fähigkeiten abgegeben. Damit verfügt eine Person über etwa 28 Kompetenzen. In Summe beherrschen die Mitarbeiter des Fachbereichs Java Enterprise Solutions 212 der 551 unterschiedlichen, im Intranet gespeicherten Fähigkeiten. Java ist mit 16 Beurteilungen die meist beherrschte Kompetenz.

Abbildung 6.1 zeigt, dass sowohl bei Darstellung der präferierten Fähigkeiten als auch bei Betrachtung der beherrschten Kompetenzen der in Kapitel 3.3.1 vorgestellte lange (Ratten-)Schwanz gut erkennbar ist. Dieser ist in beiden Fällen jedoch weniger stark ausgeprägt als in der Referenzdarstellung in Abbildung 3.1.

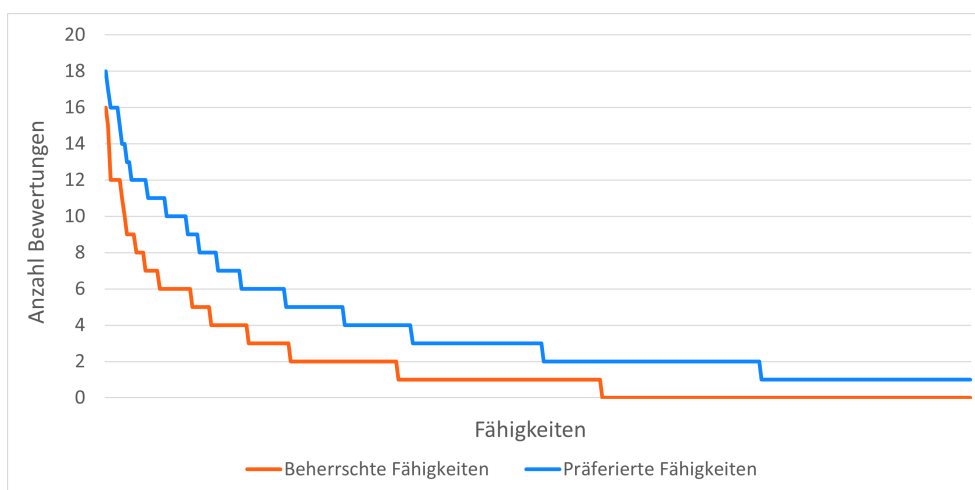


Abbildung 6.1: Langer (Ratten-)Schwanz bei beherrschten und präferierten Fähigkeiten der Mitarbeiter

Bei der gemeinsamen Betrachtung von Kompetenzen und Wünschen ist auf Mitarbeiterebene festzustellen, dass ein durchschnittlicher Angestellter etwa 75 Fähigkeiten als beherrscht und/oder präferiert bewertet hat. Abbildung 6.2 zeigt, zu welchen Anteilen die Kompetenzen als beherrscht und/oder gewünscht markiert wurden.

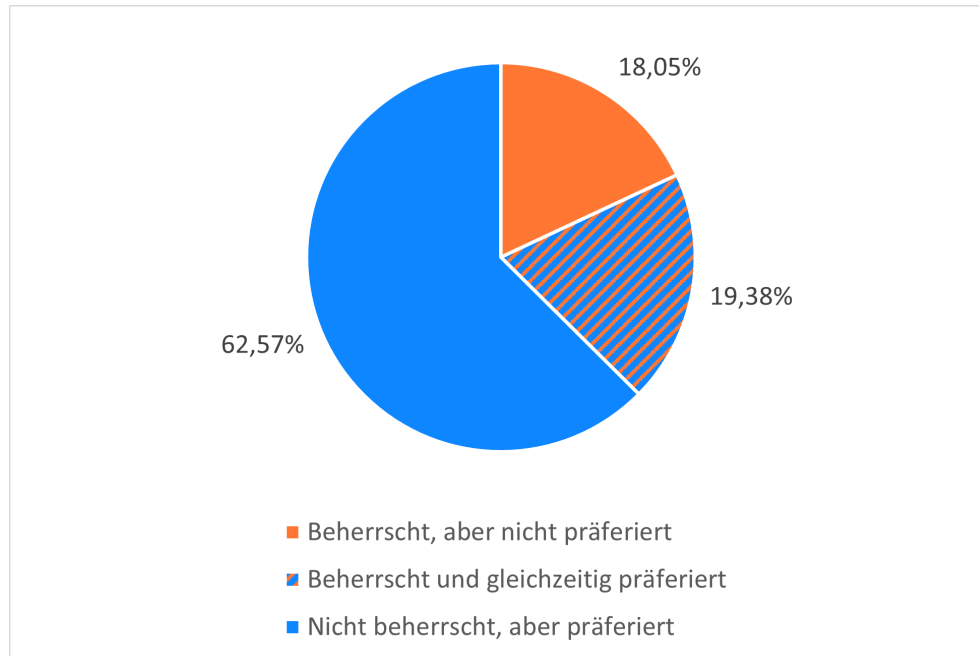


Abbildung 6.2: Anteil beherrschter und präferierter Fähigkeiten bei einem durchschnittlichen Mitarbeiter

In Abbildung 6.2 ist zu erkennen, dass ein durchschnittlicher Angestellter ca. 37 Prozent seiner insgesamt beurteilten Kompetenzen gleichzeitig beherrscht (orange markiert und orange-blau schraffiert). Von diesen beherrschten Fähigkeiten werden nur knapp über die Hälfte gewünscht (orange-blau schraffiert). Etwa 63 Prozent aller Fähigkeiten präferiert ein durchschnittlicher Angestellter zwar, beherrscht diese jedoch nicht (blau markiert).

In den vorliegenden Daten des Intranets ist darüber hinaus zu beobachten, dass vier Mitarbeiter keine einzige Fähigkeit bewertet haben. Dies entspricht ca. 17 Prozent aller Angestellten. Diese Mitarbeiter sind seit Einführung des Kompetenz-Bewertungssystems durchgehend in einem Projekt tätig und haben daher ihre Fähigkeiten noch nicht gepflegt. Bei der Umfrage bezüglich der Präferenzen gab es dagegen keinen Mitarbeiter, welcher keine einzige Fähigkeit als Wunsch ausgewählt.

#### 6.1.2 Bewertungen hinsichtlich der Projektpositionen

Im Rahmen der vorliegenden Master-Thesis wurden fünf beispielhafte Projektpositionen definiert und in Kapitel 5.4 vorgestellt. Abbildung 6.3 zeigt, welcher Anteil an befragten Mitarbeitern die durchschnittlich gesuchte Fähigkeit jeder Stelle beherrschen bzw. präferieren.

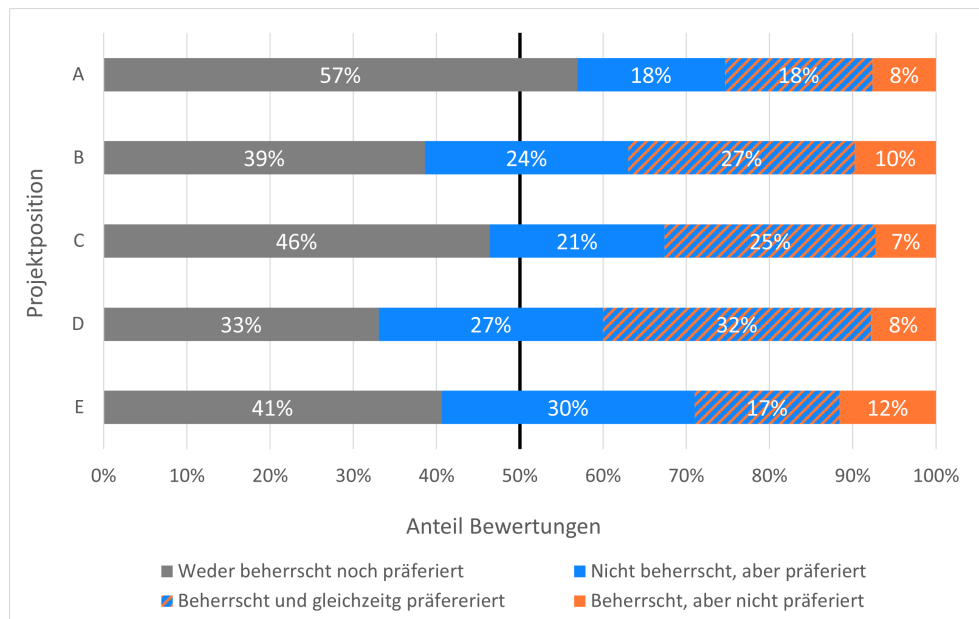


Abbildung 6.3: Anteil an Mitarbeitern, welche die in den Beispielprojektpositionen gesuchten Fähigkeiten beherrschen und/oder präferieren

In Abbildung 6.3 ist zu erkennen, dass ca. ein Drittel aller Mitarbeiter die durchschnittlich gesuchte Fähigkeit jeder Projektposition beherrschen (orange markiert und orange-blau schraffiert). Außerdem präferieren etwa 28 Prozent aller Mitarbeiter, welche eine gesuchte Fähigkeit beherrschen (orange markiert und orange-blau schraffiert), deren Anwendung nicht (orange markiert). Abschließend ist in Abbildung 6.3 zu beobachten, dass die orange-blau schraffierten und blau markierten Anteile an Mitarbeitern im Durchschnitt gleich groß sind.

## 6.2 ERGEBNISSE DER FALLSTUDIE

### 6.2.1 Erwartete Zufriedenheit der Mitarbeiter

In der Umfrage unter den 23 Angestellten der EXXETA AG wurde erhoben, welche Zufriedenheit diese mit Tätigkeiten auf den fünf vordefinierten Projektpositionen prognostizieren. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.4 dargestellt.

In Abbildung 6.4 ist zu erkennen, dass die Mitarbeiter überwiegend eine hohe Zufriedenheit mit den Projektpositionen A und B prognostizieren. Mit einer Tätigkeit auf den Projektpositionen C und E zeigen sich die Angestellten dagegen überwiegend unzufrieden. Projektposition D stehen die Mitarbeiter gespalten gegenüber, sodass etwa die Hälfte der Befragten zufrieden und die andere Hälfte unzufrieden mit dieser Tätigkeit wäre.

Abbildung 6.5 zeigt, für wie viele der 23 befragten Mitarbeiter der bilaterale Empfehlungsansatz gegenüber dem unilateralen Vorgehen für eine höhere

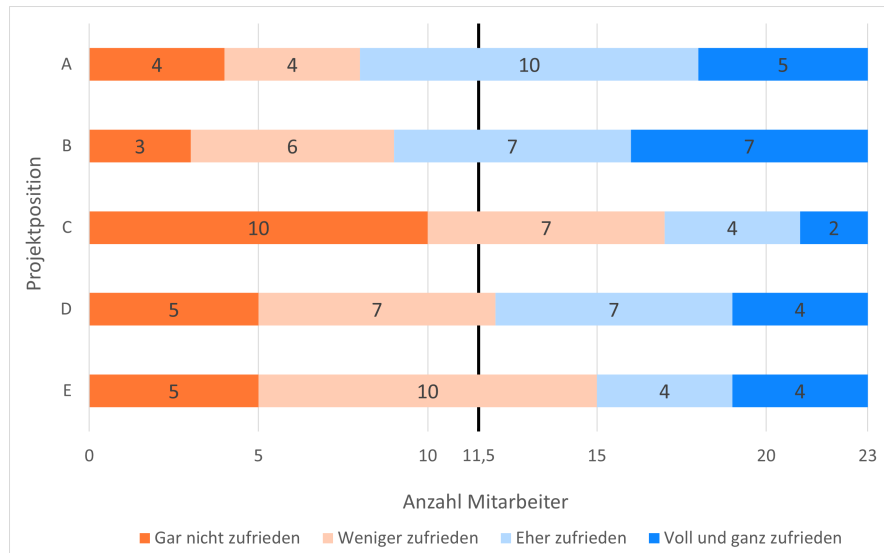


Abbildung 6.4: Anzahl an Mitarbeitern, welche zufrieden bzw. unzufrieden mit der Tätigkeit auf den jeweiligen vordefinierten Projektpositionen wären

Zufriedenheit seitens der Angestellten sorgte. Wie in Kapitel 5.4 beschrieben, wird die Entstehung einer höheren Zufriedenheit mit den Projektstätigkeiten angenommen, wenn das bilaterale System die Angestellten bei einer prognostizierten Zufriedenheit höher und bei einer erwarteten Unzufriedenheit niedriger positioniert als die unilaterale Anwendung.

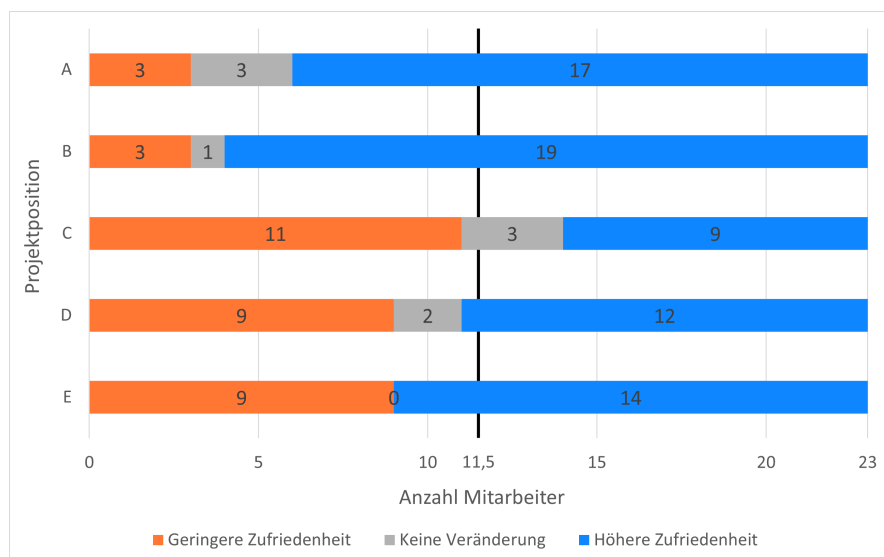


Abbildung 6.5: Ergebnisse des bilateralen Empfehlungsansatzes im Vergleich zum unilateralen Vorgehen hinsichtlich der Mitarbeiterzufriedenheit

In Abbildung 6.5 ist zu erkennen, dass der bilaterale Empfehlungsansatz einen Großteil der Angestellten für die Projektpositionen A und B zugunsten einer höheren Zufriedenheit positionierte. Bei den Projektpositionen D und E erreichte das bilaterale Vorschlagsverfahren für knapp über die Hälfte der Mitarbeiter eine höhere Zufriedenheit. Lediglich bei Projektposition

C erzielte der bilaterale Empfehlungsansatz im Vergleich zur unilateralen Variante eine geringere Zufriedenheit.

### 6.2.2 Prognostizierte Arbeitsleistung der Projektmanager

An der Umfrage unter den Projektmanagern haben N=7 Personen teilgenommen. Sechs Befragte sind im Bereich Java Enterprise Solutions tätig. Ein Teilnehmer stammt aus einer anderen Abteilung, welche jedoch ähnliche Technologien bei der Projektstätigkeit einsetzt. Abbildung 6.6 zeigt, von den vorgeschlagenen Mitarbeitern welches Empfehlungsansatzes die Projektmanager eine höhere Arbeitsleistung erwarten.

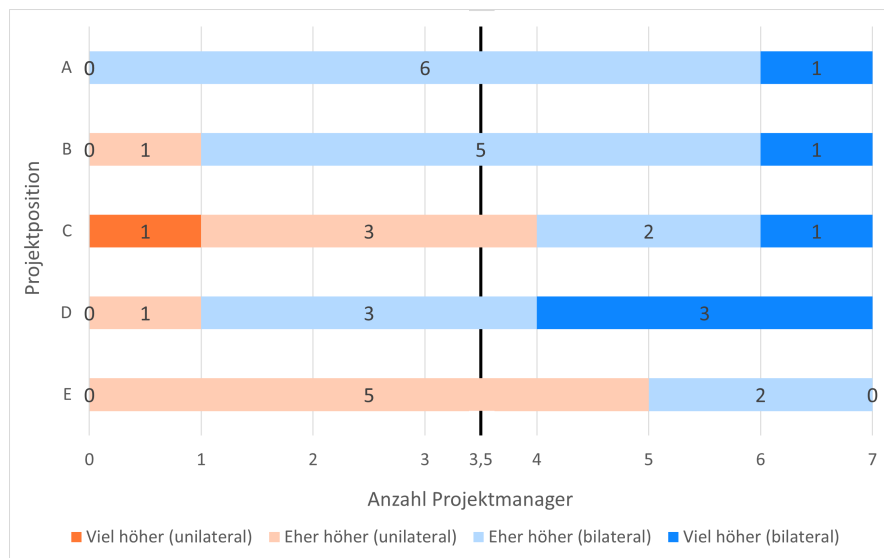


Abbildung 6.6: Ergebnisse der Umfrage unter den Projektmanager hinsichtlich der erwarteten Arbeitsleistung der Mitarbeiter

An den Ergebnissen in Abbildung 6.6 ist zu erkennen, dass die Projektmanager bei drei der fünf vordefinierten Projektpositionen von den vorgeschlagenen Mitarbeitern des bilateralen Empfehlungsansatzes eine höhere Arbeitsleistung erwarten. Für Projektposition A prognostiziert sogar kein einziger Projektmanager eine höhere Leistung von den Empfehlungen des unilateralen Verfahrens. Auffällig ist außerdem, dass die Hälfte der Teilnehmer von den Vorschlägen des bilateralen Empfehlungssystems für Projektposition D eine viel höhere Arbeitsleistung erwartet. Bei den Empfehlungen für die Projektpositionen C und E bewerten die Projektmanager jedoch die Arbeitsleistungen des unilateralen Empfehlungsansatzes gegenüber der bilateralen Variante als höher.

### 6.2.3 Einschätzungen hinsichtlich möglicher Unterforderung

Sowohl unter den Projektmanagern als auch den Mitarbeitern wurde in den jeweiligen Umfragen erhoben, wie sie mögliche Unterforderung bei der Pro-



jektarbeit bewerten. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.7 dargestellt. In der Grafik sind die Antwortmöglichkeiten der Umfragen durch die entsprechenden Kurven aus Darstellung 5.5 ersetzt.

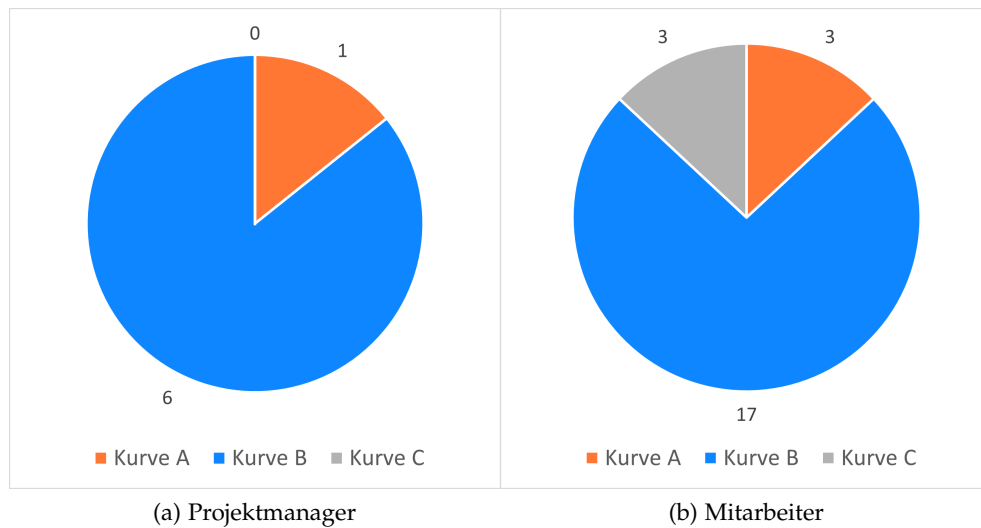


Abbildung 6.7: Umgang mit Unterforderung bei Projektmanagern und Mitarbeitern

In Abbildung 6.7 ist zu erkennen, dass sowohl die befragten Projektmanager als auch die teilnehmenden Mitarbeiter mehrheitlich angaben, Unterforderung bei der Projektarbeit vermeiden zu wollen.

## DISKUSSION

---

### 7.1 ZUSAMMENFASSUNG DER FORSCHUNGSERGEBNISSE

Im Rahmen der vorliegenden Master-Thesis wurde eine Fallstudie unter Projektmanagern und Mitarbeitern des IT-Beratungsunternehmens EXXETA AG durchgeführt. Dabei wurden die Vorschläge zur Besetzung offener Projektpositionen eines uni- und eines bilateralen Empfehlungsansatzes miteinander verglichen. Das bilaterale Vorschlagsverfahren konnte bei vier der fünf evaluierten Stellen eine höhere Zufriedenheit bei den Angestellten erzielen. Bei einer Projektposition sorgte dagegen der unilaterale Empfehlungsansatz für eine höhere Zufriedenheit. Vergleichbar fielen auch die Ergebnisse auf Seiten der Projektmanager aus. Hier prognostizierten die Verantwortlichen für drei der fünf Projektpositionen eine höhere Arbeitsleistung von den vorgeschlagenen Mitarbeitern des bilateralen Verfahrens. Bei zwei Stellen bewerteten die Projektmanager dagegen die Arbeitsleistungen der vorgeschlagenen Angestellten der unilateralen Variante als höher.

Bei grafischer Darstellung von Präferenzen und beherrschten Fähigkeiten der befragten Mitarbeiter zeigte sich der sogenannte lange (Ratten-)Schwanz. Zudem hatten 17 Prozent der Angestellten keine einzige Kompetenzbewertung im Intranet der EXXETA AG vorgenommen. Darüber hinaus konnte festgestellt werden, dass die Mitarbeiter einen Großteil ihrer präferierten Fähigkeiten nicht beherrschen. Weitere Analysen ergaben, dass etwa 28 Prozent aller Angestellten eine Fähigkeit nicht als Präferenz angaben, obwohl sie diese beherrschen.

Abschließend wurde evaluiert, wie Mitarbeiter und Projektmanager mit möglicher Unterforderung bei der Projektarbeit umgehen. Diesbezüglich konnte im Rahmen der Befragung festgestellt werden, dass sowohl Angestellte als auch Projektverantwortliche mehrheitlich eine Unterforderung vermeiden möchten.

### 7.2 INTERPRETATION DER FORSCHUNGSERGEBNISSE

In Kapitel 2.5 wurde beschrieben, dass ein P-E Misfit in drei möglichen Konsequenzen mit entsprechenden Gleichungen zur Berechnung resultieren kann. Im Rahmen der vorliegenden Master-Thesis wurde angenommen, dass sowohl Projektmitarbeiter als auch -manager eine Unterforderung bei der Besetzung offener Projektpositionen vermeiden möchten. Dementsprechend wurde Kurve B aus Abbildung 2.4 in Form der quadrierten Differenzberechnung implementiert. Die im Rahmen der Fallstudie erhobenen Daten

bestätigen diese Annahme sowohl aus Perspektive der Mitarbeiter als auch aus dem Blickwinkel der Projektverantwortlichen.

Bei Implementierung der beiden Empfehlungsansätze wurde aufgrund der Erkenntnisse aus Kapitel 3 erwartet, dass der lange (Ratten-)Schwanz und der Kaltstart die Vorschlagserstellung beeinträchtigen werden. Daher lag sowohl der uni- als auch der bilateralen Empfehlungsmethode ein hybrider und graphenbasierter Ansatz zugrunde, welcher über die Einbeziehung von Fähigkeitsbewertungen und Teamzuordnungen beide Probleme löste. Dieses Vorgehen ist mit Blick auf die Auswertung von beherrschten und präferierten Kompetenzen der Mitarbeiter als sinnvoll zu bewerten. Einerseits konnte in Abbildung 6.1 der lange (Ratten-)Schwanz identifiziert werden. Andererseits hatten 17 Prozent der Mitarbeiter im Intranet keine einzige Fähigkeit bewertet. Folglich wären diese Angestellten ohne Einbeziehung der Teamzuordnungen von einem Kaltstart betroffen.

Hinsichtlich der Kompetenzen konnte außerdem beobachtet werden, dass die Mitarbeiter einen Großteil ihrer präferierten Fähigkeiten nicht beherrschen. Aus diesem Sachverhalt lässt sich schließen, dass die Angestellten bereit sind, in Zukunft weitere Fähigkeiten zu erlernen und diese bei der Projektarbeit anzuwenden. Auf Unternehmensseite könnte dementsprechend der Einsatz zusätzlicher Weiterbildungsangebote evaluiert werden, bei welchen die Mitarbeiter nicht nur bestehende Kompetenzen vertiefen, sondern auch neue Fähigkeiten erlernen können.

Des weiteren zeigte die Auswertung der Mitarbeiterkompetenzen, dass das Beherrschen einer Fähigkeit keinen Rückschluss auf eine entsprechende Präferenz zulässt. Ein unilateraler Empfehlungsansatz würde dennoch sämtliche beherrschten Kompetenzen gleich behandeln. Somit ist davon auszugehen, dass die Angestellten bei Einsatz eines unilateralen Empfehlungssystems für Projektpositionen vorgeschlagen werden, deren gesuchte Fähigkeiten diese zumindest teilweise nicht anwenden möchten. Ein bilaterales System unterscheidet dagegen zwischen präferierten und nicht gewünschten Kompetenzen. Da dieser Ansatz präferierte Fähigkeiten stärker gewichtet, wird sich ein vorgeschlagener Mitarbeiter mit höherer Wahrscheinlichkeit die Anwendung der geforderten Kompetenzen wünschen. Dementsprechend ist eine höhere Zufriedenheit und Motivation bei der Stellenbesetzung zu erwarten. Diese Annahme spiegelt sich auch in den Ergebnissen der Umfragen unter den Mitarbeitern und Projektmanagern der EXXETA AG wider. Zur Verdeutlichung dieses Sachverhalts zeigt Abbildung 7.1 erneut die prognostizierte Zufriedenheit der Mitarbeiter mit den fünf vordefinierten Projektpositionen aus Kapitel 6.2.1.

Abbildung 7.2 veranschaulicht zusätzlich die Ergebnisse der uni- und bilateralen Empfehlungsansätze hinsichtlich der Mitarbeiterzufriedenheit.

In den Abbildungen 7.1 und 7.2 ist zu erkennen, dass die Mitarbeiter durch den bilateralen Empfehlungsansatz stärker zu deren Zufriedenheit positioniert werden, wenn sie eine hohe Zufriedenheit mit der Stelle prognostizie-

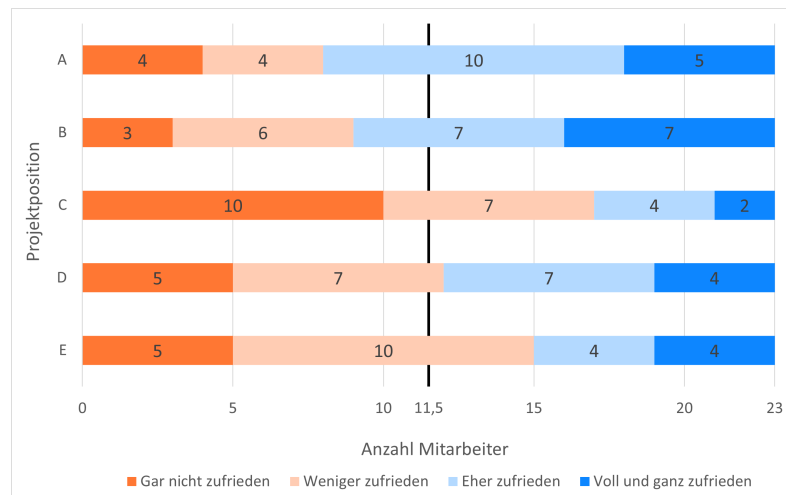


Abbildung 7.1: Anzahl an Mitarbeitern, welche zufrieden bzw. unzufrieden mit der Tätigkeit auf den jeweiligen vordefinierten Projektpositionen wären

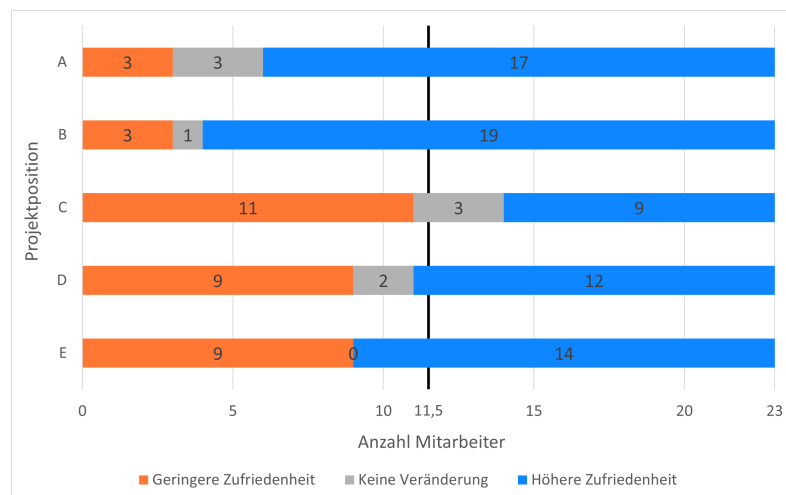


Abbildung 7.2: Ergebnisse des bilateralen Empfehlungsansatzes im Vergleich zum unilateralen Vorgehen hinsichtlich der Mitarbeiterzufriedenheit

ren. Dieser Sachverhalt ist insbesondere bei den Projektpositionen A und B zu beobachten. Mit diesen zeigten sich über die Hälfte der Mitarbeiter in Abbildung 7.1 zufrieden. Hier ordnete der bilaterale Empfehlungsansatz in Darstellung 7.2 etwa dreiviertel aller Angestellten gegenüber den unilateralen Variante stärker zu deren Zufriedenheit an. Zeigen sich dagegen weniger Mitarbeiter mit einer betrachteten Stelle zufrieden, nimmt auch die Qualität des bilateralen Empfehlungsansatzes hinsichtlich der Mitarbeiterzufriedenheit ab. Besonders gut ist diese Begebenheit bei Projektposition C zu erkennen, mit welcher sich die Mitarbeiter in Abbildung 7.1 mehrheitlich unzufrieden zeigten. Hier erzielte der bilaterale Empfehlungsansatz in Grafik 7.2 im Vergleich zur unilateralen Variante sogar Ergebnisse, welche zu einer geringeren Zufriedenheit der Mitarbeiter führten. Ähnliche Ergebnisse können ebenfalls für die Perspektive der Projektmanager abgeleitet werden. Abbil-

Abbildung 7.3 zeigt die Resultate der Umfrage unter den Projektverantwortlichen hinsichtlich der erwarteten Arbeitsleistung der Angestellten.

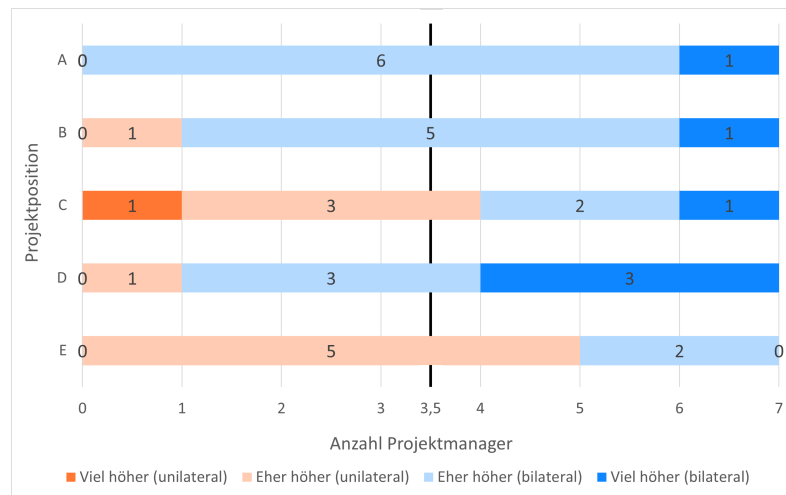


Abbildung 7.3: Ergebnisse der Umfrage unter den Projektmanager hinsichtlich der erwarteten Arbeitsleistung der Mitarbeiter

In Abbildung 7.3 ist für die Projektpositionen A und B zu beobachten, dass die Projektmanager eine höhere Arbeitsleistung von den Vorschlägen des bilateralen Empfehlungsansatzes erwarteten. Hierbei handelt es sich um die Stellen, mit welchen sich auch ein Großteil der Mitarbeiter in Abbildung 7.1 zufrieden zeigten. Für die Projektpositionen C und E, mit welchen die Angestellten in Darstellung 7.1 mehrheitlich unzufrieden waren, erwarteten die Projektmanager eine geringere Leistung von den Vorschlägen des bilateralen Empfehlungsansatzes.

Dementsprechend wird aus den Ergebnissen der Fallstudie geschlossen, dass der bilaterale Empfehlungsansatz im Vergleich zur unilateralen Variante immer dann für eine höhere Zufriedenheit bei den Angestellten und für eine gesteigerte erwartete Arbeitsleistung unter den Projektmanagern sorgt, wenn sich die Mitarbeiter mehrheitlich zufrieden mit der betrachteten Stelle zeigen. Eine Ausnahme von dieser Regel bildet lediglich Projektposition D in Abbildung 7.3. Hier sorgten die Vorschläge des bilateralen Empfehlungsansatzes aus Perspektive der Projektmanager für eine wesentlich höhere prognostizierte Arbeitsleistung, obwohl sich die Mitarbeiter in Darstellung 7.1 mehrheitlich unzufrieden mit der Stelle zeigten. Wie in Abbildung 7.4 zu erkennen, unterschieden sich die Vorschläge zu Projektposition D in der Umfrage unter den Projektmanagern jedoch in nur einer Person.

Aufgrund des geringen Unterschieds in den Vorschlägen aus Abbildung 7.4 werden die Ergebnisse der Projektverantwortlichen für Projektposition D als nicht repräsentativ betrachtet, sodass sie die erlangten Erkenntnisse nicht widerlegen.

Somit ist zusammenfassend festzustellen, dass der bilaterale Empfehlungsansatz für eine höhere Zufriedenheit der Angestellten und eine gesteigerte

## 1. Liste

Name	AWS	Gradle	Java	Kotlin	Spring Boot
pseudomitarbeiter17@exxeta.com	5*	0	1	0	2
pseudomitarbeiter13@exxeta.com	2*	4*	6*	6*	6*
pseudomitarbeiter15@exxeta.com	4*	0	5	2*	5*
pseudomitarbeiter18@exxeta.com	1*	2*	2*	1*	1*
pseudomitarbeiter04@exxeta.com	0	0	0	1*	1

## 2. Liste

Name	AWS	Gradle	Java	Kotlin	Spring Boot
pseudomitarbeiter13@exxeta.com	2*	4*	6*	6*	6*
pseudomitarbeiter18@exxeta.com	1*	2*	2*	1*	1*
pseudomitarbeiter17@exxeta.com	5*	0	1	0	2
pseudomitarbeiter12@exxeta.com	3*	0*	2*	1*	2*
pseudomitarbeiter15@exxeta.com	4*	0	5	2*	5*

Abbildung 7.4: Mitarbeiter-Vorschläge für Projektposition D in der Umfrage unter den Projektmanagern  
(Klarnamen wurden aus Datenschutzgründen nachträglich pseudonymisiert)

Arbeitsleistung seitens der Projektmanager sorgt, wenn sich die Mitarbeiter mehrheitlich zufrieden mit einer betrachteten Projektposition zeigen.

Als Ursache für diese Einschränkung wird die Art der Erhebung der Präferenzen betrachtet. Die Mitarbeiter gaben im Rahmen der vorliegenden Master-Thesis ihre Wünsche über boolesche Werte an. Hierbei gewichtete der bilaterale Empfehlungsansatz die präferierten Fähigkeiten der Angestellten höher. Es wurde jedoch nicht unterschieden, ob ein Angestellter einer nicht gewünschten Kompetenz neutral gegenübersteht oder ob er diese nicht bei der Projektarbeit anwenden möchte.

Aufgrund dieser Einschränkung wird für folgende Arbeiten empfohlen, den im Rahmen dieser Arbeit implementierten Empfehlungsansatz zu erweitern. Hierbei sollten die Präferenzen nicht über boolesche Werte, sondern über Abstufungen der Form "möchte ich anwenden", "neutral", "möchte ich nicht anwenden" erhoben werden. Bei der Implementierung sollten die Mitarbeiter bei vorhandenem Wunsch weiterhin höher positioniert werden. Bei Angabe eines negativen Wertes sollten die Angestellten zusätzlich niedriger einsortiert werden. Unter Betrachtung dieser Veränderungen sollte die Evaluation unter Mitarbeitern und Projektmanagern nochmals durchgeführt und die Forschungsfrage entsprechend erneut untersucht werden.

### 7.3 EINORDNUNG IN DIE LITERATUR UND AUSBLICK

Bislang betrachten Empfehlungssysteme im Bereich der Personalauswahl Problemstellungen laut Malinowski, Weitzel und Keim [82] zumeist entweder aus Perspektive der Personalsachbearbeiter oder aus dem Blickwinkel der Mitarbeiter. Dieses Vorgehen verfolgte im Rahmen der vorliegenden Arbeit auch die unilaterale Empfehlungskomponente. Diese betrachtete ausschließlich die Präferenzen und Spezifikationen der Projektmanager. Obwohl die bilaterale Variante zusätzlich die Wünsche der Mitarbeiter einbezog und somit die Vorschläge des unilateralen Systems verzerrte, verbesserten sich die gemessenen Ergebnisse für die Mehrheit der Projektpositionen sowohl auf Seiten der Mitarbeiter als auch auf Seiten der Projektmanager. Somit zeigt die vorliegende Arbeit, dass die Erkenntnisse von Parsons [91, S. 5ff.] aus dem Jahr 1909 bzw. Lewin [71, S. 11f.] und Murray [86, S. 38ff.] aus den 1930er-Jahren zum Zusammenwirken von Person und Umgebung noch heute aktuell sind und sich auch auf die Implementierung von Empfehlungssystemen übertragen lassen. Diese Erkenntnis sollten zukünftige Arbeiten bei der Entwicklung von Vorschlagsverfahren im Bereich der Personalauswahl berücksichtigen und ihren Fokus von der getrennten Betrachtung von Person und Umgebung verstärkt auf das Zusammenspiel beider Komponenten richten.

## FAZIT

Die vorliegende Arbeit zeigte auf, dass die Besetzung offener Projektpositionen eine immer häufiger auftretende Tätigkeit in der Wirtschaft sein wird. Bisher entwickelte Empfehlungssysteme im Bereich der Personalauswahl bieten für diese Problemstellung laut Malinowski, Weitzel und Keim [82] zumeist Lösungen, welche sich entweder an Personalverantwortliche oder an Stellensuchende bzw. Mitarbeiter richten. Den Wissenschaftlern zu Folge würde ein bilaterales System, welches gemäß des Konzepts des Person-Environment Fits (P-E Fits) die Präferenzen beider Parteien gleichermaßen berücksichtigt, aus beiden Perspektiven für noch bessere Ergebnisse sorgen. Um diese Hypothese zu überprüfen, untersuchte die vorliegende Master-These die folgende Forschungsfrage: *"Erhöht ein bilaterales Empfehlungssystem im Vergleich zu einer unilateralen Anwendung bei der Besetzung offener Projektpositionen gleichzeitig die Zufriedenheit der Angestellten und die von den vorgeschlagenen Mitarbeitern erwartete Arbeitsleistung seitens der Projektmanager?"*

Um diese Forschungsfrage zu überprüfen, wurde ein graphenbasiertes Empfehlungssystem entwickelt. Dieses sortierte die Mitarbeiter eines Unternehmens für fünf vordefinierte Projektpositionen über einen uni- und einen bilateralen Ansatz. Die bilaterale Variante bezog sowohl die von den Angestellten beherrschten Fähigkeiten, als auch deren präferierte Kompetenzen in die Empfehlungsbestimmung ein. Der unilaterale Ansatz betrachtete dagegen lediglich die beherrschten Fähigkeiten der Mitarbeiter.

Anschließend wurde eine Fallstudie unter Projektmanagern und Angestellten des Unternehmens durchgeführt. Hierbei wurde auf Seiten der Mitarbeiter überprüft, ob der bilaterale Empfehlungsansatz die Angestellten im Vergleich zur unilateralen Variante bei den vordefinierten Projektpositionen höher positioniert, wenn diese eine hohe Zufriedenheit mit einer betrachteten Projektposition prognostizieren bzw. niedriger positioniert, wenn diese eine geringe Zufriedenheit erwarten. Die Projektmanager erhielten die ersten fünf vorgeschlagenen Mitarbeiter jedes Empfehlungsverfahrens für jede betrachtete Projektposition. Sie bewerteten, von den Mitarbeitern welcher Liste sie eine höhere Arbeitsleistung bei einer Tätigkeit auf der betrachteten Stelle erwarten.

Bei der Auswertung der Ergebnisse wurde festgestellt, dass die Forschungsfrage bestätigt werden kann, wenn die Mitarbeiter mehrheitlich mit einer Tätigkeit auf der betrachteten Projektposition zufrieden sind. In diesem Fall sorgt der bilaterale Empfehlungsansatz im Vergleich zur unilateralen Variante sowohl für eine höhere Zufriedenheit auf Seiten der Angestellten, als auch für eine gesteigerte prognostizierte Arbeitsleistung bei den Projektma-



nagern. Zeigen sich die Mitarbeiter dagegen mehrheitlich unzufrieden mit einer betrachteten Projektposition, sorgt das bilaterale Vorgehen sowohl auf Seiten der Mitarbeiter für eine geringere Zufriedenheit, als auch aus Perspektive der Projektverantwortlichen für eine niedrigere erwartete Arbeitsleistung.

Als Ursache für diese Einschränkung wird die Erhebung der Mitarbeiter-Präferenzen betrachtet. Das bilaterale Empfehlungssystem nutzte die im Rahmen dieser Master-These erhobenen booleschen Werte, um die präferierten Fähigkeiten der Angestellten stärker zu gewichten. Bei nicht gewünschten Kompetenzen wurde jedoch nicht unterschieden, ob ein Angestellter dieser Fähigkeit neutral gegenübersteht oder ob er diese nicht bei der Projektarbeit anwenden möchte. Aus diesem Grund wird für folgende Arbeiten empfohlen, den im Rahmen dieser Arbeit implementierten Empfehlungsansatz zu erweitern. Hierbei sollten die Präferenzen nicht über boolesche Werte, sondern über Abstufungen der Form "möchte ich anwenden", "neutral", "möchte ich nicht anwenden" erhoben werden. Bei der Implementierung sollten die Mitarbeiter bei vorhandenem Wunsch weiterhin höher positioniert werden, bei negativer Präferenz sollten sie jedoch zusätzlich niedriger einsortiert werden. Unter Betrachtung dieser Veränderungen sollte die Evaluation unter Mitarbeitern und Projektmanagern erneut durchgeführt und die Forschungsfrage entsprechend untersucht werden.

Teil II

APPENDIX

### A.1 BESTIMMUNG DER KATZ-ZENTRALITÄT

Bestimmung der Katz-Zentralität für Tabelle 3.2 anhand der Formel 3.4 mit  $\beta = 0.125$ :

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 4 & 3 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3 & 0 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 5 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 0 & 0 & 3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

$$\beta * M = \begin{bmatrix} 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.5 & 0.375 & 0.375 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.375 & 0.0 & 0.25 & 0.0 & 0.125 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.625 & 0.375 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.25 & 0.375 & 0.125 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.375 & 0.0 & 0.25 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.5 & 0.0 & 0.0 & 0.375 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.375 & 0.25 & 0.0 & 0.125 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.375 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.125 & 0.625 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.375 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$

(A.2)

$$I - \beta * M =$$

$$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & -0.5 & -0.375 & -0.375 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & -0.375 & 0.0 & -0.25 & 0.0 & -0.125 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & -0.625 & -0.375 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & -0.25 & -0.375 & -0.125 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & -0.375 & 0.0 & -0.25 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ -0.5 & 0.0 & 0.0 & -0.375 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ -0.375 & -0.25 & 0.0 & -0.125 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ -0.375 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & -0.125 & -0.625 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & -0.375 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$$

(A.3)

$$(I - \beta * M)^{-1} \approx \begin{bmatrix} 2.66 & 0.47 & 0.08 & 0.87 & 0.39 & 1.66 & 1.22 & 1.00 & 0.11 & 0.03 \\ 0.47 & 1.42 & 0.24 & 0.37 & 0.62 & 0.37 & 0.58 & 0.18 & 0.33 & 0.09 \\ 0.08 & 0.24 & 2.17 & 0.06 & 0.10 & 0.06 & 0.10 & 0.03 & 1.39 & 0.81 \\ 0.87 & 0.37 & 0.06 & 1.60 & 0.54 & 1.04 & 0.62 & 0.33 & 0.08 & 0.02 \\ 0.39 & 0.62 & 0.10 & 0.54 & 1.37 & 0.40 & 0.37 & 0.15 & 0.14 & 0.04 \\ 1.66 & 0.37 & 0.06 & 1.04 & 0.40 & 2.22 & 0.84 & 0.62 & 0.09 & 0.02 \\ 1.22 & 0.58 & 0.10 & 0.62 & 0.37 & 0.84 & 1.68 & 0.46 & 0.13 & 0.04 \\ 1.00 & 0.18 & 0.03 & 0.33 & 0.15 & 0.62 & 0.46 & 1.37 & 0.04 & 0.01 \\ 0.11 & 0.33 & 1.39 & 0.08 & 0.14 & 0.09 & 0.13 & 0.04 & 1.91 & 0.52 \\ 0.03 & 0.09 & 0.81 & 0.02 & 0.04 & 0.02 & 0.04 & 0.01 & 0.52 & 1.31 \end{bmatrix}$$

(A.4)

$$(I - \beta * M)^{-1} - I \approx \begin{bmatrix} 1.66 & 0.47 & 0.08 & 0.87 & 0.39 & 1.66 & 1.22 & 1.00 & 0.11 & 0.03 \\ 0.47 & 0.42 & 0.24 & 0.37 & 0.62 & 0.37 & 0.58 & 0.18 & 0.33 & 0.09 \\ 0.08 & 0.24 & 1.17 & 0.06 & 0.10 & 0.06 & 0.10 & 0.03 & 1.39 & 0.81 \\ 0.87 & 0.37 & 0.06 & 0.60 & 0.54 & 1.04 & 0.62 & 0.33 & 0.08 & 0.02 \\ 0.39 & 0.62 & 0.10 & 0.54 & 0.37 & 0.40 & 0.37 & 0.15 & 0.14 & 0.04 \\ 1.66 & 0.37 & 0.06 & 1.04 & 0.40 & 1.22 & 0.84 & 0.62 & 0.09 & 0.02 \\ 1.22 & 0.58 & 0.10 & 0.62 & 0.37 & 0.84 & 0.68 & 0.46 & 0.13 & 0.04 \\ 1.00 & 0.18 & 0.03 & 0.33 & 0.15 & 0.62 & 0.46 & 0.37 & 0.04 & 0.01 \\ 0.11 & 0.33 & 1.39 & 0.08 & 0.14 & 0.09 & 0.13 & 0.04 & 0.91 & 0.52 \\ 0.03 & 0.09 & 0.81 & 0.02 & 0.04 & 0.02 & 0.04 & 0.01 & 0.52 & 0.31 \end{bmatrix}$$

(A.5)

## A.2 BEISPIELRECHNUNG FÜR DIE UNILATERALEN KOMPONENTE

Tabelle A.1 zeigt das zu besetzende Beispiel-Projekt. In den Tabellen dieses Kapitels sind keine Kenntnisse grau, Grundkenntnisse blau und fortgeschrittene Kompetenzen rot markiert.

Fähigkeit	Kompetenzniveau
Python	Fortgeschritten
MySQL	Fortgeschritten
HDFS	Grundkenntnisse

Tabelle A.1: Zu besetzendes Beispiel-Projekt

Tabelle A.2 zeigt die relevanten unilateralen Ergebniswerte des Matrixservices. Für die weitere Berechnung verwendete Referenz-Werte sind hervorgehoben.

	Python	MySQL	HDFS
Doe, Jane	<b>2.92</b>	<b>2.10</b>	0.41
Doe, John	0.79	0.92	<b>0.73</b>
Muster, Erika	0.36	0.42	<b>1.73</b>
Muster, Max	2.01	1.32	0.32

Tabelle A.2: Relevante Ergebnisse des Katz-Algorithmus für den Graphen aus Abbildung 5.4

Berechnung der Abweichung für Jane Doe mit den Werten aus Tabelle A.2:

$$\begin{aligned}
 & (2.92 - 2.92)^2 + (2.10 - 2.10)^2 + (0.41 - 0.73)^2 \\
 &= 0 + 0 + 0.1024 \\
 &= 0.1024 \\
 &\approx 0.1
 \end{aligned}
 \tag{A.6}$$

Berechnung der Abweichung für John Doe mit den Werten aus Tabelle A.2:

$$\begin{aligned}
 & (0.79 - 2.92)^2 + (0.92 - 2.10)^2 + (0.73 - 0.73)^2 \\
 &= 4.5369 + 1.3924 + 0 \\
 &= 5,9293 \\
 &\approx 5.9
 \end{aligned}
 \tag{A.7}$$

Berechnung der Abweichung für Erika Muster mit den Werten aus Tabelle A.2:

$$\begin{aligned}
 & (0.36 - 2.92)^2 + (0.42 - 2.10)^2 + (1.73 - 0.73)^2 \\
 &= 6.5536 + 2.8224 + 1 \\
 &= 10.376 \\
 &\approx 10.4
 \end{aligned} \tag{A.8}$$

Berechnung der Abweichung für Max Muster mit den Werten aus Tabelle A.2:

$$\begin{aligned}
 & (2.01 - 2.92)^2 + (1.32 - 2.10)^2 + (0.32 - 0.73)^2 \\
 &= 0.8281 + 0.6084 + 0.1681 \\
 &= 1.6046 \\
 &\approx 1.6
 \end{aligned} \tag{A.9}$$

Ausgabe:

Positionierung	Mitarbeiter	Abweichung
1	Jane D.	0.1
2	Max M.	1.6
3	John D.	5.9
4	Erika M.	10.4

Tabelle A.3: Ergebnisliste der unilateralen Empfehlungskomponente für die Daten aus Tabelle A.2

## A.3 BEISPIELRECHNUNG FÜR DIE BILATERALEN KOMPONENTE

Tabelle A.4 zeigt das zu besetzende Beispiel-Projekt. In den Tabellen dieses Kapitels sind fehlende Kenntnisse grau, Grundkenntnisse blau und fortgeschrittene Kompetenzen rot markiert.

Fähigkeit	Kompetenzniveau
Python	Fortgeschritten
MySQL	Fortgeschritten
HDFS	Grundkenntnisse

Tabelle A.4: Zu besetzendes Beispiel-Projekt

Tabelle A.5 zeigt, welche der gesuchten Fähigkeiten die Mitarbeiter präferieren.

Name	Python	MySQL	HDFS
Doe, Jane	falsch	falsch	wahr
Doe, John	wahr	falsch	wahr
Muster, Erika	wahr	wahr	falsch
Muster, Max	falsch	wahr	wahr

Tabelle A.5: Präferierte Kompetenzen der Mitarbeiter

Tabelle A.6 zeigt die relevanten bilateralen Ergebniswerte des Matrixservices. Für die weitere Berechnung verwendete Referenz-Werte sind hervorgehoben.

	Python	MySQL	HDFS
Doe, Jane	<b>2.92</b>	2.10	0.83
Doe, John	1.59	0.92	<b>1.46</b>
Muster, Erika	1.16	0.84	<b>1.73</b>
Muster, Max	2.01	<b>3.42</b>	0.73

Tabelle A.6: Relevante Ergebnisse des Katz-Algorithmus für den Graphen aus Abbildung 5.4

Berechnung der Abweichung für Jane Doe mit den Werten aus Tabelle A.6:

$$\begin{aligned}
 & (2.92 - 2.92)^2 + (2.10 - 3.42)^2 + (0.83 - 1.46)^2 \\
 &= 0 + 1.7424 + 0.3969 \\
 &= 2.1393 \\
 &\approx 2.1
 \end{aligned}
 \tag{A.10}$$

Berechnung der Abweichung für John Doe mit den Werten aus Tabelle A.6:

$$\begin{aligned}
 & (1.59 - 2.92)^2 + (0.92 - 3.42)^2 + (1.46 - 1.46)^2 \\
 &= 1.7689 + 6.25 + 0 \\
 &= 8.0189 \\
 &\approx 8.0
 \end{aligned} \tag{A.11}$$

Berechnung der Abweichung für Erika Muster mit den Werten aus Tabelle A.6:

$$\begin{aligned}
 & (1.16 - 2.92)^2 + (0.84 - 3.42)^2 + (1.73 - 1.46)^2 \\
 &= 3.0976 + 6.6564 + 0.0729 \\
 &= 9.8269 \\
 &\approx 9.8
 \end{aligned} \tag{A.12}$$

Berechnung der Abweichung für Max Muster mit den Werten aus Tabelle A.6:

$$\begin{aligned}
 & (2.01 - 2.92)^2 + (3.42 - 3.42)^2 + (0.73 - 1.46)^2 \\
 &= 0.8281 + 0 + 0.5329 \\
 &= 1.361 \\
 &\approx 1.4
 \end{aligned} \tag{A.13}$$

Ausgabe:

Positionierung	Mitarbeiter	Abweichung
1	Max M.	1.4
2	Jane D.	2.1
3	John D.	8.0
4	Erika M.	9.8

Tabelle A.7: Ergebnisliste der bilateralen Empfehlungskomponente für die Daten aus Tabelle A.6



## LITERATUR

---

- [1] C. C. Aggarwal. *Recommender Systems: The Textbook*. Cham u. a.: Springer International Publishing, 2016.
- [2] S. T. Al-Otaibi und M. Ykhlef. "Job Recommendation Systems for Enhancing E-recruitment Process". In: *Proceedings of the International Conference on Information and Knowledge Engineering (IKE)*. Hrsg. von H. R. Arabnia, L. Deligiannidis und R. R. Hashemi. The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering und Applied Computing (WorldComp). Las Vegas, Nevada: CSREA Press, 2012, S. 7.
- [3] M. Alfano, A. E. Fard, J. A. Carter, P. Clutton und C. Klein. "Technologically scaffolded atypical cognition: the case of YouTube's recommender system". In: *Synthese* (2020).
- [4] S. Amarneh, A. Raza, S. Matloob, R. K. Alharbi und M. A. Abbasi. "The Influence of Person-Environment Fit on the Turnover Intention of Nurses in Jordan: The Moderating Effect of Psychological Empowerment". In: *Nursing Research and Practice* 2021 (2021), S. 6688603.
- [5] C. Anderson. *The Long Tail - Der lange Schwanz: Nischenprodukte statt Massenmarkt - Das Geschäft der Zukunft*. 1. Aufl. Hanser, März 2007.
- [6] E. Bakshy, S. Messing und L. A. Adamic. "Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook". In: *Science* 348.6239 (2015), S. 1130–1132.
- [7] Y. Balachander und T.-S. Moh. "Ontology Based Similarity for Information Technology Skills". In: *2018 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*. 2018, S. 302–305.
- [8] R. E. Bellman. *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*. 1. Aufl. Princeton Legacy Library. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1961.
- [9] R. Bharti und D. Gupta. "Recommending Top N Movies Using Content-Based Filtering and Collaborative Filtering with Hadoop and Hive Framework". In: *Recent Developments in Machine Learning and Data Analytics*. Hrsg. von J. Kalita, V. E. Balas, S. Borah und R. Pradhan. Singapore: Springer Singapore, 2019, S. 109–118.
- [10] D. Bianchini, V. D. Antonellis und M. Melchiori. "Flexible Semantic-Based Service Matchmaking and Discovery". In: *World Wide Web* 11.2 (Jan. 2008), S. 227–251.

- [11] L. Boratto und S. Carta. "Using Collaborative Filtering to Overcome the Curse of Dimensionality when Clustering Users in a Group Recommender System". In: *Proceedings of the 16th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 1: ICEIS*, Bd. 1. INSTICC. SciTePress, 2014, S. 564–572.
- [12] J. S. Breese, D. Heckerman und C. Kadie. *Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering*. Techn. Ber. MSR-TR-98-12. 1998, S. 18.
- [13] D. M. Cable und J. R. Edwards. "Complementary and Supplementary Fit: A Theoretical and Empirical Integration". In: *Journal of Applied Psychology* 89.5 (2004), S. 822–834.
- [14] D. M. Cable und T. A. Judge. "Person–Organization Fit, Job Choice Decisions, and Organizational Entry". In: *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 67.3 (1996), S. 294–311.
- [15] D. M. Cable und C. K. Parsons. "Socialization Tactics And Person–Organization Fit". In: *Personnel Psychology* 54.1 (2001), S. 1–23.
- [16] J. Cao, X. Lin, S. Guo, L. Liu, T. Liu und B. Wang. "Bipartite Graph Embedding via Mutual Information Maximization". In: *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. WSDM '21. Virtual Event, Israel: Association for Computing Machinery, 2021, S. 635–643.
- [17] R. D. Caplan. "Person-environment fit theory and organizations: Commensurate dimensions, time perspectives, and mechanisms". In: *Journal of Vocational Behavior* 31.3 (1987), S. 248–267.
- [18] R. D. Caplan und R. Harrison. "Person-Environment Fit Theory: Some History, Recent Developments, and Future Directions". In: *Journal of Social Issues* 49.4 (Jan. 1993), S. 253–275.
- [19] S. A. Carless. "Person-job fit versus person-organization fit as predictors of organizational attraction and job acceptance intentions: A longitudinal study". In: *Journal of Occupational and Organizational Psychology* 78.3 (Sep. 2005), S. 411–429.
- [20] J. A. Chatman. "Improving Interactional Organizational Research: A Model of Person-Organization Fit". In: *Academy of Management Review* 14.3 (1989), S. 333–349.
- [21] J. A. Chatman, J. T. Polzer, S. G. Barsade und M. A. Neale. "Being Different Yet Feeling Similar: The Influence of Demographic Composition and Organizational Culture on Work Processes and Outcomes". In: *Administrative Science Quarterly* 43.4 (1998), S. 749–780.
- [22] J. N. Choi. "Person–Environment Fit and Creative Behavior: Differential Impacts of Supplies–Values and Demands–Abilities Versions of Fit". In: *Human Relations* 57.5 (2004), S. 531–552.

- [23] Z. Cui, X. Xu, F. XUE, X. Cai, Y. Cao, W. Zhang und J. Chen. "Personalized Recommendation System Based on Collaborative Filtering for IoT Scenarios". In: *IEEE Transactions on Services Computing* 13.4 (2020), S. 685–695.
- [24] D. Das, L. Sahoo und S. Datta. "A Survey on Recommendation System". In: *International Journal of Computer Applications* 160 (Feb. 2017), S. 6–10.
- [25] V. S. Dave, B. Zhang, M. Al Hasan, K. AlJadda und M. Korayem. "A Combined Representation Learning Approach for Better Job and Skill Recommendation". In: *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. CIKM '18. Torino, Italy: Association for Computing Machinery, 2018, S. 1997–2005.
- [26] R. V. Dawis, G. W. England und L. H. Lofquist. *A theory of work adjustment*. Bd. 15. Minnesota studies in vocational rehabilitation. wie zitiert man das? 1964.
- [27] R. V. Dawis. *Person-Environment-Correspondence Theory*. Hrsg. von D. Brown. 4. Aufl. San Francisco: Wiley, Juli 2002. Kap. 10.
- [28] S. A. Devendorf und S. Highhouse. "Applicant–employee similarity and attraction to an employer". In: *Journal of Occupational and Organizational Psychology* 81.4 (2008), S. 607–617.
- [29] Y. Ding, Y. Zhang, L. Li, W. Xu und H. Wang. "A Reciprocal Recommender System for Graduates' Recruitment". In: *2016 8th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME)*. 2016, S. 394–398.
- [30] W. Duan, Y. Li, X. Tang, H. Zhang und X. Cheng. "Determination of the Classification Role of Person–Environment Fit Scale for Creativity in Workplace Context". In: *Creativity Research Journal* 31.2 (2019), S. 198–206.
- [31] T. N. Duong, V. D. Than, T. H. Tran, Q. H. Dang, D. M. Nguyen und H. M. Pham. "An Effective Similarity Measure for Neighborhood-based Collaborative Filtering". In: *2018 5th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS)*. 2018, S. 250–254.
- [32] T. Ebesu, B. Shen und Y. Fang. "Collaborative Memory Network for Recommendation Systems". In: *The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval*. STGTR '18. Ann Arbor, MI, USA: Association for Computing Machinery, 2018, S. 515–524.
- [33] J. R. Edwards. "Person-Job Fit: A Conceptual Integration, Literature Review, and Methodological Critique". In: *International Review of Industrial and Organizational Psychology*. Hrsg. von C. Cooper und I. T. Robertson. Wiley, 1991. Kap. 8, S. 283–357.
- [34] J. R. Edwards. "An examination of competing versions of the person–environment fit approach to stress". In: *Academy of Management Journal* 39.2 (1996), S. 292–339.

- [35] J. R. Edwards. "Person-Environment Fit in Organizations: An Assessment of Theoretical Progress". In: *The Academy of Management Annals* 2.1 (Jan. 2008), S. 167–230.
- [36] J. R. Edwards und C. L. Cooper. "The person-environment fit approach to stress: Recurring problems and some suggested solutions". In: *Journal of Organizational Behavior* 11 (Juli 1990), S. 293–307.
- [37] J. R. Edwards und R. V. Harrison. "Job Demands and Worker Health: Three-Dimensional Reexamination of the Relationship Between Person-Environment fit and strain". In: *Journal of Applied Psychology* 78.4 (1993), S. 628–648.
- [38] J. R. Edwards und M. E. Parry. "On the Use of Polynomial Regression Equations As An Alternative to Difference Scores in Organizational Research". In: *Academy of Management Journal* 36.6 (1993), S. 1577–1613.
- [39] J. R. Edwards und A. J. Shipp. "The relationship between person-environment fit and outcomes: An integrative theoretical framework". In: *Perspectives on Organizational Fit*. Hrsg. von C. L. Ostroff und T. A. Judge. 1. Aufl. The Organizational Frontiers Series. San Francisco: Psychology Press, Juni 2007, S. 209–258.
- [40] D. E. Eggerth. "From Theory of Work Adjustment to Person-Environment Correspondence Counseling: Vocational Psychology as Positive Psychology". In: *Journal of Career Assessment* 16.1 (2008), S. 60–74.
- [41] H. A. Elfenbein und C. A. O'Reilly. "Fitting In: The Effects of Relational Demography and Person-Culture Fit on Group Process and Performance". In: *Group & Organization Management* 32.1 (2007), S. 109–142.
- [42] F. Färber, T. Weitzel und T. Keim. "An Automated Recommendation Approach to Selection in Personnel Recruitment". In: *AMCIS 2003 Proceedings*. 302. Dez. 2003, S. 2329–2339.
- [43] M. Fazel-Zarandi und M. Fox. "Semantic Matchmaking for Job Recruitment: An Ontology-Based Hybrid Approach". In: *Proceedings of the 8th International Semantic Web Conference*. Bd. 525. 01. 2009.
- [44] J. R. P. French, Jr. "SPSSI PRESIDENTIAL ADDRESS-1963: The Social Environment and Mental Health". In: *Journal of Social Issues* 19.4 (Okt. 1963), S. 39–56.
- [45] J. R. P. French Jr., R. D. Caplan und R. V. Harrison. *The Mechanisms of Job Stress and Strain*. Bd. 7. Chichester u. a.: Wiley, Apr. 1982.
- [46] J. R. P. French Jr., W. Rodgers und S. Cobb. "Adjustment as Person-Environment Fit". In: *Coping and Adaptation*. Hrsg. von G. V. Coelho, D. A. Hamburg und J. E. Adams. 1. Aufl. New York, NY, USA: Basic Books, Inc., Okt. 1974. Kap. 11, S. 316–333.

- [47] J. R. P. French Jr., J. J. Sherwood und D. L. Bradford. "Change in Self-identity in a Management Training Conference". In: *The Journal of Applied Behavioral Science* 2.2 (1966), S. 210–218.
- [48] A. Gertner, S. Lubar und B. Lavender. *Recommendations to Support Staffing Decisions*. Techn. Ber. AD1107776. Bedford, MA: Mitre Corporation, 2014.
- [49] C. A. Gomez-Urbe und N. Hunt. "The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation". In: *ACM Trans. Manage. Inf. Syst.* 6.4 (Dez. 2016).
- [50] M. Grčar, D. Mladenič, B. Fortuna und M. Grobelnik. "Data Sparsity Issues in the Collaborative Filtering Framework". In: *Advances in Web Mining and Web Usage Analysis*. Hrsg. von O. Nasraoui, O. Zaïane, M. Spiliopoulou, B. Mobasher, B. Masand und P. S. Yu. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006, S. 58–76.
- [51] Y. Guan, H. Deng, L. Fan und X. Zhou. "Theorizing person-environment fit in a changing career world: Interdisciplinary integration and future directions". In: *Journal of Vocational Behavior* 126 (2021). 50th Anniversary Issue, S. 103557.
- [52] R. Guns und R. Rousseau. "Recommending research collaborations using link prediction and random forest classifiers". In: *Scientometrics* 101.2 (2014), S. 1461–1473.
- [53] S. Guo, F. Alamudun und T. Hammond. "RésuméMatcher: A personalized résumé-job matching system". In: *Expert Systems with Applications* 60 (2016), S. 169–182.
- [54] R. V. Harrison. "Person-environment fit and job stress". In: *Stress at Work*. Hrsg. von C. L. Cooper und R. Payne. Wiley series on studies in occupational stress. Chichester u. a.: John Wiley & Sons, 1978. Kap. 7.
- [55] R. V. Harrison. "The person-environment fit model and the study of job stress". In: *Human Stress and Cognition in Organizations*. Hrsg. von T. A. Beehr und R. S. Bhagat. New York, USA: Wiley, Mai 1985, S. 23–55.
- [56] B. Heap, A. Krzywicki, W. Wobcke, M. Bain und P. Compton. "Combining Career Progression and Profile Matching in a Job Recommender System". In: *PRICAI 2014: Trends in Artificial Intelligence*. Hrsg. von D.-N. Pham und S.-B. Park. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 396–408.
- [57] W. Hong, L. Li, T. Li und W. Pan. "iHR: An Online Recruiting System for Xiamen Talent Service Center". In: *Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. KDD '13. Chicago, Illinois, USA: Association for Computing Machinery, 2013, S. 1177–1185.
- [58] W. Hong, C. Yiwei, Q. Jianwei und H. Yin. "iHR+: A mobile reciprocal job recommender system". In: *The 10th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE 2015)*. 2015, S. 492–495.

- [59] Z. Huang, H. Chen und D. Zeng. "Applying Associative Retrieval Techniques to Alleviate the Sparsity Problem in Collaborative Filtering". In: *ACM Trans. Inf. Syst.* 22.1 (Jan. 2004), S. 116–142.
- [60] A. J. P. Jeckmans, M. Beyne, Z. Erkin, P. Hartel, R. L. Lagendijk und Q. Tang. "Privacy in Recommender Systems". In: *Social Media Retrieval*. Hrsg. von N. Ramzan, R. van Zwol, J.-S. Lee, K. Clüver und X.-S. Hua. 2013.
- [61] H. Ji, J. Li, C. Ren und M. He. "Hybrid collaborative filtering model for improved recommendation". In: *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics*. 2013, S. 142–145.
- [62] L. Jiang, Z. Cai, D. Wang und S. Jiang. "Survey of Improving K-Nearest-Neighbor for Classification". In: *Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD 2007)*. Bd. 1. 2007, S. 679–683.
- [63] Z. Kang, C. Peng und Q. Cheng. "Top-N Recommender System via Matrix Completion". In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 30.1 (2016).
- [64] L. Katz. "A new status index derived from sociometric analysis". In: *Psychometrika* 18.1 (1953), S. 39–43.
- [65] T. Keim. "Extending the Applicability of Recommender Systems: A Multilayer Framework for Matching Human Resources". In: *2007 40th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'07)*. 2007, S. 169.
- [66] T. Keim, J. Malinowski, G. Heinrich und O. Wendt. "Personalizing the Search for Persons: A Recommender-based Approach". In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Web Personalisation, Recommender Systems and Intelligent User Interfaces - WPRSIUI, (ICETE 2005)*. INSTICC. SciTePress, 2005, S. 125–134.
- [67] D. J. Kevles. "Testing the Army's Intelligence: Psychologists and the Military in World War I". In: *The Journal of American History* 55.3 (1968), S. 565–581.
- [68] A. L. Kristof. "Person-Organization Fit: An integrative review of its conceptualizations, measurement, and implications". In: *Personnel Psychology* 49.1 (1996), S. 1–49.
- [69] A. Landherr, B. Friedl und J. Heidemann. "A Critical Review of Centrality Measures in Social Networks". In: *Business & Information Systems Engineering* 2.6 (2010), S. 371–385.
- [70] E. Lashani und H. Zacher. "Do We Have a Match? Assessing the Role of Community in Coworking Spaces Based on a Person-Environment Fit Framework". In: *Frontiers in Psychology* 12 (2021), S. 225.
- [71] K. Lewin. *Principles Of Topological Psychology*. 1. Aufl. New York, London: McGraw-Hill Book Company, Inc., 1936.

- [72] D. Liben-Nowell und J. Kleinberg. "The Link-Prediction Problem for Social Networks". In: *Journal of the American Society for Information Science and Technology* 58.7 (2007), S. 1019–1031.
- [73] L. P. Livingstone, D. L. Nelson und S. H. Barr. "Person-Environment Fit and Creativity: An Examination of Supply-Value and Demand-Ability Versions of Fit". In: *Journal of Management* 23.2 (1997), S. 119–146.
- [74] E. A. Locke. "What is job satisfaction?" In: *Organizational Behavior and Human Performance* 4.4 (1969), S. 309–336.
- [75] E. A. Locke. "The Nature and Causes of Job Satisfaction". In: *Handbook of Industrial and Organisational Psychology*. Hrsg. von M. D. Dunnette. Chicago: Rand McNally College Publishing Company, 1976. Kap. 30, S. 1297–1349.
- [76] C. qin Lu, H. jiang Wang, J. jing Lu, D. yang Du und A. B. Bakker. "Does work engagement increase person–job fit? The role of job crafting and job insecurity". In: *Journal of Vocational Behavior* 84.2 (2014), S. 142–152.
- [77] J. Lu, D. Wu, M. Mao, W. Wang und G. Zhang. "Recommender system application developments: A survey". In: *Decision Support Systems* 74 (2015), S. 12–32.
- [78] Y. Lu, S. El Helou und D. Gillet. "A Recommender System for Job Seeking and Recruiting Website". In: *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. WWW '13 Companion*. Rio de Janeiro, Brazil: Association for Computing Machinery, 2013, S. 963–966.
- [79] Y. Luo, H. Zhang, Y. Wen und X. Zhang. "ResumeGAN: An Optimized Deep Representation Learning Framework for Talent-Job Fit via Adversarial Learning". In: *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. CIKM '19*. Beijing, China: Association for Computing Machinery, 2019, S. 1101–1110.
- [80] J. Malinowski, T. Keim, T. Weitzel und O. Wendt. "Decision Support for Team Building: Incorporating Trust into a Recommender-Based Approach". In: *PACIS 2005 Proceedings*. Dez. 2005, S. 604–617.
- [81] J. Malinowski, T. Keim, O. Wendt und T. Weitzel. "Matching People and Jobs: A Bilateral Recommendation Approach". In: *Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'06)*. Bd. 6. 2006, S. 137c.
- [82] J. Malinowski, T. Weitzel und T. Keim. "Decision support for team staffing: An automated relational recommendation approach". In: *Decision Support Systems* 45.3 (2008). Special Issue Clusters, S. 429–447.
- [83] T. W. Malone und R. J. Laubacher. "The Dawn of the E-Lance Economy". In: *Electronic Business Engineering*. Hrsg. von A.-W. Scheer und M. Nüttgens. Heidelberg: Physica, 1999, S. 13–24.

- [84] A. Mohamed, W. Bagawathinathan, U. Iqbal, S. Shamrath und A. Jayakody. "Smart Talents Recruiter - Resume Ranking and Recommendation System". In: *2018 IEEE International Conference on Information and Automation for Sustainability (ICIAfS)*. 2018, S. 1–5.
- [85] P. M. Muchinsky und C. J. Monahan. "What is person-environment congruence? Supplementary versus complementary models of fit". In: *Journal of Vocational Behavior* 31.3 (1987), S. 268–277.
- [86] H. A. Murray. *Explorations in Personality: A clinical and experimental study of fifty men of college age*. New York: Oxford University Press, 1938.
- [87] S. K. Nayak und S. K. Panda. "A User-Oriented Collaborative Filtering Algorithm for Recommender Systems". In: *2018 Fifth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*. 2018, S. 374–380.
- [88] L. Page, S. Brin, R. Motwani und T. Winograd. *The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web*. Technical Report 1999-66. Previous number = SIDL-WP-1999-0120. Stanford InfoLab, 1999.
- [89] S. Panigrahi, R. K. Lenka und A. Stitipragyan. "A Hybrid Distributed Collaborative Filtering Recommender Engine Using Apache Spark". In: *Procedia Computer Science* 83 (2016). The 7th International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies (ANT 2016) / The 6th International Conference on Sustainable Energy Information Technology (SEIT-2016) / Affiliated Workshops, S. 1000–1006.
- [90] E. Pariser. *Filter Bubble: Wie wir im Internet entmündigt werden*. 1. Aufl. München: Hanser, 2012.
- [91] F. Parsons. *Choosing a Vocation*. Houghton Mifflin, 1909.
- [92] D. M. Pennock, E. Horvitz, S. Lawrence und C. L. Giles. "Collaborative Filtering by Personality Diagnosis: A Hybrid Memory and Model-Based Approach". In: *Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. UAI '00. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2000, S. 473–480.
- [93] L. Pizzato, T. Rej, J. Akehurst, I. Koprinska, K. Yacef und J. Kay. "Recommending people to people: the nature of reciprocal recommenders with a case study in online dating". In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 23.5 (2013), S. 447–488.
- [94] L. Pizzato, T. Rej, T. Chung, I. Koprinska und J. Kay. "RECON: A Reciprocal Recommender for Online Dating". In: *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems*. RecSys '10. Barcelona, Spain: Association for Computing Machinery, 2010, S. 207–214.
- [95] D. Player, P. Youngs, F. Perrone und E. Grogan. "How principal leadership and person-job fit are associated with teacher mobility and attrition". In: *Teaching and Teacher Education* 67 (2017), S. 330–339.



- [96] P. Popovich und J. P. Wanous. "The Realistic Job Preview as a Persuasive Communication". In: *The Academy of Management Review* 7.4 (1982), S. 570–578.
- [97] E. J. Porfeli. "Hugo Münsterberg and the Origins of Vocational Guidance". In: *The Career Development Quarterly* 57.3 (2009), S. 225–236.
- [98] P. Pu, L. Chen und R. 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 (2012), S. 317–355.
- [99] C. Qiao, H. Jian, G. Jian-xing und H. Jian-guo. "Simulation resource recommendation system based on collaborative filtering". In: *2013 Chinese Automation Congress*. 2013, S. 448–452.
- [100] C. Qin, H. Zhu, T. Xu, C. Zhu, L. Jiang, E. Chen und H. Xiong. "Enhancing Person-Job Fit for Talent Recruitment: An Ability-aware Neural Network Approach". In: *The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval*. SIGIR '18. Ann Arbor, MI, USA: Association for Computing Machinery, 2018, S. 25–34.
- [101] P. Resnick und H. R. Varian. "Recommender Systems". In: *Commun. ACM* 40.3 (März 1997), S. 56–58.
- [102] B. W. Roberts. "Personality Development and Organizational Behavior". In: *Research in Organizational Behavior* 27 (2006). Research in Organizational Behavior, S. 1–40.
- [103] J. F. Salgado. "Some Landmarks of 100 Years of Scientific Personnel Selection at the Beginning of the New Century". In: *International Journal of Selection and Assessment* 9.1&2 (März 2001), S. 3–8.
- [104] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker und S. Sen. "Collaborative Filtering Recommender Systems". In: *The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science*. Hrsg. von P. Brusilovsky, A. Kobsa und W. Nejdl. Bd. 4321. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007, S. 291–324.
- [105] B. Schneider. "The People Make The Place". In: *Personnel Psychology* 40.3 (1987), S. 437–453.
- [106] R. S. Schuler. "Definition and conceptualization of stress in organizations". In: *Organizational Behavior and Human Performance* 25.2 (1980), S. 184–215.
- [107] V. Senthil Kumaran und A. Sankar. "Towards an automated system for intelligent screening of candidates for recruitment using ontology mapping (EXPERT)". In: *International Journal of Metadata, Semantics and Ontologies* 8.1 (2013), S. 56–64.
- [108] A. Sharma, J. M. Hofman und D. J. Watts. "Estimating the Causal Impact of Recommendation Systems from Observational Data". In: *Proceedings of the Sixteenth ACM Conference on Economics and Computation*. EC '15. Portland, Oregon, USA: Association for Computing Machinery, 2015, S. 453–470.

- [109] A. Singh, C. Rose, K. Visweswariah, V. Chenthamarakshan und N. Kambhatla. "PROSPECT: A System for Screening Candidates for Recruitment". In: *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. CIKM '10. Toronto, ON, Canada: Association for Computing Machinery, 2010, S. 659–668.
- [110] P. Singto und A. Mingkhwan. "Semantic Searching IT Careers Concepts Based on Ontology". In: *Journal of Advanced Management Science* 1.1 (März 2013), S. 102–106.
- [111] W. Stern. *Über Psychologie der individuellen Differenzen: Ideen zu einer "Differentiellen Psychologie"*. Bd. 3. Schriften der Gesellschaft für psychologische Forschung 12. Leipzig: Verlag von Johann Amrbusius Barth, 1900.
- [112] F. Strub, R. Gaudel und J. Mary. "Hybrid Recommender System Based on Autoencoders". In: *Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems*. DLRS 2016. Boston, MA, USA: Association for Computing Machinery, 2016, S. 11–16.
- [113] R. Su, C. Murdock und J. Rounds. "Person-environment fit". In: *APA Handbook of Career Intervention*. Hrsg. von P. J. Hartung, M. L. Savickas und W. B. Walsh. Bd. 1. APA Handbooks in Psychology Series. American Psychological Association, 2015. Kap. 5, S. 81–98.
- [114] X. Su und T. M. Khoshgoftaar. "A Survey of Collaborative Filtering Techniques". In: *Advances in Artificial Intelligence* 2009 (2009), S. 19.
- [115] N. Vaswani und P. Narayanamurthy. "Static and Dynamic Robust PCA and Matrix Completion: A Review". In: *Proceedings of the IEEE* 106.8 (2018), S. 1359–1379.
- [116] J. D. Werbel und D. J. Johnson. "The Use of Person–Group Fit for Employment Selection: A Missing Link in Person–Environment Fit". In: *Human Resource Management* 40.3 (2001), S. 227–240.
- [117] R. Whittington, A. Pettigrew, S. Peck, E. Fenton und M. Conyon. "Change and Complementarities in the New Competitive Landscape: A European Panel Study, 1992–1996". In: *Organization Science* 10.5 (Okt. 1999), S. 583–600.
- [118] T. Waś und O. Skibski. "An Axiomatization of the Eigenvector and Katz Centralities". In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 32.1 (2018).
- [119] S. Yang, M. Korayem, K. AlJadda, T. Grainger und S. Natarajan. "Combining content-based and collaborative filtering for job recommendation system: A cost-sensitive Statistical Relational Learning approach". In: *Knowledge-Based Systems* 136 (2017), S. 37–45.
- [120] Z. Yang, B. Wu, K. Zheng, X. Wang und L. Lei. "A Survey of Collaborative Filtering-Based Recommender Systems for Mobile Internet Applications". In: *IEEE Access* 4 (2016), S. 3273–3287.

- [121] H. Zarzour, Z. Al-Sharif, M. Al-Ayyoub und Y. Jararweh. "A new collaborative filtering recommendation algorithm based on dimensionality reduction and clustering techniques". In: *2018 9th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*. 2018, S. 102–106.
- [122] J. Zhan, S. Gurung und S. P. K. Parsa. "Identification of top-K nodes in large networks using Katz centrality". In: *Journal of Big Data* 4.1 (2017), S. 16.
- [123] Q.-M. Zhang, M.-S. Shang, W. Zeng, Y. Chen und L. Lü. "Empirical comparison of local structural similarity indices for collaborative-filtering-based recommender systems". In: *Physics Procedia* 3.5 (2010). The International Conference on Complexity and Interdisciplinary Sciences. The 3rd China-Europe Summer School on Complexity Sciences, S. 1887–1896.
- [124] C. Zhu, H. Zhu, H. Xiong, C. Ma, F. Xie, P. Ding und P. Li. "Person-Job Fit: Adapting the Right Talent for the Right Job with Joint Representation Learning". In: *ACM Trans. Manage. Inf. Syst.* 9.3 (Sep. 2018).
- [125] M. le Vrang, A. Papantoniou, E. Pauwels, P. Fannes, D. Vandenstein und J. De Smedt. "ESCO: Boosting Job Matching in Europe with Semantic Interoperability". In: *Computer* 47.10 (2014), S. 57–64.