

BACHELOR THESIS  
Adriana Batrincea

# Anforderungsorientierte Auswahl der Recommender-Systeme für kleine bis mittelständische Unternehmen

---

FAKULTÄT TECHNIK UND INFORMATIK  
Department Informatik

Faculty of Engineering and Computer Science  
Department Computer Science

Adriana Batrincea

# Anforderungsorientierte Auswahl der Recommender-Systeme für kleine bis mittelständische Unternehmen

Bachelorarbeit eingereicht im Rahmen der Bachelorprüfung  
im Studiengang *Bachelor of Science Wirtschaftsinformatik*  
am Department Informatik  
der Fakultät Technik und Informatik  
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer: Prof. Dr. Ulrike Steffens  
Zweitgutachter: Prof. Dr. Stefan Sarstedt

Eingereicht am: 11. Januar 2024

**Adriana Batrincea**

**Thema der Arbeit**

Anforderungsorientierte Auswahl der Recommender-Systeme für kleine bis mittelständische Unternehmen

**Stichworte**

Recommender-System, KMU, Anforderungsanalyse

**Kurzzusammenfassung**

Recommender-Systeme bieten Nutzern personalisierte Empfehlungen für Produkte, Dienstleistungen, Inhalte und andere relevante Angebote. Sie sind besonders in großen Unternehmen verbreitet, um Effizienz und Wirtschaftlichkeit zu steigern. Im Gegensatz dazu stehen kleine und mittelständische Unternehmen (KMU), die aufgrund begrenzter Ressourcen in Technologie, Finanzen und Personal solche Systeme seltener einsetzen. Für KMU müssen Recommender-Systeme nicht nur kosteneffizient, sondern auch hochgradig anpassbar sein, um individuellen Anforderungen gerecht zu werden. Diese Bachelorarbeit konzentriert sich auf die anforderungsorientierte Auswahl von Recommender-Systemen für KMU. Durch eine umfassende Umfrage unter verschiedenen KMU werden spezifische Anforderungen an diese Systeme identifiziert und dokumentiert. Ein Interview mit einem Umfrageteilnehmer vertieft, prüft und validiert diese Anforderungen. Die methodische Herangehensweise erlaubt eine praxisorientierte und zielgerichtete Anforderungsanalyse. Die Ergebnisse werden in Handlungsempfehlungen zusammengefasst, die KMU eine solide Basis für die Auswahl von Recommender-Systemen bieten.

**Adriana Batrincea**

**Title of Thesis**

Requirement-oriented selection of recommender systems for small to medium-sized enterprises

**Keywords**

Recommender System, SME, Requirements engineering

---

## **Abstract**

Recommender systems provide users with personalized suggestions for products, services, content, and other relevant offerings. They are widely used in large companies to enhance efficiency and profitability. In contrast, small and medium-sized enterprises (SMEs) often have limited resources in technology, finance, and personnel, making the adoption of such systems less common. For SMEs, recommender systems must be not only cost-effective but also highly adaptable to meet individual requirements. This bachelor thesis focuses on the requirement-oriented selection of recommender systems for SMEs. Through an extensive survey among various SMEs, specific requirements for these systems are identified and documented. An interview with a survey participant further deepens, examines, and validates these requirements. The methodical approach enables a practice-oriented and targeted requirement analysis. The results are summarized in recommendations for action, providing SMEs with a solid foundation for selecting recommender systems.

# Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	vii
Tabellenverzeichnis	ix
Abkürzungen	x
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation . . . . .	2
1.2 Thematische Abgrenzung . . . . .	3
1.3 Forschungsstand . . . . .	3
1.4 Zielsetzung . . . . .	3
1.5 Aufbau der Arbeit . . . . .	4
<b>2 Theoretische Grundlagen</b>	<b>5</b>
2.1 Recommender-Systeme . . . . .	5
2.1.1 Definition . . . . .	5
2.1.2 Arten von Recommender-Systemen . . . . .	7
2.2 Einsatz von Recommender-Systemen . . . . .	11
2.2.1 Datenquellen . . . . .	12
2.2.2 Empfehlungsintegration in den Geschäftsprozessen . . . . .	14
2.2.3 Technische Umsetzung von Recommender-Systeme . . . . .	19
<b>3 Anforderungsanalyse</b>	<b>23</b>
3.1 Methodik der Studie . . . . .	23
3.2 Auswahl der Teilnehmer . . . . .	24
3.3 Durchführung der Umfrage . . . . .	25
3.4 Beschreibung der Umfrage . . . . .	25
3.5 Methodik der Anforderungsdokumentation . . . . .	30
3.6 Umfrageergebnisse und Anforderungsdokumentation . . . . .	32
3.6.1 Beschreibung von Stakeholder . . . . .	32

3.6.2	Projektbezogene Anforderungen . . . . .	33
3.6.3	Funktionale Anforderungen . . . . .	36
3.6.4	Nichtfunktionale Anforderungen . . . . .	42
3.6.5	Verfeinerung von Anforderungen . . . . .	46
3.7	Einschränkungen und Zuverlässigkeit der Umfrageergebnisse . . . . .	47
<b>4</b>	<b>Interview</b>	<b>50</b>
4.1	Vorgehen . . . . .	50
4.2	Erkenntnisse aus dem Interview . . . . .	51
4.3	Zusammenfassung . . . . .	53
<b>5</b>	<b>Handlungsempfehlungen für KMU bei der Auswahl von Recommender-Systemen</b>	<b>55</b>
<b>6</b>	<b>Fazit</b>	<b>58</b>
6.1	Wesentliche Erkenntnisse . . . . .	58
6.2	Diskussion . . . . .	59
6.2.1	Repräsentativität der Umfragedaten . . . . .	59
6.2.2	Validierung der Anforderungen . . . . .	59
6.2.3	Behandlung von Recommender-Systemen . . . . .	59
6.2.4	Ausblick . . . . .	60
6.3	Schlußfolgerung . . . . .	60
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>61</b>
<b>A</b>	<b>Anhang</b>	<b>67</b>
A.1	Umfrageergebnisse . . . . .	67
A.2	Interview Transkript . . . . .	77
	Selbstständigkeitserklärung . . . . .	81

# Abbildungsverzeichnis

2.1	User-User Ähnlichkeitsmatrix . . . . .	10
2.2	Mögliche Datenquellen für ein Benutzerprofil . . . . .	13
2.3	Produktseite mit Empfehlungen auf der Amazon Website . . . . .	16
2.4	Warenkorbseite mit Empfehlungen auf der Amazon Website . . . . .	17
2.5	Warenkorbseite mit Empfehlungen auf der Amazon Website . . . . .	17
2.6	In E-Mail integrierte Job-Empfehlungen von Xing . . . . .	19
2.7	Vergleich der Kosten zwischen Cloud- und On-Premise-Lösungen über einen Zeitraum von 10 Jahren . . . . .	21
3.1	Anforderungs-Schablone . . . . .	30
3.2	Umfrageergebnisse: Wie viele Beschäftigte hat Ihre Firma? (F2) . . . . .	33
3.3	Umfrageergebnisse: Welche Produkte bieten Sie an? (F4) . . . . .	34
3.4	Umfrageergebnisse: Welches Budget steht für die Implementierung eines RSs zur Verfügung? (F16) . . . . .	35
3.5	Umfrageergebnisse: Welche Art von technischer Unterstützung wird für die Implementierung des neuen RSs benötigt? (F18) . . . . .	36
3.6	Umfrageergebnisse: Welche Datenquellen werden für das neue Recommen- dation System benötigt? (F10) . . . . .	37
3.7	Umfrageergebnisse: Welche Produktmerkmale sollten bei der Generierung der Empfehlungen durch das RS betrachtet werden? (F15) . . . . .	39
3.8	Umfrageergebnisse: Wie sollen die Empfehlungen in den Geschäftsprozess des Unternehmens integriert werden? (F9) . . . . .	40
3.9	Umfrageergebnisse: Wie soll das RS in die bestehende IT-Infrastruktur integriert werden? (F11) . . . . .	42
3.10	Umfrageergebnisse: Wie würden Sie die folgende Anforderungen an das neue RS für Ihr Unternehmen bewerten? (F13, F14) . . . . .	43
3.11	Umfrageergebnisse: Wie viele Produkte/Artikel haben Sie in Ihrem Sorti- ment? (F5) . . . . .	45

3.12 Umfrageergebnisse zur Kundenstammgröße und Anzahl der erwarteten Neukunden . . . . .	48
--	----

# Tabellenverzeichnis

3.1	Umfragestruktur und Beschreibung der befragten Informationen . . . . .	31
3.2	Zusammenfassung der bearbeiteten Anforderungen . . . . .	49

# Abkürzungen

**API** Application Programming Interface.

**DSGVO** Datenschutz-Grundverordnung.

**KMU** Kleine und mittelständische Unternehmen.

**ML** Machine Learning.

**RS** Recommender-System.

# 1 Einleitung

Die digitale Ära hat den Geschäftsalltag grundlegend transformiert und Unternehmen in die Lage versetzt, große Mengen an Daten zu generieren und zu speichern. Mit der schnellen Zunahme digitaler Informationen und der wachsenden Leistungsfähigkeit von Künstlicher Intelligenz (KI) und Machine Learning (ML) stehen Kleine und mittelständische Unternehmen (KMU) vor der Herausforderung, sinnvolle und effektive Wege zu finden, um den Kunden noch näher zu kommen. In diesem Kontext sind Recommender-Systems (RSs) zu einem entscheidenden Instrument für Unternehmen geworden, um ihren Kunden personalisierte Empfehlungen zu bieten und ihre Produkte oder Dienstleistungen optimal zu vermarkten.

Recommender-Systeme sind algorithmische Ansätze, die Benutzern personalisierte Empfehlungen zu Produkten, Dienstleistungen, Inhalten oder anderen relevanten Angeboten unterbreiten. Diese Empfehlungen basieren auf den historischen Interaktionen und Präferenzen der Nutzer sowie auf den spezifischen Merkmalen der angebotenen Artikel. [29, S. 1]

In den letzten Jahren hat das Interesse an RSs erheblich zugenommen. Ihre Bedeutung wird durch das wachsende Angebot an Konferenzen und Workshops, speziell zu RSs, unterstrichen. Darunter fällt auch die 2007 gegründete ACM<sup>1</sup> Conference Series on Recommender Systems (RecSys)[38]. Diese Konferenzen bilden das führende Forum für Forschung und Anwendung im Bereich von RSs [29, S. 3] und haben sich als wichtigste jährliche Ereignisse für die Präsentation und Diskussion von Forschungsarbeiten diesem Bereich etabliert [27]. Darüber hinaus sind RSs für große Unternehmen und Plattformen wie Amazon, Netflix und Spotify längst etablierte Bestandteile ihres Geschäftsmodells [2, S. 186, 387]. Doch wie sieht es in der Welt der KMU aus?

---

<sup>1</sup>Association of Computing Machinery

## 1.1 Motivation

Kleine und mittelständische Unternehmen bilden das Rückgrat der globalen Wirtschaft und tragen wesentlich zur Schaffung von Arbeitsplätzen und zur wirtschaftlichen Stabilität bei. Gemäß Artikel 2 der von der EU-Kommission angenommenen Definition von KMU lassen sich diese Unternehmen nach der Zahl der Beschäftigten sowie der Umsatz- und Bilanzgröße abgrenzen. Unternehmen mit bis zu 9 Beschäftigten und einem Umsatz von bis zu 2 Millionen Euro pro Jahr werden als Kleinstunternehmen definiert. Unternehmen mit bis zu 49 Beschäftigten und einem Umsatz von bis zu 10 Millionen Euro pro Jahr gelten als kleine Unternehmen, sofern sie nicht Kleinstunternehmen sind. Unternehmen mit bis zu 249 Beschäftigten und einem Umsatz von bis zu 50 Millionen Euro pro Jahr werden als mittlere Unternehmen definiert, sofern sie weder Kleinst- noch kleine Unternehmen sind. [9]

Im Gegensatz zu Großunternehmen verfügen KMU oft über begrenzte Ressourcen in allen Bereichen, einschließlich Technologie, Finanzmitteln und Arbeitskräften [20, S. 1]. Eine spezielle Herausforderung für KMU hinsichtlich neuer Technologien, insbesondere RSs, ist der oft vorhandene Mangel an Daten. Dieses Problem, in der Theorie und Literatur als *Cold-Start-Problem* bekannt, erschwert die Implementierung von RSs. Diese Herausforderungen und mögliche Lösungen werden in dem Paper von Lee et al. [20] vertieft behandelt.

Darüber hinaus sind die Anforderungen und Erwartungen der Kunden von KMU in der Regel sehr spezifisch und können je nach Branche und Region variieren. Daher müssen die RSs für KMU nicht nur kosteneffizient, sondern auch besonders anpassbar sein, um den individuellen Bedürfnissen gerecht zu werden.

Die Motivation hinter dieser Arbeit liegt in der Überzeugung, dass viele KMU die Potenziale von RSs noch nicht vollständig ausschöpfen, da sie erhebliche Ressourcen bei der Auswahl des Systems einsetzen. Oft fehlt es an Fachwissen und an klaren Strategien, gerade am Anfang, wenn sich KMU mit der Auswahl dieser Systeme beschäftigen. Dieser erste Schritt soll mit praktischen Handlungsempfehlungen unterstützt werden, um die bereits begrenzten Ressourcen von KMU zu schonen und den speziellen Herausforderungen und Bedürfnissen von KMU zu entsprechen.

## 1.2 Thematische Abgrenzung

Diese Bachelorarbeit konzentriert sich auf die spezifischen Herausforderungen, mit denen sich KMU bei der Auswahl und Implementierung von RSs konfrontiert sehen. Es werden keine allgemeinen Empfehlungen für RSs behandelt, wie sie bereits in der wissenschaftlichen Literatur verfügbar sind. Stattdessen liegt der Fokus auf den Bedürfnissen und Beschränkungen von KMU, die oft über begrenzte finanzielle Ressourcen und technisches Know-how verfügen.

Durch diese thematische Abgrenzung wird sichergestellt, dass die Ergebnisse und Empfehlungen dieser Arbeit unmittelbar auf die realen Herausforderungen von KMU anwendbar sind.

## 1.3 Forschungsstand

Der Forschungsstand bezüglich der spezifischen Anforderungen von KMU in diesem Bereich ist begrenzt. Zwar gibt es bereits viele Forschungsergebnisse und Praktiken aus der Anwendung von RSs auf große Unternehmen, die potenziell auf KMU übertragbar sein könnten, dennoch besteht eine klare Notwendigkeit, die Unterschiede und Herausforderungen, denen sich KMU gegenübersehen, zu berücksichtigen, um die Forschungslücke zu schließen.

## 1.4 Zielsetzung

Das Hauptziel dieser Bachelorarbeit ist es, einen speziell auf KMU abgestimmten Auswahlprozess für RSs zu entwickeln. Dieser Prozess basiert auf einer umfassenden Anforderungsanalyse, in der die spezifischen Bedürfnisse und Eigenschaften von KMU genau erfasst, evaluiert und als formale Anforderungen dokumentiert werden. Das Ergebnis ist eine maßgeschneiderte Methodik, die klare und direkt umsetzbare Entscheidungsrichtlinien für die effektive Auswahl von RSs bietet.

## 1.5 Aufbau der Arbeit

Die Bachelorarbeit beginnt mit einer Einleitung, die die Ausgangssituation, das Thema und die Relevanz der Arbeit beleuchtet.

Im zweiten Kapitel erfolgt eine umfassende Darstellung der Grundlagen von RSs, einschließlich ihrer theoretischen Grundlagen, verschiedener Typen, Funktionsweisen und der Integration in Geschäftsprozesse.

Im dritten Kapitel wird eine Anforderungsanalyse durchgeführt, die sich auf die spezifischen Bedürfnisse von KMU in Bezug auf RSs konzentriert. Diese Analyse basiert auf den Ergebnissen einer Umfrage und zielt darauf ab, die besonderen Anforderungen von KMU an RSs zu ermitteln.

Die Ergebnisse der Anforderungsanalyse werden im vierten Kapitel durch ein Interview weiter vertieft und validiert.

Die aus der Anforderungsanalyse und dem Interview gewonnenen Erkenntnisse fließen in das fünfte Kapitel über Empfehlungen für KMU ein, in dem praxisorientierte Handlungsempfehlungen für die Auswahl von RSs vorgestellt werden.

Das sechste Kapitel markiert den Abschluss der Arbeit und widmet sich der Formulierung von Schlussfolgerungen sowie einer eingehenden Diskussion.

## 2 Theoretische Grundlagen

In diesem Teil werden die theoretischen Grundlagen vorgestellt, die für den bevorstehenden Methodik-Teil dieser Arbeit relevant sind. Im ersten Unterkapitel wird die theoretische Definition und die Arten von RSs erläutert. Im zweiten Unterkapitel wird auf den praxisnahen Einsatz von RSs im Rahmen eines Unternehmens eingegangen.

### 2.1 Recommender-Systeme

Deutsche Fachautoren haben sich bisher auf keinen einheitlichen Begriff geeinigt und benutzen verschiedene Bezeichnungen: *Recommendation-Systeme*, *Recommender-Systeme* und die deutsche Übersetzung – *Empfehlungssysteme*. In dieser Arbeit wird einheitlich der Begriff *Recommender-System (RS)* verwendet.

#### 2.1.1 Definition

Im Folgenden wird die Notion eines „Recommender-Systems“ definiert.

In seinem Buch definiert A. Klahold ein RS wie folgt:

„Ein Empfehlungssystem (oft auch ‚Recommender System‘ genannt) ist ein System, das einem Benutzer in einem gegebenen Kontext aus einer gegebenen Entitätsmenge aktiv eine Teilmenge ‚nützlicher‘ Elemente empfiehlt.“ [18, S. 1]

Diese formale Beschreibung erwähnt drei wichtige Aspekte eines RSs:

**Der Benutzer** Der Benutzer **P**, dem das RS Elemente empfehlen sollte.

**Der Kontext** Der Kontext **K** wird von Klahold als Gesamtheit von **P**, **M** und **S** definiert:

$$K = (P, M, S) \quad (2.1)$$

wobei **P** das Benutzerprofil, **M** die Entitätsmenge und **S** die Situation ist [18, S. 1].

- Das Benutzerprofil **P** besteht sowohl aus expliziten als auch aus impliziten Informationen. Zu den expliziten Informationen können das Alter, das Geschlecht, Interessensgebiete zählen. Zu den impliziten Informationen zählen die Besuchshäufigkeit auf einer Website, gelesene Texte, gekaufte Produkte. [18, S. 1] [23, S. 40]
- Als Elemente der Entitätsmenge **M** können Produkte eines Unternehmens oder andere Sachen, wie z.B. Nachrichten, E-Mails oder Prozesse, betrachtet werden. Diese Elemente werden von Klahold als „Empfehlungselemente“ bezeichnet. [18, S. 1]
- Die Situation **S** wird durch verschiedene Faktoren bestimmt, die aus der realen Welt stammen. Beispiele, die der Autor aufführt, sind das Datum, die Uhrzeit, Geoinformationen, das verwendete Endgerät des Benutzers und der im Browser angezeigte Text. [18, S. 1]

**Die Teilmenge „nützlicher“ Elemente** Hiermit meint der Autor die dem Benutzer **B** empfohlenen Elemente **T** aus der gesamten Entitätsmenge **M**.

Mit  $K = (P, M, S)$  (2.1) definiert Klahold [18, S. 1] die Aufgabe eines RSs mit der folgenden Formel:

$$\max(\text{Nutzwert}(B, K, T)) \quad (2.2)$$

Daraus folgt, dass die Aufgabe eines RSs darin besteht, den Nutzwert der empfohlenen Elemente **T** für den Benutzer **B** im gegebenen Kontext **K** zu maximieren.

Der Aspekt des „Nutzwertes“ oder der „Nützlichkeit“ der Empfehlungen wird auch von anderen Autoren erwähnt. Zum Beispiel ist nach Petry [25, S. 372] die Aufgabe eines RSs, die Produkte aus der gesamten Produktmenge auszuwählen, die für den Kunden am *relevantesten* sind.

Auch nach J. Ziegler und B. Loepf besteht das Ziel eines RSs darin, dem Benutzer anhand der individuellen Präferenzen und Kontextinformationen Empfehlungen zu generieren, die für ihn „nützlich“ sein könnten [43, S. 719].

Nach Scholz und Thess ist die Aufgabe eines RSs, den Kunden am Point of Sale (PoS) potenziell nützlichen Mehrwert in Form von individuellem Content bzw. Konditionen anzubieten [13, S. 226].

Daraus folgt, dass die Erfolgsmessung eines RSs primär anhand der Relevanz oder Nützlichkeit der Empfehlungen festgestellt werden kann.

Im nächsten Unterkapitel wird auf die grundlegende Funktionsweise und die angewandten Verfahren in einem RS eingegangen.

### 2.1.2 Arten von Recommender-Systemen

Je nach angewandtem Verfahren können RSs in zwei Hauptarten der Empfehlungsgenerierung unterteilt werden:

**Personalisiertes Vorgehen** Beim personalisierten Vorgehen werden Empfehlungen generiert, die auf den Interessen, Präferenzen und Zielen des Benutzers basieren [43, S. 720].

**Unpersonalisiertes Vorgehen** Hierbei werden Elemente empfohlen, die ohne die Notwendigkeit von Benutzerdaten auskommen. [25, S. 373]

Als Nächstes werden die allgemeine Definition und Eigenschaften eines unpersonalisierten und eines personalisierten RSs behandelt, sowie die Vor- und Nachteile des Einsatzes dieser Systeme in KMU.

### Unpersonalisierte Recommender-Systeme

Unpersonalisierte RSs finden insbesondere im E-Commerce Anwendung, um unregistrierten Kunden Empfehlungen auf Basis aktueller Session-Daten und Produkteigenschaften zu bieten. Für diese Art von Empfehlungen sind Informationen über die Präferenzen und die Kaufhistorie der Kunden nicht erforderlich. Petry beschreibt diese als eine „Vorstufe zu personalisierten, sessionbasierten Empfehlungen“. [25, S. 373]

J. Bauer erörtert in seinem Artikel die Algorithmen, die im Rahmen unpersonalisierter RSs zur Anwendung kommen [6]:

- **Warenkorbanalyse** – auch als Assoziationsanalyse bekannt, basiert auf Session-Daten des Nutzers, wie beispielsweise Käufe aus einem ERP-System oder abgespielte Videos oder Songs. Diese Methode lässt sich daher unkompliziert implementieren. Die Assoziationsanalyse ermöglicht es, Muster zu erkennen, bei denen Produkte häufig entweder einzeln oder in Kombination mit anderen gekauft werden. Ein typisches Beispiel dafür ist: *Wenn Skischuhe gekauft werden, wird oft auch ein Skiset gekauft.* [22, S. 56]
- **Contentbasierter Ansatz** – Dieser Ansatz basiert auf den Attributen von Produkten und ist besonders nützlich zur Ergänzung von Empfehlungen, die auf Assoziationsanalysen basieren, vor allem in Fällen von *Data Sparsity* und dem *Cold-Start-Problem*. *Data Sparsity* tritt auf, wenn Benutzer nicht genügend Artikel bewertet haben, was zu vielen leeren Feldern in der Datenbank führt. Das *Cold-Start-Problem* bezieht sich auf die Herausforderung, Empfehlungen für neue Benutzer oder neue Produkte zu generieren, wenn noch keine historischen Daten vorliegen. [16, S. 361]

Der contentbasierte Ansatz wird unter Einsatz von Informationsextraktionsmethoden, Natural Language Processing (NLP) und Deep Learning Algorithmen umgesetzt [25].

- **Einfache Sequence- und Clickstream-basierte Verfahren** – auch als Empfehlung von *ähnlichen Produkten* bekannt, basieren auf Clickstream-Daten und erfordern für ihre Implementierung den Einsatz von Big Data-Technologien [6]. Clickstream-Daten enthalten Informationen über das Nutzerverhalten auf einer Website oder während der Nutzung eines Webbrowsers. Die Clickstream-Analyse verfolgt, wie der Benutzer von einer ursprünglichen Suchanfrage oder einer Landing-Page bis zum Kauf eines Artikels oder einer Dienstleistung gelangt [35]. Für diese Analyse werden ML-Methoden und Big Data-Technologien wie Spark oder Hadoop eingesetzt, um Produkte zu identifizieren, die der Benutzer in derselben Session betrachtet oder verglichen hat. In Fällen, in denen nur wenige Session-Daten vorhanden sind, können zunächst contentbasierte Verfahren eingesetzt werden, um Produktähnlichkeiten auf Basis von Produktbeschreibungen abzuleiten. [25, S. 373]

## Personalisierte Recommender-Systeme

*Personalisierung* wird von Klahold wie folgt definiert:

„Personalisierung ist die Anpassung von Informationen, Diensten oder Produkten an die definierten oder vermuteten Bedürfnisse einer Person.“ [18, S. 3]

Personalisierte RSs stützen sich auf Benutzerinformationen wie Anmeldedaten, Kaufverhalten und Feedback. Im Gegensatz zu unpersonalisierten RSs identifizieren sie Benutzer mit ähnlichem Kaufverhalten und empfehlen Produkte, die von diesen Benutzern bereits gekauft, angeklickt oder geliked wurden [25, S. 373, 374].

Häufig eingesetzte Methoden sind:

- **Kollaboratives Filtern** – Als Grundlage des kollaborativen Filterns dienen der *benutzerbezogene* und der *elementbasierte* Algorithmus.

Beim *benutzerbezogenen Algorithmus*, auch als *User-User Matrix* bekannt, werden Vektoren für jeden Benutzer erstellt, wobei jede Komponente einem Artikel entspricht. Wenn Bewertungen für bestimmte Artikel fehlen, können implizite Feedback-Daten wie Käufe herangezogen werden. Die Ähnlichkeiten zwischen den Benutzervektoren werden dann mit einem Ähnlichkeitsmaß, wie der Cosine Similarity, berechnet, um eine User-User Ähnlichkeitsmatrix zu erstellen (siehe 2.1). [7]

Auf Basis einer User-User Matrix können ähnliche Benutzer für einen gegebenen Benutzer identifiziert werden, deren bevorzugte Artikel als Empfehlungen für den aktuellen Benutzer dienen können [23, S. 46]. In der Grafik 2.1 scheint es, als hätten die Benutzer Nr. 1 und Nr. 3 ähnliche Präferenzen. Daher könnte vermutet werden, dass Benutzer Nr. 3 auch an Produkt Nr. 5 interessiert sein könnte. Dieser Ansatz wird auch als *Nearest-Neighbor-Methode* bezeichnet [7].

Der *elementbasierte* Algorithmus, auch als *Item-Item Matrix* bekannt, ist dem benutzerbezogenen Algorithmus ähnlich, basiert jedoch auf den Ähnlichkeiten zwischen Produkten und den Bewertungsmustern der Benutzer [23, S. 48]. Dabei wird angenommen, dass Benutzer mit gleichen Präferenzen für gleiche Produkte ähnliche Bewertungen abgeben. Daher werden Produkte, die ähnliche Bewertungen erhalten, als ähnlich betrachtet [18, S. 64].

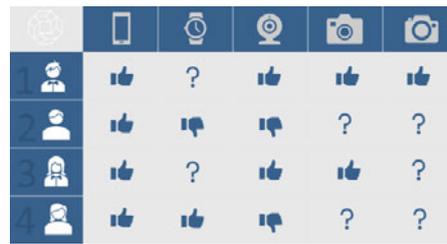


Abbildung 2.1: User-User Ähnlichkeitsmatrix  
Quelle: [7]

Im Kontext des kollaborativen Filterns ist es erforderlich, umfangreiche Daten zu einem Benutzerprofil zu sammeln, bevor genaue Vorschläge gemacht werden können [8].

In der Literatur von Nikolakopoulos et al. [23, S. 47-51] wird eine ausführliche Beschreibung der benutzer- und elementbasierten Algorithmen gegeben. Zusätzlich bietet das Werk einen detaillierten Leitfaden zur Entscheidungsfindung zwischen diesen beiden Ansätzen.

- **Matrix-Factorization-Methoden** – Diese sind ML-basierte Methoden, die automatisch *latente Präferenzen* von Benutzern und *latente Eigenschaften* von Produkten erlernen [19, S. 92]. Durch die Abbildung auf niedrigdimensionale Vektoren können Übereinstimmungen zwischen Benutzern und Produkten mithilfe ihres Innenprodukts berechnet werden. Hohe Übereinstimmungen deuten darauf hin, dass ein Produkt einem Benutzer gefallen könnte und somit als Empfehlung geeignet ist. [19, S. 102, 103]

Matrix-Factorization verwendet effiziente Algorithmen wie Stochastic Gradient Descent und ist besonders robust bei spärlichen Daten. Darüber hinaus ermöglichen Factorization-Machines erweitertes Feature-Engineering, um Variablen wie Kontextinformationen, Stammdaten von Benutzern und Produkten sowie zeitabhängige Informationen nahtlos in das Modell zu integrieren.[7]

- **Künstliche Neuronale Netze** – Diese erzeugen eine latente Abbildung, die in andere neuronale Netzwerke integriert werden kann. Solche Methoden werden oft für die Generierung session-basierter Empfehlungen eingesetzt. Das Ziel ist es, basierend auf dem aktuellen Clickstream die nächsten Clicks vorherzusagen [40, S. 198, 199]. Häufig werden ranking-basierte Verlustfunktionen, wie Bayesian Personalized

Ranking, verwendet, um eine gut sortierte Liste von Empfehlungen zu generieren [7].

Zhang et al. betonen die Vorteile von Deep Learning für RSs: Es vereinfacht die Verarbeitung unstrukturierter Daten wie Text oder Bilder und ermöglicht anspruchsvolle Empfehlungsaufgaben, einschließlich der Lösung des Cold-Start-Problems. Die Flexibilität neuronaler Netze erlaubt es, komplexe Modelle wie Multitasking-Modelle effizient zu erstellen. Zudem erleichtern zunehmende Rechenressourcen und Deep Learning-Bibliotheken die Implementierung und Anwendung, was die Entwicklung von Recommender-Systemen vorantreibt. [40, S. 174]

### Hybride Recommender-Systeme

In der Fachliteratur wird oft von einer Mischform aus contentbasierten Methoden und kollaborativem Filtern gesprochen. Diese kombinieren die oben genannten Techniken, um die Vorteile der einen Technik zu nutzen und die Nachteile der anderen auszugleichen [29, S. 16]. Abhängig von der Domäne und den Datencharakteristika sind verschiedene Ansätze möglich, um beispielsweise kollaboratives Filtern und contentbasierte Methoden zu kombinieren, die unterschiedliche Ergebnisse generieren können [33, S. 7].

In der Praxis erweist sich der Einsatz von hybriden RSs als besonders effektiv, da unpersonalisierte RSs eine Vorstufe zu personalisierten RSs darstellen können [25, S. 373]. Dadurch können auch Benutzer ohne Kaufhistorie, ein sogenanntes *Cold-Start-Problem*, relevante Empfehlungen erhalten [29, S. 16]. Außerdem kann das Problem fehlender Benutzerbewertungen, bekannt als *Data Sparsity*, gelöst werden [18, S. 66].

## 2.2 Einsatz von Recommender-Systemen

Abhängig von der Branche, Größe des Unternehmens, der verfügbaren Datenquellen, der Geschäftsprozessen und Handelsmarktes werden die generierte Empfehlungen auf unterschiedlicher Weise eingesetzt, um damit eine hohe Wirtschaftlichkeit des Systems zu erreichen.

### 2.2.1 Datenquellen

Ricci erwähnt in seinem Buch, dass RSs Informationssysteme sind, die aktiv verschiedene Arten von Daten sammeln, um ihre Empfehlungen zu erstellen:

„RSs are information processing systems that actively gather various kinds of data in order to build their recommendations.“ [29, S. 8]

Um relevante und aktuelle Empfehlungen zu generieren, benötigt ein RS auf einer E-Commerce-Webseite Informationen über die Produkte, die Kaufhistorie des Benutzers und sein Verhalten auf der Webseite. Ricci spricht in diesem Zusammenhang von Daten, die sich auf drei Arten von Objekten beziehen: *Items*, *Users* und *Interactions*, welche die Beziehungen zwischen den Benutzern und den Items als Log-Dateien darstellen [29, S. 8]. Andere Autoren bezeichnen diese Interaktionen als *Benutzerverhalten*, bzw. User-Behavior [42].

Im Folgenden werden diese Kategorien näher betrachtet.

#### Items

Items in RSs sind die empfohlenen Elemente mit ihren Attributen. Die Verfügbarkeit dieser Informationen für das System hängt nicht nur von der Komplexität ihrer Beschaffung, sondern auch von der Verfügbarkeit von Metadaten ab. Diese bestimmen z. B. welche Algorithmen eingesetzt werden sollen. Als Beispiel werden bei Items wie Bildern spezielle Bildanalysealgorithmen notwendig, um Merkmale aus dem Rohinhalt zu extrahieren, während textbasierte Items spezielle Textanalysealgorithmen erfordern. [29, S. 9]

#### Benutzerprofil

Klahold nennt ein „persistentes Profil“, ein Benutzerprofil, das über eine Anmeldung für längere Zeit und über mehrere Sessions hinweg erhalten bleibt und erkannt werden kann [18, S. 22].

Ein Benutzerprofil repräsentiert Daten über den Benutzer, die in der Datenbank gespeichert sind, einschließlich Informationen über bereits gekaufte oder angesehene Produkte, Rezensionen usw. Stormer erwähnt, dass auch weitere Informationen hinzugefügt werden

können, wie beispielsweise Daten, die durch den Einsatz von RSs generiert werden. [34, S. 137]

In Abb. 2.2 sind mögliche Datenquellen dargestellt, die als Basis für ein Benutzerprofil dienen können.

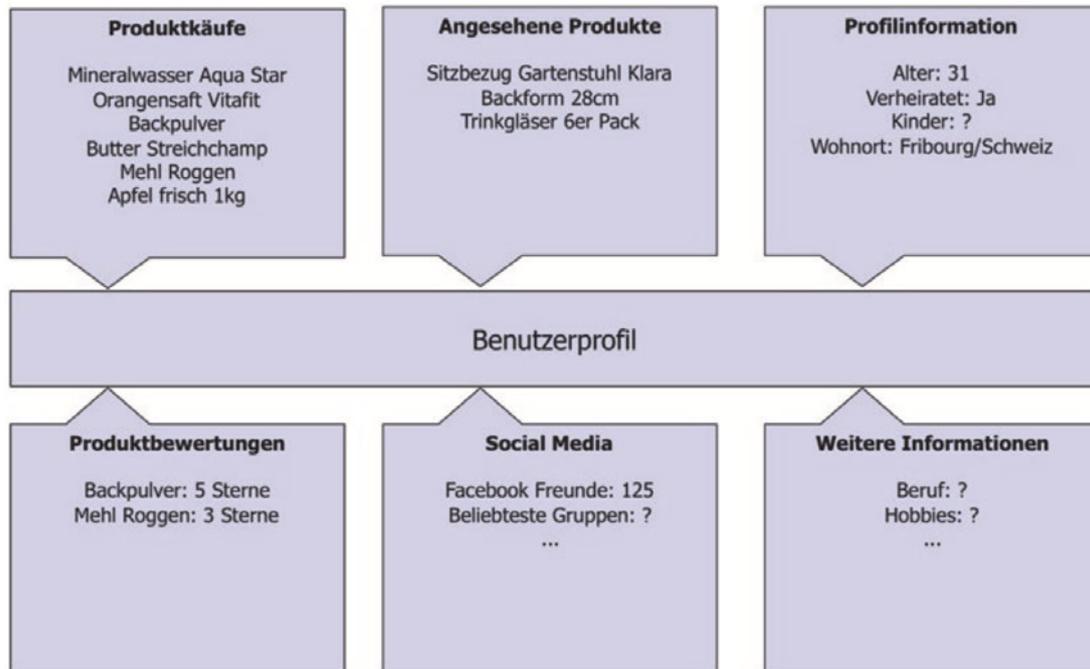


Abbildung 2.2: Mögliche Datenquellen für ein Benutzerprofil  
Quelle: [34, S. 138]

## Benutzerverhalten

Wie oben erwähnt, wird das Benutzerverhalten auf einer Webseite anhand des Clicks-Verhaltens festgelegt, logbasiert gespeichert und mithilfe vom Clickstream-basierten Verfahren (siehe 2.1.2) von RSs ausgewertet. Laut Zhou et al. [42] besteht das Benutzerverhalten aus *Micro-* und *Macro-Behaviors*.

Im Rahmen des Macro-Behaviors wie z.B. die Kaufhistorie eines Users, wird eine Sequenz von Micro-Behaviors aufgezeichnet. Micro-Behaviors geben an, wie und wo der User das Artikel gefunden hat, aber auch welche Aktivitäten mit diesem Artikel durchgeführt wurden, z.B. ob der User die Kommentare anderer Kunden oder die Produktbeschreibungen

liest und wie lange er auf der Artikelseite bleibt. Darüber hinaus, es wird beobachtet ob und welche vorgeschlagene Artikel der User wahrnimmt und letztendlich kauft. [42]

Als Grundlage für das Tracking des Benutzerverhalten auf einer Website dienen **Cookies**. Nach Godefroid und Kühnle sind Cookies einfache Textdateien, die mit jedem Klick an den Server geschickt werden. Sie enthalten einen Namen und eine eindeutige Nummer, die es dem Server über eine *potenziell unbegrenzte* Zeit ermöglicht, den Benutzer über diese Zahl wiederzuerkennen. Solange der Benutzer auf einer Seite Cookies akzeptiert, wird dem Webserver ermöglicht Informationen über Seitenaufrufe und Klicks des Benutzers zu speichern, ihn wiederzuerkennen und basierend auf seine vorherige Seitenaufrufe, ihm personalisierte Inhalte anzuzeigen. [14, S. 305, 306]

Darüber hinaus, es werden nicht nur Daten über Klicks und Seitenaufrufe gespeichert, sondern auch andere Kontextdaten, wie z. B. der geografische Standort des Benutzers [14, S. 306].

### **Externe Daten**

Zusätzlich, können auch Daten von Drittanbieter benutzt werden, wie z.B. demographische Daten, Wirtschaftsdaten, Trendanalysen, Wetterdaten, um mehr Echtzeitanalysen durchzuführen. Laut Scholz und Thess:

„die Wirksamkeit der Empfehlungsalgorithmen kann nur unvollständig auf historischen Daten analysiert werden.“ [13, S. 231]

### **2.2.2 Empfehlungsintegration in den Geschäftsprozessen**

Die Integration von RSs in Geschäftsprozesse ist ein entscheidender Faktor für das Erreichen der angestrebten Ziele. Dabei ist insbesondere die Art und Weise, wie Empfehlungen an die Nutzer übermittelt werden, von Bedeutung. Dies betrifft die Benutzerschnittstelle des RSs, welche unterschiedliche Formen annehmen kann: Inhalte auf einer Website, multimediale Elemente, Pop-up-Fenster oder E-Mail-Benachrichtigungen [1]. Diese Methoden zielen darauf ab, das Interesse der Nutzer besser zu befriedigen und zusätzliche Kaufanreize zu schaffen [13, S. 228].

Gentsch [13, S. 107] hebt in seinem Werk hervor, dass eine größere Anzahl an Produktempfehlungen, die besser auf die individuellen Bedürfnisse der Konsumenten abgestimmt sind, potenziell zu einem erhöhten Konsum führen kann.

RSs lassen sich an zahlreichen Stellen in die Geschäftsprozesse eines Unternehmens integrieren. Nosto Solutions OY<sup>1</sup>, ein führendes Unternehmen im Bereich der E-Commerce-Personalisierung, listet 43 Möglichkeiten auf, unterstützt durch Beispiele aus renommierten Web-Shops, um Produkt-Empfehlungen effektiv zu integrieren [24].

Es lassen sich zwei zentrale Ansätze zur Integration dieser Systeme identifizieren:

1. **In-Shop-Empfehlungen:** Diese lassen sich nahtlos in das Layout von Online-Shops einbinden. Typische Einsatzorte sind:
  - Produktseiten,
  - Warenkorbseiten,
  - Check-out-Seiten. [24]
2. **Empfehlungen entlang der Customer Journey:** Dieser Ansatz, auch als **personalisiertes Marketing** bekannt [13, S. 228], erstreckt sich über mehrere Kundeninteraktionspunkte, darunter:
  - E-Mails,
  - Personalisierte Benachrichtigungen,
  - Werbung,
  - Kundenservice. [24]

Es gibt auch die Möglichkeit eine individuelle Integrationsmethode zu entwerfen und zu implementieren.

Im Folgenden wird eine detaillierte Analyse der Integrationsmöglichkeiten vorgenommen, ergänzt durch beispielhafte Darstellungen. Dies dient dazu, eine solide Grundlage für die Formulierung präziser Umfragefragen sowie die Definition konkreter Anforderungen im praktischen Teil dieser Arbeit zu schaffen.

---

<sup>1</sup>Nosto Solutions OY stellt die *Commerce Experience Plattform (CXP) Nosto* bereit, eine spezialisierte Lösung, die Unternehmen dabei unterstützt, personalisierte Marketingkampagnen zu entwickeln und umzusetzen.

### In-Shop-Empfehlungen

Ein RS kann die Session des Users vom Besuch der Startseite bis zur Checkout-Seite begleiten. Personalisierte und unpersonalisierte Empfehlungen können auf **Produktseiten** erscheinen, um ähnliche oder komplementäre Artikel vorzuschlagen. Dies kann dazu führen, dass der Benutzer mehr Zeit auf der Website verbringt und die Wahrscheinlichkeit erhöht, dass er zum potenziellen Kunden wird. [18, S. 58]

Beispielsweise werden bei der Suche nach einer Ski-Brille auf der Webseite von Amazon Produkte aus den Kategorien *Wird oft zusammen gekauft*, *Verwandte Produkte zu diesem Artikel* und *Was kaufen Kunden, nachdem sie diesen Artikel gesehen haben?* vorgeschlagen (siehe 2.3).

**Hinweise und Aktionen**

- Sparen Sie 5% ab einer Menge von 4. Rabatt von Amazon. [Weitere Artikel](#)

**Wird oft zusammen gekauft**

Gesamtpreis: 40,32 €  
Alle drei in den Einkaufswagen

**Verwandte Produkte zu diesem Artikel**

Produkt	Preis	Bewertung
Ruikdy Schnelle Brille Rave Fahrrad Sonnenbrille Herren Rennrad Brille Sport...	21,99 €	★★★★★ 6
suoso Sportbrille-Sonnenbrille Herren-Damen-Fahrradbrille-Sunglasses men...	18,99 € (179,80 €/kg)	★★★★★ 71
BAVUNV Schnelle Brille, Polarisierte Schnelle Sonnenbrille mit TR90-Schutz für Herr...	13,99 €	★★★★☆ 2
ZNBIOINA Sport-Sonnenbrille für Männer, Frauen, Jugendliche, polarisierte Sport-Bas...	22,14 €	★★★★☆ 3
WDJLNZB Fahrradbrille, Fahrrad Sonnenbrille Herren, Sportbrille Rennrad Brille Schn...	15,99 €	★★★★★ 76
PVC JYQ Polarisierte Sport-Sonnenbrille schnell Brille Männer Frauen im Freien Radf...	20,99 € (20.990,00 €/kg)	★★★★★ 40
kengleeg Fahrradbrille Schnelle Brille Rave Polarisierte Sonnenbrille Herren Damen ...	16,89 €	★★★★★ 5

Abbildung 2.3: Produktseite mit Empfehlungen auf der Amazon Website  
Quelle: Eigenes Bildschirmfoto, Datum: 10. Juli 2023

Analog dazu werden auf **Warenkorbseiten** ähnliche oder komplementäre Artikel angezeigt, wie beispielsweise eine passende Hose zu einem Hemd im Warenkorb oder Getränke und Snacks zu den ausgewählten Lebensmitteln. Fügt man eine Ski-Brille in den Warenkorb, erscheinen Empfehlungen aus den Kategorien *Empfehlungen basierend auf deinen Shopping-Trends* und *Kunden, die Artikel in deinem Browserverlauf angesehen haben, haben auch angesehen* (siehe 2.4). Bei genauerer Betrachtung der vorgeschlagenen Artikel zeigt sich, dass diese wenig Diversität aufweisen und hauptsächlich ähnliche Ski-Brillen angezeigt werden. Dies resultiert daraus, dass ein unangemeldeter Nutzer keine

## 2 Theoretische Grundlagen

Kaufhistorie auf Amazon hat und nur begrenzte Browserverlauf-Daten generiert wurden, da wenig Zeit auf der Webseite verbracht und wenige Artikel betrachtet wurden.

The screenshot shows an Amazon shopping cart page. At the top, there's a section for the selected item: 'Juliuh NA Polarised Sunglasses Outdoor Sports Protective Bicycle Glasses Pit VIP E' priced at 13,98 €. Below this, there are options to add to cart, gift wrap, and quantity. A summary box on the right shows 'Summe (2 Artikel): 27,96 €' and a 'Zur Kasse gehen' button. Below the cart, there are two recommendation sections: 'Empfehlungen basierend auf deinen Shopping-Trends' and 'Kunden, die Artikel in deinem Browserverlauf angesehen haben, haben auch angesehen'. Both sections display a grid of related products with their titles, prices, and star ratings.

Abbildung 2.4: Warenkorbseite mit Empfehlungen auf der Amazon Website  
Quelle: Eigenes Bildschirmfoto von der eigenen Amazon Warenkorbseite, Datum: 10. Juli 2023

Wird die Verweildauer auf der Amazon-Website erhöht und weitere Produkte wie ein Ski-Helm dem Warenkorb hinzugefügt, zeigen die Empfehlungen aus der Kategorie *Empfehlungen basierend auf deinen Shopping-Trends* eine größere Diversität: Neben ähnlichen Ski-Brillen und -Helmern werden auch Thermo-Socken und Gesichtsmasken vorgeschlagen (siehe 2.5).

This screenshot shows a different set of recommendations on an Amazon shopping cart page. The 'Empfehlungen basierend auf deinen Shopping-Trends' section now displays a variety of winter sports gear, including ski socks, balaclavas, thermal underwear, and helmets. Each product is shown with its image, title, price, and star rating. For example, '2 Paar Skisocken aus Merinowolle' is priced at 29,95€ and has a 4.5-star rating. Other items include 'Plastr 2 Paar Unisex Skisocken', 'GAWILD Herren Skisocken', 'Funihoth Sturmhauben', 'Snocks Herren', 'NAKED Optics NOVA Skibrille', 'BAONUOR Gesichtshauben', 'Ozaic Merino Wollsocken', 'ROCKBROS Sturmhaube', and 'Smith Scout JR Helm'.

Abbildung 2.5: Warenkorbseite mit Empfehlungen auf der Amazon Website  
Quelle: Eigenes Bildschirmfoto von der eigenen Amazon Warenkorbseite, Datum: 10. Juli 2023

Basierend auf den von Amazon bereitgestellten Informationen zur Generierung von Empfehlungen basieren die Empfehlungen auf Daten über Artikel, von denen der Benutzer mitgeteilt hat, dass er sie besitzt und Artikel, die von dem Benutzer gekauft und bewertet wurden. Außerdem, wird die Aktivität des Benutzers auf der Website mit der Aktivität anderer Kunden verglichen und anhand von gefundenen Ähnlichkeiten, neue Produkte empfohlen. [3]

Auf der **Checkout-Seite**, neben den Angaben zu Versand- und Zahlungsinformationen, können Produkte empfohlen werden, die sowohl auf der bisherigen Kaufhistorie des Benutzers als auch auf den Inhalten des aktuellen Warenkorbs basieren. Ein anschauliches Beispiel hierzu liefert die Studie von Dias et al. [10], wo auf die sogenannten „vergessenen Artikel“ eingegangen wird. Diese sind Artikel, die der Benutzer häufig kauft, die jedoch momentan nicht im Warenkorb enthalten sind. Zusätzlich werden Produkte empfohlen, die zwar nicht im Warenkorb liegen, aber im Kontext des aktuellen Warenkorbs eine hohe Kaufwahrscheinlichkeit haben. [10, S. 292]

### Personalisiertes Marketing

Ein weiterer Ansatz, Kunden mit nützlichen Empfehlungen zu erreichen, ist das **E-Mail-Marketing**, welches entweder auf individuelle Interessen oder auf spezifische Kampagnen ausgerichtet sein kann. Ein Beispiel hierfür sind die in E-Mails integrierten Job-Empfehlungen der Xing-Plattform<sup>2</sup>, wie in Abb. 2.6 dargestellt. Laut Voss sind E-Mails, die die Präferenzen, Wünsche und Erwartungen der Kunden berücksichtigen, ein effektives Marketinginstrument, das die Kundenbeziehung trotz räumlicher Distanz stärken kann [37, S. 181]. Zudem können sie die Responsequoten um bis zu das Zehnfache steigern [37, S. 168].

Ähnlich können **personalisierte Benachrichtigungen** bzw. Push-Mitteilungen eingesetzt werden, um Nutzer über neue Produktveröffentlichungen, aktuelle Markttrends oder Sonderaktionen in einem Online-Shop zu informieren, die für sie von Interesse sein könnten. Als konkretes Beispiel dienen hier die Applikationen von großen Online-Handelsplattformen wie Zalando, die individuelle Produktempfehlungen über E-Mail und Push-Dienste anbieten, basierend auf der Kaufhistorie der Nutzer. [31]

---

<sup>2</sup>Xing ist eine deutsche Online-Plattform für berufliche Kontakte und Karriereentwicklung. Weitere Informationen unter: [www.xing.com](http://www.xing.com)

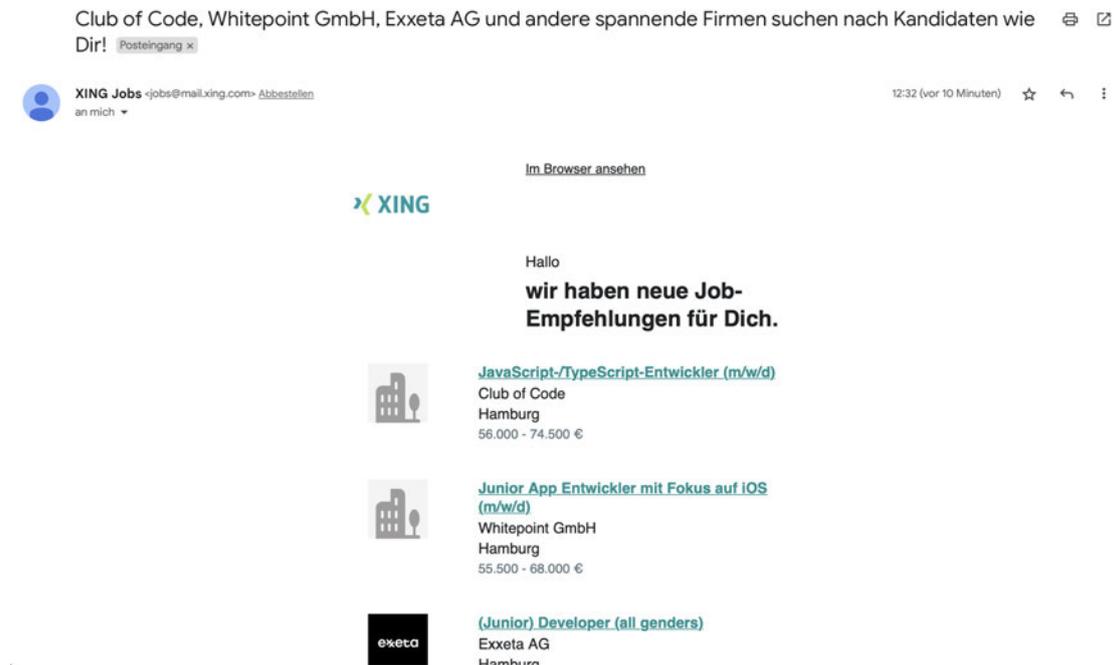


Abbildung 2.6: In E-Mail integrierte Job-Empfehlungen von Xing  
Quelle: Eigenes Bildschirmfoto, Datum: 18. Juli 2023

Darüber hinaus sind die RSs ein entscheidendes Online-Marketing-Tool, da sie **personalisierte Werbeanzeigen** liefern können, die individuell auf die Interessen und Präferenzen der Nutzer abgestimmt sind [41, S. 750]. Laut Schätzungen von Godefroid und Kühnle ist etwa ein Viertel des Gesamtumsatzes bei Amazon auf RSs zurückzuführen [14, S. 306].

Zudem können RSs im **Kundenservice** eingesetzt werden, beispielsweise in Form von Chat-Bots, um individuelle Unterstützung anzubieten. Basierend auf vorherigen Bestellungen können diese Bots passende oder ergänzende Produkte zu den Anfragen des Benutzers finden und empfehlen [13].

### 2.2.3 Technische Umsetzung von Recommender-Systeme

Obwohl die Literatur zu den verschiedenen Arten der Integration von RSs begrenzt ist, existieren zahlreiche Quellen, die sich mit der IT-Systemintegration im Allgemeinen auseinandersetzen. In diesem Kontext lassen sich hauptsächlich folgende Ansätze der technischen Umsetzung eines IT-Systems unterscheiden: die Integration einer Cloud-Lösung,

die Integration einer On-Premise-Lösung und die Entwicklung einer individuellen Lösung [12] [21].

Eine detaillierte Untersuchung mit Vor- und Nachteilen von cloudbasierten und on-premise Lösungen bietet Fischer [12]. Zu den wichtigsten Vorteilen von Cloud-Lösungen, hebt Fisher folgende Aspekte hervor:

- Flexible Anfangsinvestitionen.
- Vereinfachte und häufigere Produktaktualisierungen.
- Reduzierung des internen IT-Supportaufwands.
- Zugang zu einer aktiven Community.
- Effizienz in Multi-Tenant-Umgebungen, mit Vorteilen in Bezug auf Skalierbarkeit, Wiederherstellbarkeit, Patch-Management und Sicherheit. [12, S. 1993]

Zu den Cloud-Diensten in Kontext von RSs zählen Recommendations-As-a-Service (RaaS) Systeme, die mit wenigen Clicks oder Codezeilen in die gesamte IT-Infrastruktur eines Unternehmens integriert werden [28].

Öfter bieten die Cloud Lösungen fertige Application Programming Interface (API)s, worüber das konfigurierte Service zugreifbar wird. Als zentraler Verbindungsmechanismus für den Zugriff auf Cloud-Dienste, ermöglicht eine Integration über APIs einen systematischen und erweiterbaren Ansatz zur Integration dieser Dienste in die bestehende IT-Landschaft [11, S. 84]. Im Allgemeinen werden APIs als Schnittstellen für Codebibliotheken, Frameworks oder Datenquellen benutzt [11, S. 84].

Als Nächstes kann ein Cloud-Service durch eine Plug-in-Integration nahtlos in die bestehende Software-Umgebung oder in einen Webshop integriert werden. Dies bietet den Vorteil einer einfachen Installation und Nutzung des Services, ohne die Notwendigkeit für umfangreiche Anpassungen. Ein treffendes Beispiel hierfür sind die zahlreichen Plugins für Produkt-Empfehlungen, die für WooCommerce, eine der bekanntesten Open-Source E-Commerce-Plattform, verfügbar sind. Diese Plugins zeichnen sich durch ihre Benutzerfreundlichkeit aus und können ohne großen Aufwand konfiguriert werden. Darüber hinaus ermöglichen einige Plugins, wie das von WooCommerce selbst bereitgestellte, eine individuelle Konfiguration des RSs nach den eigenen Bedürfnissen [39].

Die On-Premise-Lösungen sind Software-Lösungen, die als Lizenz einmal gekauft werden und direkt auf den Servern und Software des Unternehmens installiert werden. Bei On-Premise-Lösungen fallen verschiedene Kosten an, die ein Unternehmen selbst tragen muss, wie z. B. die Einrichtung und Wartung von Servern direkt im Unternehmen, die Anschaffung der Server-Software, die Gehälter für Mitarbeiter in der Systemadministration und weitere Infrastrukturkosten. Dies steht im Kontrast zu Cloud-Lösungen, bei denen man lediglich ein Abonnement für die Nutzung eines externen, zentralisierten Servers bezahlt. [12, S. 1994]

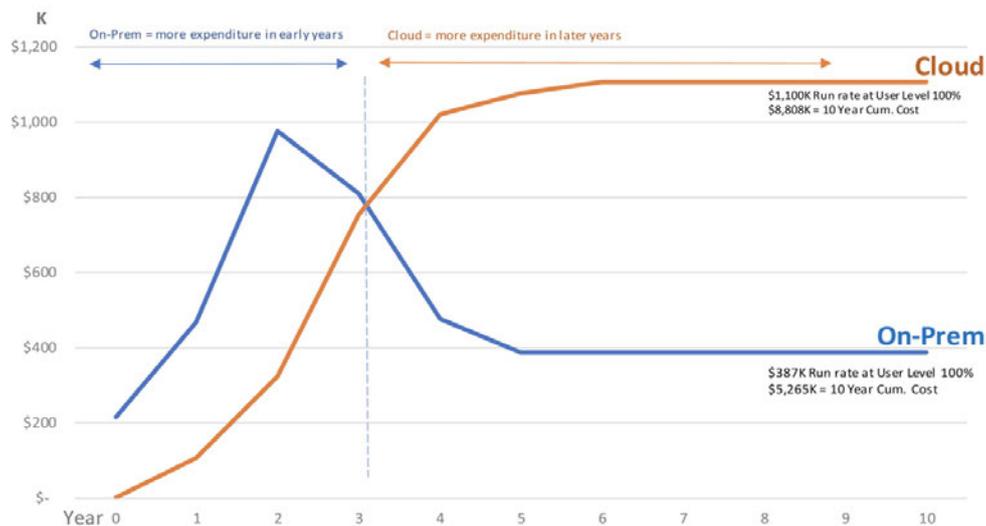


Abbildung 2.7: Vergleich der Kosten zwischen Cloud- und On-Premise-Lösungen über einen Zeitraum von 10 Jahren

Quelle: [12, S. 2000]

Das Diagramm 2.7 von Fisher bietet eine anschauliche Darstellung der jährlichen Betriebskosten von Cloud-Abonnements im Vergleich zu denen von On-Premise-Lizenzen. Bemerkenswert ist dabei, dass die Wartungskosten für On-Premise-Lizenzen vom vierten bis zum zehnten Jahr deutlich unter denen der Cloud-Abonnements liegen. Obwohl Cloud-Lösungen anfangs aufgrund niedrigerer Anfangsinvestitionen als kostengünstiger erscheinen mögen, erweisen sich On-Premise-Lösungen bei einer langfristigen Betrachtung als effizienter in finanzieller Hinsicht.

Gemäß Fisher ist eine On-Premise-Integration insbesondere dann empfehlenswert, wenn ein Unternehmen sowohl über die notwendigen Kapazitäten als auch über das erforderliche technische Know-how verfügt, um die eingeführte Lösung dauerhaft zu betreuen und

instand zu halten [12, S. 2004]. Andernfalls können die damit verbundenen Kosten auch durch externe Dienstleister abgedeckt werden [21, S. 151].

Boillat und Legner weisen darauf hin, dass sich Cloud-Dienste, die nicht zu den Enterprise SaaS gehören, besonders für KMU und Einzelanwender eignen, da sie geringe Einstiegs- und wiederkehrende Gebühren aufweisen [5, S. 43].

Als Nächstes, kann eine Individualsoftware durch die eigene IT-Abteilung bzw. durch externe Softwarehersteller entwickelt werden. Diese Herangehensweise ermöglicht es dem Unternehmen, eine maßgeschneiderte Lösung zu erstellen, die genau auf seine spezifischen Anforderungen abgestimmt ist. Allerdings ist zu beachten, dass diese Option häufig mit höheren finanziellen Aufwendungen und einer längeren Einführungsphase verbunden ist. [21, S. 152, 153]

## 3 Anforderungsanalyse

In diesem Kapitel wird die Methodik dieser Arbeit präsentiert, die darauf abzielte, die Anforderungen an die Auswahl eines RSs für KMU zu formulieren. Die grundlegende Inspiration für die Herangehensweise an die Anforderungsanalyse stammt aus den Werken von Herrmann [17] und Treppe [36], die eine breite Übersicht über alle relevanten Themen für die gesamte Anforderungsanalyse bieten.

### 3.1 Methodik der Studie

Gemäß den Empfehlungen von Treppe [36, S. 5] werden im Requirements-Engineering verschiedene Kategorien von Tätigkeiten unterschieden:

1. Ermitteln,
2. Analysieren und Dokumentieren,
3. Prüfen und Abstimmen.

In Anlehnung an diese Unterteilung wurden in dieser Arbeit verschiedene Methoden angewandt, um die Anforderungen an ein Recommender-System zu ermitteln und zu definieren. Diese Methoden orientieren sich dabei an den Prinzipien der Bedarfsanalyse, die auch Herrmann in seinem Buch mit einer klaren Unterscheidung zwischen dem Problemraum und dem Lösungsraum in IT-Projekten erklärt [17, S. 2,3].

Die Ermittlungstechnik (1) basierte dabei auf einer umfassenden Umfrage, die dem Problemraum zugeordnet ist. Die daraus resultierenden Ergebnisse wurden anschließend analysiert und dokumentiert (2), um den Lösungsraum zu spezifizieren. Im Lösungsraum werden die technischen Aspekte berücksichtigt, die erforderlich sind, um die im Problemraum identifizierten Anforderungen zu erfüllen.

Zur Prüfung und Abstimmung der Anforderungen (3) wurde darüber hinaus ein Interview durchgeführt, um sicherzustellen, dass die formulierten Anforderungen den Bedürfnissen der KMU entsprechen.

Die Identifizierung und Formulierung von Anforderungen basiert auf die Gliederung, die Tremp in seinem Werk [36] detailliert erklärt. Nach Tremp [36, S. 81] lassen sich die Anforderungen bei der Systementwicklung oder -beschaffung in drei Kategorien aufteilen:

- Funktionale Anforderungen - Spezifische Funktionen und Eigenschaften des Systems.
- Nichtfunktionale Anforderungen - Allgemeine Qualitätsmerkmale wie Benutzerfreundlichkeit und Sicherheit.
- Projektbezogene Anforderungen - Rahmenbedingungen wie Budget und Zeitplan.

Diese Strukturierung ermöglicht eine klare und nachvollziehbare Darstellung der vielfältigen Anforderungen, die KMU an RSs stellen.

Die folgenden Abschnitte vertiefen die benutzten Methoden und bieten eine strukturierte Perspektive auf die Ergebnisse der Studie.

## 3.2 Auswahl der Teilnehmer

Die Umfrage richtet sich an Unternehmen, die Eigenschaften der KMU erfüllen und an Integration eines RSs interessiert sind.

Um eine repräsentative Stichprobe von KMUs zu erreichen, wurde der Umfragelink erst an bekannte Unternehmen geschickt, die an der Integration eines RSs interessiert sein könnten. Darüber hinaus wurden weitere KMUs über soziale Medien wie LinkedIn angesprochen, um eine breitere Stichprobe von Teilnehmern zu erreichen.

Es ist zu beachten, dass die Auswahl der Teilnehmer über bekannte Unternehmen und soziale Netzwerke zu systematischen Abweichungen führen kann.

### 3.3 Durchführung der Umfrage

Die Umfrage wurde auf der online Plattform SurveyMonkey<sup>1</sup> erstellt und durchgeführt. SurveyMonkey bietet eine einfach zu bedienende User-Interface für die Erstellung von Umfragen und erleichtert die Verteilung des Umfragelinks an potenzielle Teilnehmer.

Die Umfrage wurde im Zeitraum vom 15. Mai 2023 bis 15. Juni 2023 durchgeführt. Dieser Zeitraum wurde gewählt, um den Teilnehmern ausreichend Zeit zu geben, die Umfrage zu beantworten und gleichzeitig die Bearbeitungszeit der Bachelorarbeit zu berücksichtigen.

Die Nutzung des Online-Tools erwies sich hinsichtlich der Flexibilität als vorteilhaft, da die Teilnehmenden die Möglichkeit hatten, die Umfrage auf verschiedenen Geräten und zu selbstgewählten Zeitpunkten zu beantworten. Durch den Einsatz des SurveyMonkey-Collectors konnten die Antworten automatisiert erfasst und für nachfolgende Analysen bereitgestellt werden.

### 3.4 Beschreibung der Umfrage

Insgesamt wurden 20 Fragen gestellt, die darauf abzielten, Informationen für die Ermittlung von Anforderungen aus folgenden Kategorien zu sammeln:

- Projektbezogene Anforderungen
  - Verfolgte Ziele - Es wurde gefragt welche langfristige Ziele mit der Integration eines RSs verfolgt werden. Diese Ziele können von Verbesserung der Kundenzufriedenheit und Steigerung der Kundenbindung bis zur Kostenoptimierung und Wachstum variieren.
  - Unternehmensbild - Zur Ermittlung eines detaillierten Unternehmensbildes wurden spezifische Informationen über die Größe der KMU gesammelt, einschließlich Angaben zur Mitarbeiterzahl und zum jährlichen Umsatz. Zusätzlich wurden Daten zur Anzahl der Produkte, zu Stammkunden sowie zu erwarteten Neukunden erhoben. Diese Informationen sind entscheidend für die

---

<sup>1</sup>SurveyMonkey ist eine Online-Umfrageplattform, die für die Durchführung der Umfrage in dieser Bachelorarbeit verwendet wurde. Weitere Informationen finden Sie unter [www.surveymonkey.com](http://www.surveymonkey.com)

Auswahl eines RS, da das System in der Lage sein muss, die zukünftige Belastung zu bewältigen und dabei eine angemessene Performance zu gewährleisten.

- Erfahrung - Es wurde untersucht, ob die KMU bereits Erfahrungen mit der Nutzung oder Integration eines RSs gesammelt haben. Diese Information ist wesentlich, um den Kenntnisstand und die bisherigen Erfahrungen des Unternehmens in diesem Bereich zu bewerten. Diese Bewertung ist grundlegend, um eine objektive Einschätzung der Komplexität und des technischen Unterstützungsbedarfs im Rahmen des Integrationsprozesses vornehmen zu können.
  - Budget- und Zeitplanung - Informationen über die Budget- und Zeitplanung gewähren Einblicke in die finanziellen und zeitlichen Kapazitäten des Unternehmens, die für die Implementierung des RSs vorgesehen sind. Diese Angaben sind ausschlaggebend für eine realistische Einschätzung der Umsetzungsmöglichkeiten eines solchen Systems. Sie tragen dazu bei, die grundlegenden Rahmenbedingungen, oder wie Tremp sie bezeichnet, die „Basisanforderungen“ [36, S. 81], zu definieren. Aufgrund dieser Vorgaben können bestimmte Anforderungen oder Wünsche des Auftraggebers von vornherein ausgeschlossen werden, wie beispielsweise die Entwicklung einer individuellen Lösung bei begrenztem Zeitrahmen oder Budget.
  - Technische Unterstützung - Es wurde untersucht, welche Arten technischer Unterstützung die KMU für die Integration oder Beschaffung des RSs benötigen. Dies umfasst Aspekte wie den Zugang zu technischem Fachwissen, die Unterstützung bei der Systemkonfiguration sowie die Bereitstellung von Schulungen oder Anleitungen. Ebenfalls relevant ist der technische Support für eventuell auftretende Probleme während und nach der Implementierung.
- Funktionale Anforderungen
    - Empfehlungsintegration in den Geschäftsprozessen - Um zu ermitteln, wie das RS in die Geschäftsprozesse der Unternehmen integriert werden sollte, wurden spezifische Einsatzbereiche abgefragt. Dazu zählen:
      - \* Produktseiten
      - \* Warenkorb
      - \* Check-out

- \* E-Mail-Marketing
- \* Personalisierte Benachrichtigungen
- \* Kundenservice
- \* Werbung
- \* Individuelle Integrationsmethode

Diese Abfrage zielte darauf ab, ein umfassendes Verständnis darüber zu gewinnen, in welchen Bereichen und auf welche Weise RSs in die Abläufe des Unternehmens effektiv eingebettet werden können.

– Datenquellen - Es wurde untersucht, welche Daten für die Generierung von Empfehlungen genutzt werden sollen. Folgende Optionen wurden abgefragt:

- \* Kaufhistorie der Benutzer
- \* Suchanfragen der Benutzer
- \* Bewertungen und Kommentare anderer Benutzer
- \* Soziodemografische Daten der Benutzer
- \* Website-Daten (Klickverhalten der Benutzer)
- \* Produktmerkmale
- \* Social-Media-Daten
- \* Transaktionsdaten
- \* Externe Datenquellen (z. B. demographische Daten, Wirtschaftsdaten, Trendanalysen, Wetterdaten von Drittanbietern)

Die Angabe der benötigten Datenquellen durch das Unternehmen kann bei der Identifizierung der relevanten Daten helfen. Darüber hinaus, lassen sich diejenige RSs identifizieren, die die gewünschte Datenquellen unterstützen. Es wird im Voraus sichergestellt, dass die Implementierung des Systems reibungslos verläuft und keine zusätzliche Kosten oder Komplexität durch die Beschaffung neuer Daten entstehen.

Die Beschaffung externer Daten sollte vom Beginn an in den Anforderungen spezifiziert werden und die damit verbundenen Kosten sollten geplant werden.

- Integrationsmethode - Zur Festlegung der bevorzugten Art der RS-Lösung, wie im Unterkapitel 2.2.3 dargelegt, wurde nach der gewünschten Integrationsmethode des RS in die vorhandene IT-Infrastruktur der Unternehmen gefragt. Dabei besteht die Möglichkeit, dass die Teilnehmenden aufgrund begrenzten technischen Wissens unsicher sind, ob eine Cloud-basierte, eine On-Premise- oder eine maßgeschneiderte Lösung für ihre Bedürfnisse am besten geeignet ist. Aus den Antworten zu den bevorzugten Integrationsmethoden, ergänzt durch zusätzliches technisches Fachwissen, kann später abgeleitet werden, zu welcher Art von Lösung die Teilnehmenden tendieren.

Die Teilnehmer hatten die Möglichkeit, aus folgenden Optionen die gewünschte Integrationsart auszuwählen:

- \* API-Integration - zeigt, ob das Unternehmen Wert auf eine flexible und ohne großen Aufwand Integration des Systems legt.
- \* Datenbank-Integration - zeigt, ob das Unternehmen Wert auf eine konsistente Datenspeicherung und -verwaltung legt, wo die Empfehlungsdaten einwandfrei synchronisiert und verwaltet werden. Die Entscheidung für eine Datenbank-Integration kann darauf hindeuten, dass das Unternehmen bereits über eine etablierte Datenbankinfrastruktur verfügt.
- \* Plug-in-Integration - kann darauf hindeuten, dass das Unternehmen eine einfache, flexible und erweiterbare Integration des RSs bevorzugt, ohne dabei die bestehende IT-Infrastruktur zu stark zu verändern.
- \* Cloud-Integration - könnte darauf hindeuten, dass das Unternehmen nach einer skalierbaren Lösung sucht, die es ermöglicht das RS flexibel zu nutzen und an die wachsenden Bedürfnisse des Unternehmens anzupassen.
- \* Container-Integration - deutet auf die Präferenz des Unternehmens für isolierte und unabhängige Systeme hin.
- \* Individuelle Lösung

- Nichtfunktionale Anforderungen

Die Teilnehmer sollten in der Umfrage Qualitätsmerkmale im Zusammenhang mit RSs bewerten. Auf einer Skala von *nicht wichtig* bis *sehr wichtig* lässt sich ableiten, ob und in welchem Maße das System die jeweilige Funktionalität bereitstellen soll.

Folgende Aspekte wurden abgefragt:

- \* Personalisierung - Hierbei geht es um die Frage, ob das eingesetzte RS personalisierte oder unpersonalisierte Empfehlungen bieten sollte. Die Bewertung der Personalisierung liefert wichtige Hinweise für die Auswahl des passenden Algorithmus (siehe 2.1.2).
- \* Flexibilität - Dieser Punkt betrifft die Anpassungsfähigkeit des Systems und steht in direktem Zusammenhang mit der Art und Weise der Integration in die bestehende IT-Infrastruktur.
- \* Aktualität - Dieser Aspekt bezieht sich darauf, wie schnell und präzise das System auf neue Daten zum Nutzerverhalten oder externe Daten reagieren soll.
- \* Diversität - Hier wird erfasst, inwieweit das Unternehmen eine Vielfalt an Empfehlungen wünscht, um unterschiedliche Interessen und Präferenzen der Kunden abzudecken.
- \* Präzision - Dieser Punkt betont den Wunsch nach genauen und zielgerichteten Empfehlungen, was wiederum spezifische Anforderungen an das RS stellt.
- \* Robustheit - Dies bezieht sich auf die Fähigkeit des Systems, auch unter erschwerten Bedingungen oder bei unerwarteten Ereignissen zuverlässige Empfehlungen zu generieren.
- \* Skalierbarkeit - Hier bewerten KMU, wie gut das System mit einer zunehmenden Anzahl von Nutzern und Datenmengen skalieren kann, ohne an Leistungsfähigkeit einzubüßen.
- \* Datenschutz und Sicherheit - Eine hohe Bewertung in diesem Bereich zeigt das Bewusstsein für den Schutz der Kundendaten und die Sicherheit des Systems.

- \* **Transparenz** - Dieser Aspekt betrifft die Nachvollziehbarkeit der Empfehlungslogik und der eingesetzten Algorithmen für KMU und deren Kunden.

In Tabelle 3.1 wird eine zusammenfassende Übersicht der Umfrage präsentiert, welche die Fragennummer, den Fragentyp sowie die Kategorie der gesammelten Informationen beinhaltet.

Als Weiteres wurden die Umfrageergebnisse analysiert und darauf basierend eine Anforderungsdokumentation durchgeführt.

### 3.5 Methodik der Anforderungsdokumentation

Die Dokumentation von Anforderungen beruht auf die von Herrmann aufgelisteten Regeln und Empfehlungen, die im Kapitel 5. seines Buches [17] zu finden sind.

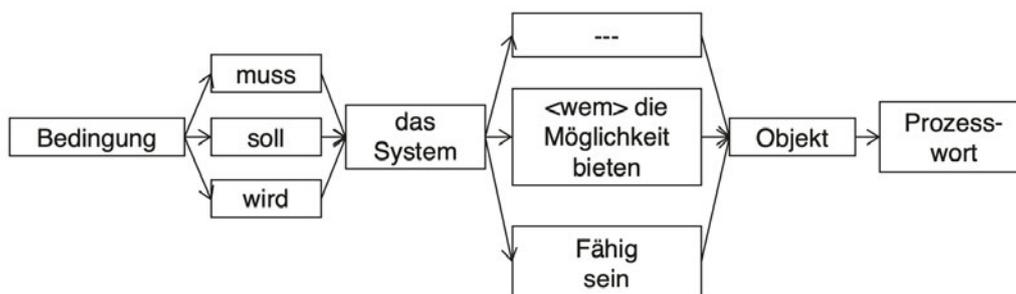


Abbildung 3.1: Anforderungs-Schablone  
Quelle: [17, S. 111]

Das Bild 3.1 stellt die von IREB empfohlene Text-Schablone dar, die als Grundlage für die Formulierung von funktionalen Anforderungen diente [26, S. 61]. Die Auswahl der Verben für die Anforderungsformulierung folgte dem MoSCoW-Schema, einem klassischen Ansatz zur Formulierung von Verbindlichkeiten in Anforderungen. Dieses Schema unterscheidet vier Stufen der Verbindlichkeit: 'Must' (Muss), 'Should' (Sollte), 'Could' (Könnte) und 'Won't' (Wird nicht), wobei jede Stufe eine andere Verbindlichkeit der Anforderung signalisiert. Eine detaillierte Übersicht über die Nutzung von Prozesswörter und deren Bedeutung beschreibt Herrmann in seinem Buch [17, S. 111].

Tabelle 3.1: Umfragestruktur und Beschreibung der befragten Informationen

Frage	Typ	Kategorie	Beschreibung
1	kontrollkästchen	Zielsetzung	- verfolgte Ziele
2, 3	multiple-choice	Unternehmensgröße und -Umsatz	- Anzahl der Beschäftigten - jährlicher Umsatz
4 - 7	kontrollkästchen, multiple-choice	Kundenstamm und Produkte	- Art der angebotenen Produkte - Sortimentsgröße - Anzahl der Stammkunden - erwartete Anzahl an Neukunden pro Monat.
8 - 12	ja/nein, kontrollkästchen	Integration	- vorhandene Erfahrung mit RS - Empfehlungsintegration in den Geschäftsprozessen (Produktseiten, Warenkorb, Checkout, etc.) - benötigte Datenquellen (Kaufhistorie -, Suchanfragen -, Bewertungen der Benutzer, etc.) - Integrations in die bestehende IT-Infrastruktur (API, Plug-in, Cloud, etc.) - bestehende IT-Infrastruktur
13, 14	Bewertungsskala von sehr wichtig" bis "nicht wichtig"	Systemanforderungen	- Bewertung folgender Aspekte: Personalisierung, Flexibilität, Aktualität, Diversität, Präzision, Robustheit, Skalierbarkeit, Datenschutz und Sicherheit, Transparenz
15	Bewertungsskala von sehr wichtig- bis "nicht wichtig"	Empfehlungsgenerierung	- Bewertung bei Betrachtung von Produktmerkmalen (Preis, Verfügbarkeit, Qualität, Diversität, Aktualität, Kontext)
16, 17	multiple-choice	Budget- und Zeitplanung	- geplantes Budget und Zeitrahmen
18	kontrollkästchen	Technische Unterstützung	- benötigte technische Unterstützung

In dieser Studie wird die Priorisierung von Anforderungen, ein zentraler Bestandteil der Anforderungsanalyse [4, S. 70], durch die systematische Auswertung von Umfrageergebnissen realisiert, wobei besonderer Fokus auf prozentuale Häufigkeiten und Modalwerte gelegt wird. Anforderungen, die von mehr als 50% der Teilnehmenden - konkret mehr als 5 von 9 - unterstützt werden, werden als hochpriorisiert eingestuft. Dieser Ansatz basiert auf der Prämisse, dass ein signifikanter Anteil der Stichprobe, in diesem Fall mehr als 50%, eine valide Repräsentation der Zielgruppe, nämlich der KMU, darstellt. Die Etablierung dieser Prioritätsschwelle dient der Identifizierung und Hervorhebung von Anforderungen oder Präferenzen, die von der Mehrheit der Befragten geteilt werden, und trägt zur Entwicklung von Handlungsempfehlungen für den typischen Einsatz von RSs in KMU bei. Anforderungsaspekte, die eine prozentuale Häufigkeit von weniger als 50% aufweisen, werden in dieser Studie als nicht zentral betrachtet, da sie möglicherweise branchenspezifisch sind und eine individuellere Analyse und Dokumentation erfordern könnten.

## 3.6 Umfrageergebnisse und Anforderungsdokumentation

Dieses Unterkapitel widmet sich der Analyse und Dokumentation der Umfrageergebnisse, die für die Identifikation der Anforderungen an RSs in KMU entscheidend sind.

### 3.6.1 Beschreibung von Stakeholder

In Rahmen dieser Anforderungsanalyse, repräsentieren die KMU die Stakeholder. Auf der Abb. 3.2 sind die Ergebnisse der Umfrage bezüglich der Grösse der teilnehmenden KMU, die kein RS bereits integriert haben dargestellt.

Zunächst fällt auf, dass mehr als die Hälfte der Teilnehmer, nämlich 55,56%, kleine Unternehmen mit 0 bis 9 Mitarbeitern sind. 33,33% verfügen über 150 bis 249 Mitarbeiter, und nur 11,11% haben 10 bis 49 Mitarbeiter. Diese Zahlen lassen sich möglicherweise dadurch erklären, dass nur wenige Teilnehmer an der Umfrage teilgenommen haben. Dennoch ist zu vermuten, dass kleinere Unternehmen wahrscheinlich mehr Interesse an der Integration eines RS haben, da größere Unternehmen möglicherweise bereits ein RS implementiert haben.

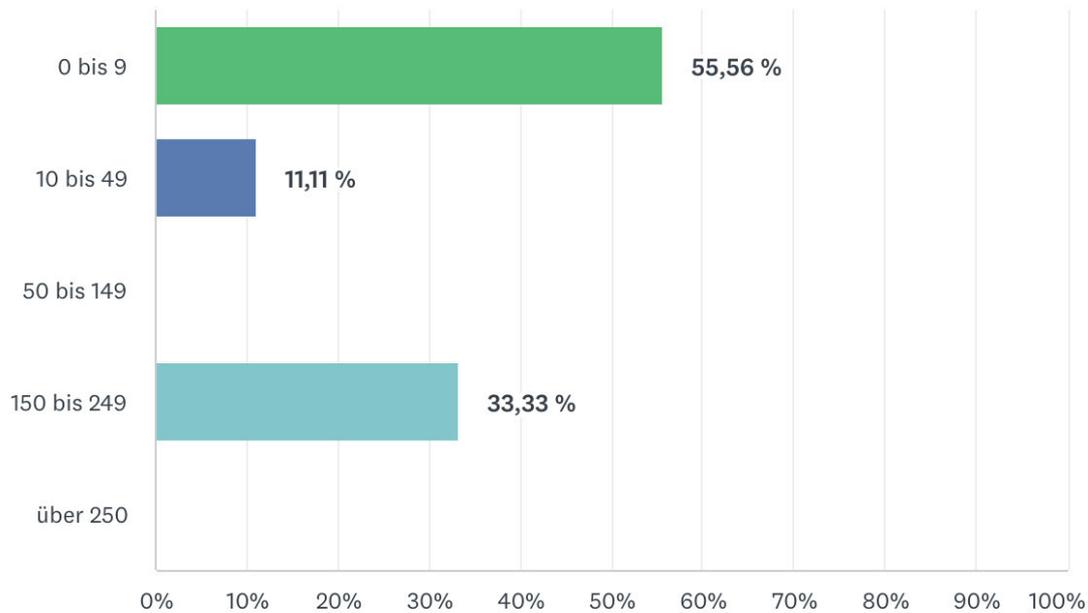


Abbildung 3.2: Umfrageergebnisse: Wie viele Beschäftigte hat Ihre Firma? (F2)  
Quelle: Selbsterstelltes Diagramm auf SurveyMonkey

Weitere Ergebnisse in 3.3 zeigen, dass die teilnehmenden KMU, die ein RS integrieren möchten, gleichmäßig auf die folgenden drei Branchen verteilt sind: Konsumgüter, Dienstleistungen und Digitale Produkte, jeweils mit 33,33%.

#### 3.6.2 Projektbezogene Anforderungen

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Umfrage bezüglich der Rahmenbedingungen des Projekts ausgewertet.

##### Budget- und Zeitrahmen

Auf dem Diagramm 3.4 es ist zu erkennen, dass 77,78% von teilnehmenden KMU ein begrenztes Budget für die Implementierung eines RSs zur Verfügung steht.

Darauf basierend konnten folgende projektbezogene Rahmenbedingung formuliert werden:

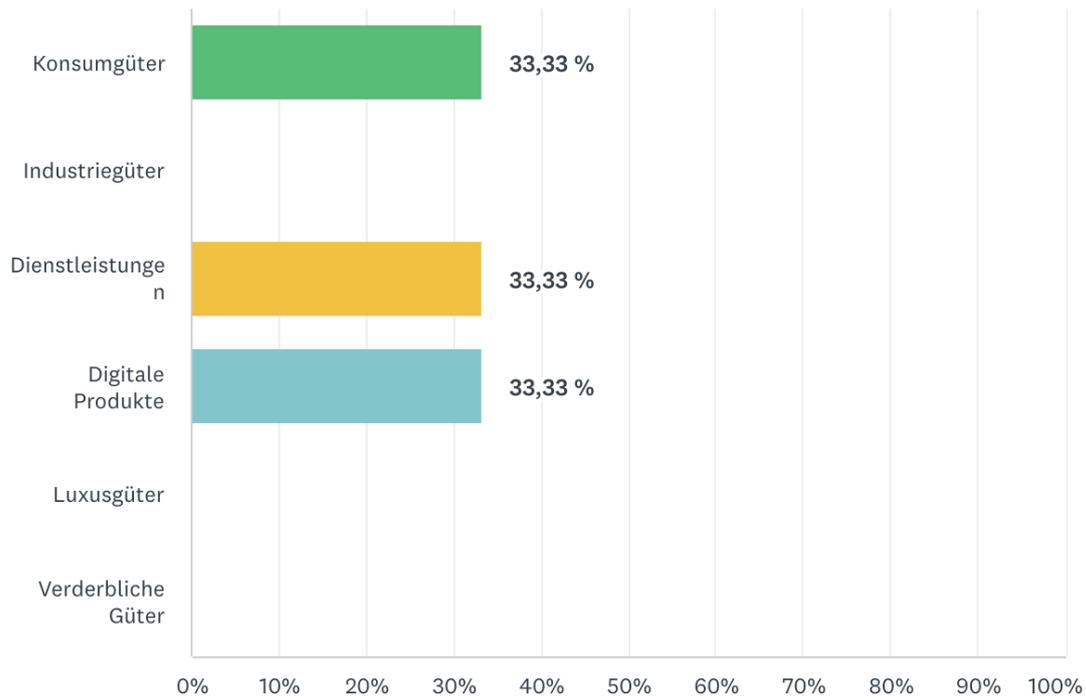


Abbildung 3.3: Umfrageergebnisse: Welche Produkte bieten Sie an? (F4)  
Quelle: Selbsterstelltes Diagramm auf SurveyMonkey

A Das System soll kostengünstig implementiert werden, um den begrenzten finanziellen Möglichkeiten des Unternehmen gerecht zu werden. (77,78%, hohe Priorität)

In einem weiteren Schritt wurde die zeitliche Dimension für die Auswahl und Integration des Systems analysiert. Gemäß den Antworten auf Frage 17 in den Umfrageergebnissen (siehe A.1) zeigte sich, dass ein bedeutender Anteil der Teilnehmenden, nämlich 66,67%, keinen unmittelbaren Zeitdruck bei der Implementierung des Systems verspürt. Dies lässt darauf schließen, dass diese Gruppe besonderen Wert auf die sorgfältige Auswahl und Implementierung der optimalen Lösung legt. Im Gegensatz dazu benötigen die übrigen 33,33% der Befragten eine schnelle Integration des Systems.

Aus diesen Erkenntnissen lässt sich keine zeitbezogene und für diese Studie relevante Anforderung ableiten.

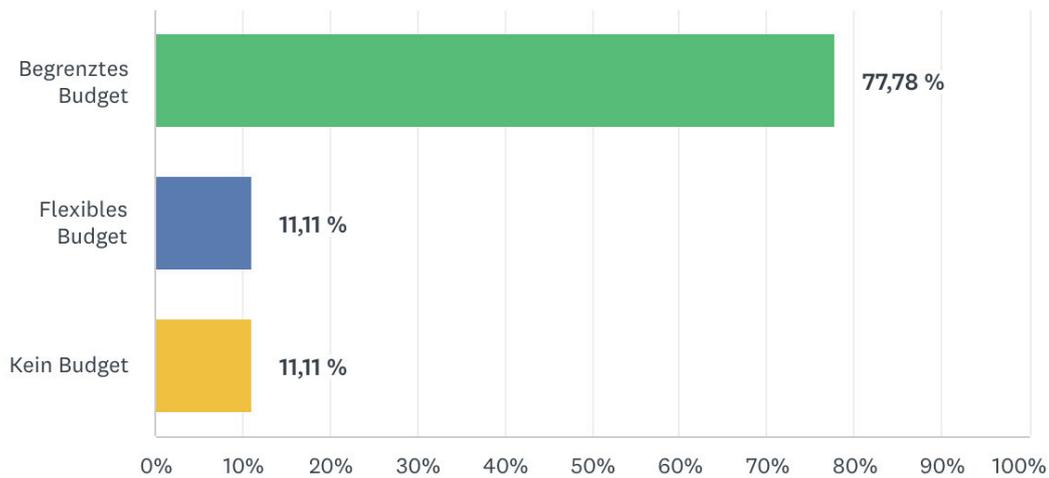


Abbildung 3.4: Umfrageergebnisse: Welches Budget steht für die Implementierung eines RSs zur Verfügung? (F16)  
Quelle: Autogeneriertes Diagramm auf SurveyMonkey

#### Technisches Support

Das Diagramm 3.5 zeigt welche Art von technischer Unterstützung für die Integration des Systems benötigt wird.

Es wurde festgestellt, dass die meisten Teilnehmer umfassende technische Unterstützung benötigen, gefolgt von kontinuierlicher und minimaler Unterstützung. Dies lässt sich größtenteils darauf zurückführen, dass die meisten KMU nicht über eine eigene IT-Abteilung verfügen, es sei denn, sie sind in der Technikbranche angesiedelt oder betreiben selbst ein IT-Unternehmen.

Auf Basis dieser Ergebnisse konnten spezifische Anforderungen identifiziert werden, die die unterschiedlichen Bedürfnisse der Teilnehmer in Bezug auf technische Unterstützung berücksichtigen.

Zusätzliche Anforderungen wie Schulungsangebote und bereitgestellte Dokumentationen wurden ebenfalls als wichtig erachtet. Diese sollen den Unternehmen die Möglichkeit geben, ausgewählte Fragestellungen und Probleme eigenständig zu lösen.

Daraus ergeben sich folgende Anforderungen:

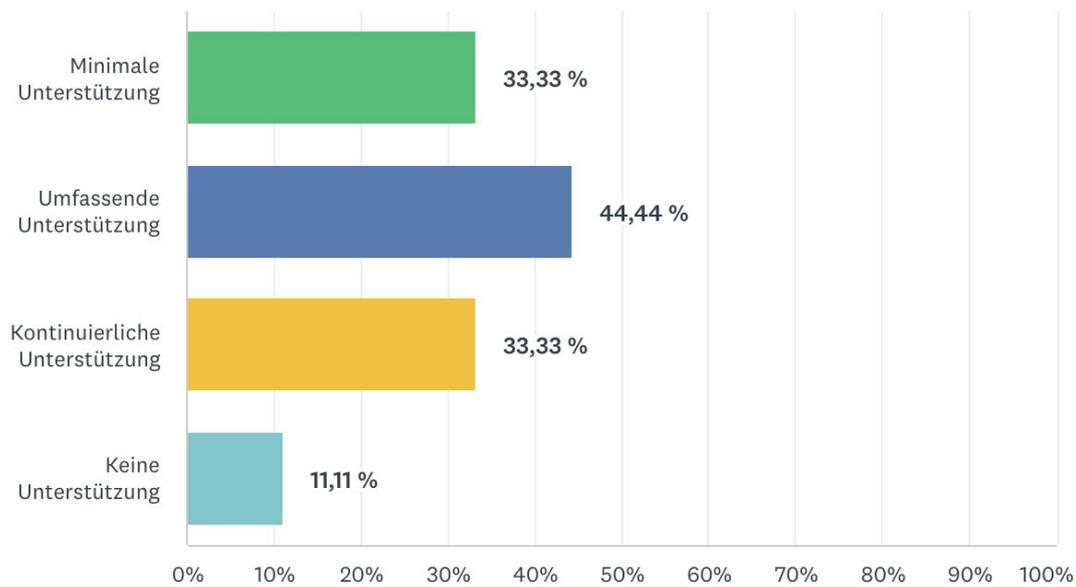


Abbildung 3.5: Umfrageergebnisse: Welche Art von technischer Unterstützung wird für die Implementierung des neuen RSs benötigt? (F18)

Quelle: Autogeneriertes Diagramm auf SurveyMonkey

- C Der System-Anbieter sollte einen kontinuierlichen Kundensupport bieten, um Fragen, Probleme oder Aktualisierungen schnell zu bearbeiten und sicherzustellen, dass das RS optimal funktioniert.
- D Die Dokumentation des Systems sollte umfassend und gut strukturiert sein, um dem Unternehmen die Möglichkeit zu bieten, ausgewählte Fragen und Probleme selbständig lösen zu können.

#### 3.6.3 Funktionale Anforderungen

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Umfrage bezüglich der funktionalen Anforderungen ausgewertet.

##### Datenquellen

Auf dem Diagramm 3.6 werden Ergebnisse der Umfrage bezüglich der Datenquellen, die für die Empfehlungsgenerierung benötigt werden dargestellt.

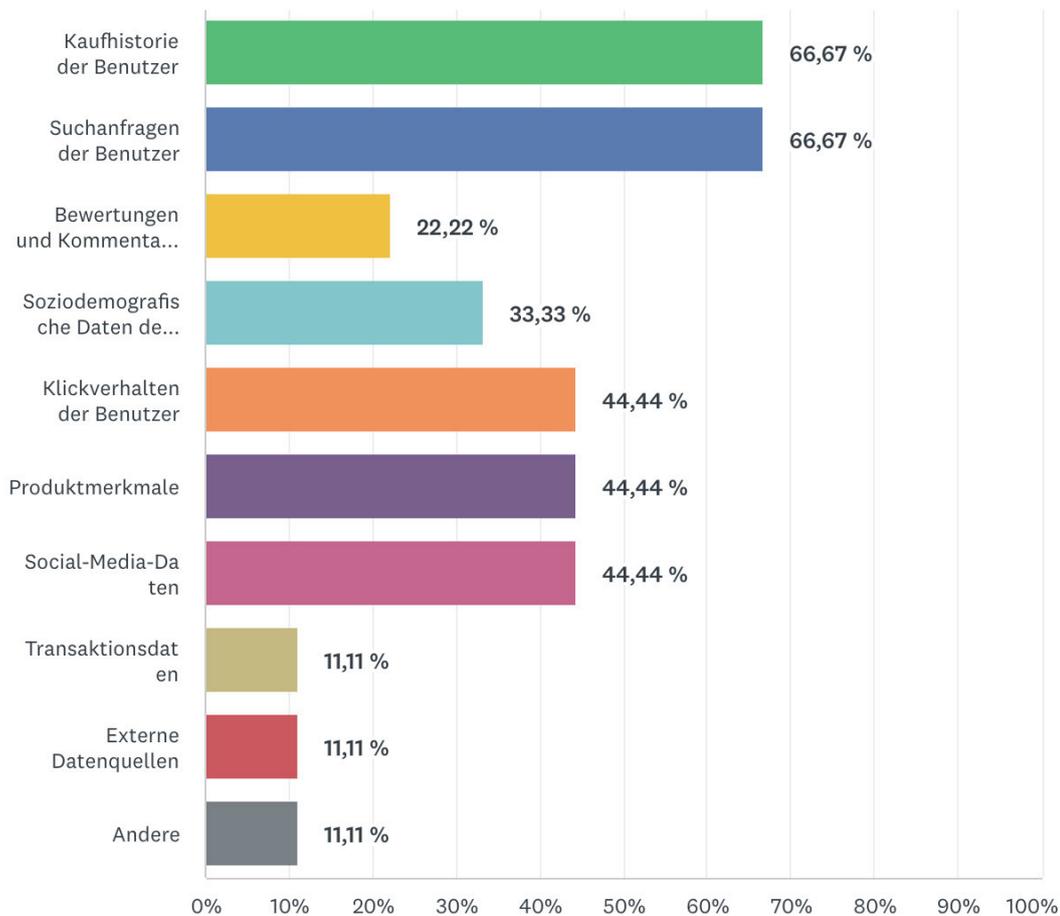


Abbildung 3.6: Umfrageergebnisse: Welche Datenquellen werden für das neue RS benötigt? (F10)

Quelle: Selbsterstelltes Diagramm auf SurveyMonkey

Die Analyse der Umfrageergebnisse zeigt, dass die Kaufhistorie und Suchanfragen der Benutzer die wichtigsten Datenquellen für die Empfehlungsgenerierung darstellen. Dies wird von 66,67% der Unternehmen priorisiert. Des Weiteren legen 44,44% der Unternehmen Wert darauf, dass Empfehlungen auf Basis von Klickverhalten, Social-Media-Daten und Produktmerkmalen generiert werden.

Für 33,33% der befragten Unternehmen spielen soziodemographische Daten des Benutzers eine wichtige Rolle in der Empfehlungsgenerierung, während 22,22% der Unternehmen Empfehlungen bevorzugen, die auf Bewertungen und Kommentaren anderer Benutzer basieren. Am wenigsten Bedeutung haben Transaktionsdaten und externe Datenquellen, die nur von 11,11% der Unternehmen bevorzugt werden.

Aus diesen Erkenntnissen können folgende Anforderungen abgeleitet werden:

- E1 Das System muss in der Lage sein, Empfehlungen basierend auf den Kaufhistorien und Suchanfragen der Benutzer zu generieren. (66,67% der Unternehmen; hohe Priorität)
- E2 Das System sollte das Klickverhalten, Social-Media-Daten und Produktmerkmale der Benutzer für die Empfehlungsgenerierung nutzen können. (44,44% der Unternehmen; mittlere Priorität)

Als Weiteres wurde auf die Relevanz und Wichtigkeit der Produktmerkmalen eingegangen. In unserem Diagramm (3.7) sind die einzelne Bewertungen von der Wichtigkeit der Betrachtung vorgegebener Produktmerkmalen dargestellt.

Der feine Unterschied in der Umfrage zwischen den Bewertungen „sehr wichtig“ und „wichtig“ (auf den Diagrammen 3.7 und 3.10 in Blau und Grün dargestellt) ermöglichte es den Teilnehmern, ihre Präferenzen präziser auszudrücken. Im Rahmen der Anforderungsdokumentation werden die prozentualen Anteile für die Aspekte „sehr wichtig“ und „wichtig“ zusammengefasst. Die detaillierten, gewichteten Mittelwerte dieser Bewertungen sind im Anhang unter A.1 zu finden.

Das Diagramm 3.7 zeigt deutlich, dass die Verfügbarkeit und Aktualität der Produktmerkmale für etwa 77,77% der teilnehmenden Unternehmen einen sehr wichtigen bis wichtigen Aspekt (in Blau und Grün dargestellt) bei der Empfehlungsgenerierung darstellen.

Der Preis und der Kontext spielen jeweils nur für 55,55% bzw. 44,44% der Unternehmen eine sehr wichtige bis wichtige Rolle. Für die restlichen Teilnehmer sind diese Aspekte neutral oder nicht wichtig.

Ähnlich verhält es sich mit der Qualität und Diversität der empfohlenen Produkte, die für 44,44% der Teilnehmer eine wichtige Rolle (in Blau dargestellt) spielen.

Daraus können folgende funktionale Anforderungen formuliert werden:

- F1 Das System muss Empfehlungen generieren, die Produkte oder Dienstleistungen hinweisen, die tatsächlich verfügbar sind, um Enttäuschungen der Benutzer zu vermeiden. (Hohe Priorität, 77,77%)

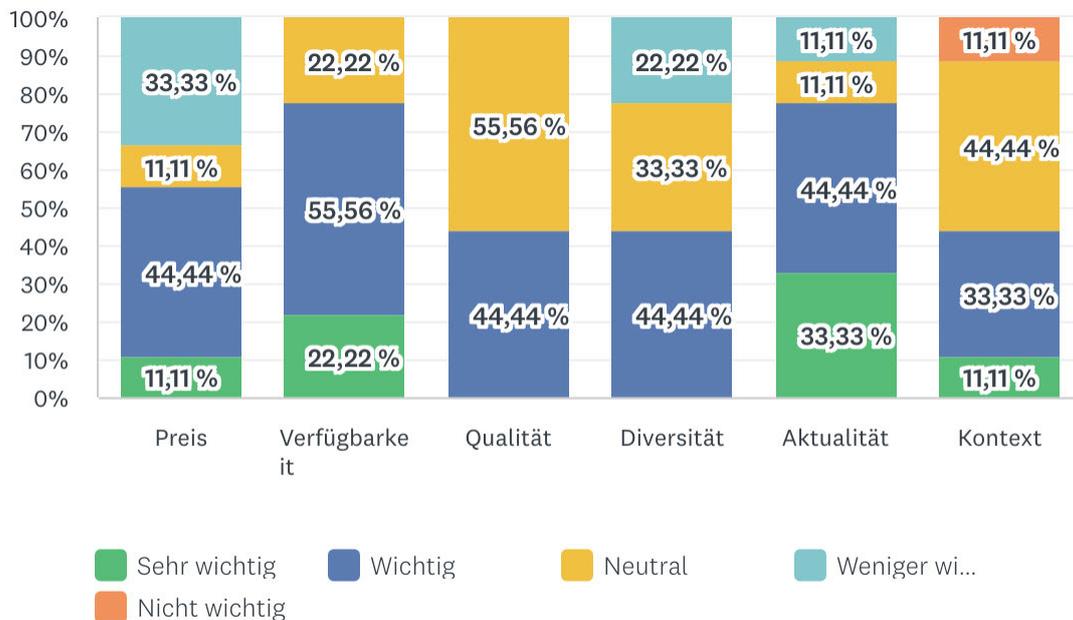


Abbildung 3.7: Umfrageergebnisse: Welche Produktmerkmale sollten bei der Generierung der Empfehlungen durch das RS betrachtet werden? (F15)  
 Quelle: Autogeneriertes Diagramm auf SurveyMonkey

F2 Das System muss Empfehlungen generieren, die auf aktuellen Daten und Trends basieren, um sicherzustellen, dass sie den Bedürfnissen des Benutzers entsprechen und nicht veraltet sind. (Hohe Priorität, 77,77%)

F3 Das System sollte Empfehlungen generieren, die auf Produkte hinweisen, die einen angemessenen Preis haben. (Mittlere Priorität, 55,55%)

F4 Das System sollte Empfehlungen generieren können, die den Kontext berücksichtigen, in dem der Benutzer sich befindet. (Mittlere Priorität, 44,44%)

F5 Das System sollte Empfehlungen generieren, die auf hochwertige Produkte oder Dienstleistungen hinweisen, um das Vertrauen des Benutzers zu fördern. (Mittlere Priorität, 44,44%)

F6 Das System sollte Empfehlungen generieren, die eine breite Vielfalt von Produkten oder Dienstleistungen abdecken, um die Entdeckung neuer Optionen zu fördern und dem Benutzer eine größere Auswahlmöglichkeit zu bieten. (Mittlere Priorität, 44,44%)

## Empfehlungsintegration in den Geschäftsprozessen

Auf der Abbildung 3.8 werden die gewünschte Integrationsstellen der Empfehlungen in den Geschäftsprozessen dargestellt.

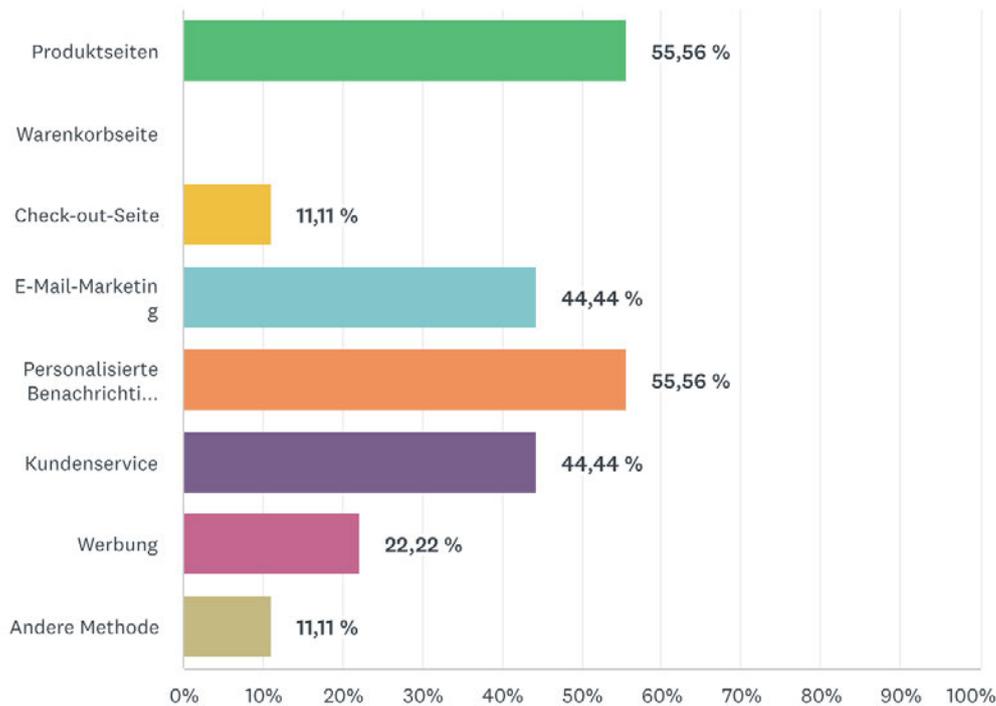


Abbildung 3.8: Umfrageergebnisse: Wie sollen die Empfehlungen in den Geschäftsprozess des Unternehmens integriert werden? (F9)

Quelle: Autogeneriertes Diagramm auf SurveyMonkey

Bei der Auswertung der Umfrageergebnisse ist ersichtlich, dass eine Mehrheit von 55,56% der Teilnehmer – konkret 5 von 9 – die Präferenz äußert, Empfehlungen vorzugsweise auf Produktseiten und als personalisierte Benachrichtigungen zu bekommen. Diese prozentuale Häufigkeit spiegelt eine deutliche Tendenz wider. Weiterhin zeigen 44,44% der Teilnehmer eine Vorliebe für die Integration von Empfehlungen in E-Mail-Marketing und Kundenservice.

Im Kontrast dazu wurde die Integration von Empfehlungen als Werbung lediglich von 22,22% der Teilnehmer (2 von 9) ausgewählt.

Noch geringer ist die prozentuale Häufigkeit der Integration auf Check-out-Seiten oder eigene Implementierungen, die nur 11,11% der Teilnehmer bevorzugen, während die Integration auf der Warenkorbseite von keinem Teilnehmer gewählt wurde.

Daraus konnten folgende funktionale Anforderungen abgeleitet werden:

- G1 Das System sollte in der Lage sein, Empfehlungen zu generieren, die auf Produktseiten integriert werden können. (55,56%, Hohe Priorität)
- G2 Das System sollte in der Lage sein, Empfehlungen zu generieren, die als personalisierte Benachrichtigungen integriert werden können. (55,56%, Hohe Priorität)
- G3 Das System sollte in der Lage sein, Empfehlungen zu generieren, die in E-Mail-Marketing integriert werden können. (44,44%, Mittlere Priorität)
- G4 Das System sollte in der Lage sein, Empfehlungen zu generieren, die in Kundenservice integriert werden können. (44,44%, Mittlere Priorität)

#### **Integration des RSs in der IT-Infrastruktur**

Auf der Abb. 3.9 sind die bevorzugten Integrationsarten eines RSs in KMU dargestellt, wobei die Teilnehmer mehrere Antwortmöglichkeiten auswählen konnten.

Es zeigt sich, dass die API-Integration mit 66,67% (hohe Priorität) und die Cloud-Integration mit 44,44% (mittlere Priorität) am beliebtesten sind. Ein Drittel der Teilnehmer präferiert die Plug-in-Integration (mittlere Priorität), während 11,11% der Teilnehmer eine Datenbank-Integration oder andere Methoden bevorzugen (niedrige Priorität).

Ein Drittel der Teilnehmer ist unsicher über die Implementierung eines RS in ihrem Unternehmen, was auf den potenziellen Bedarf an externer Beratung hindeutet.

Basierend auf diesen Erkenntnissen und in Anlehnung an 2.2.3 konnten folgende Anforderungen abgeleitet werden:

- H1. Das System soll mittels Cloud-Lösung integriert werden, um Skalierbarkeit und Anpassungsfähigkeit an Unternehmensbedürfnisse zu gewährleisten.
- H2. Das System sollte über eine API integrierbar sein, um eine flexible und unkomplizierte Integration zu ermöglichen. (66,67%, Hohe Priorität)

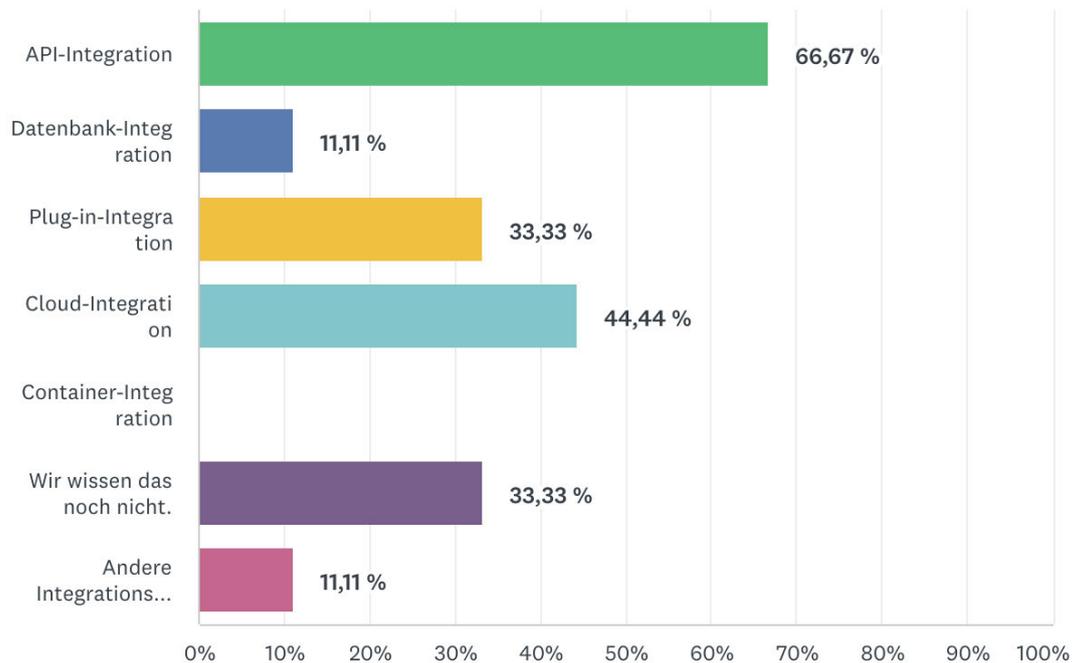


Abbildung 3.9: Umfrageergebnisse: Wie soll das RS in die bestehende IT-Infrastruktur integriert werden? (F11)

Quelle: Autogeneriertes Diagramm auf SurveyMonkey

#### 3.6.4 Nichtfunktionale Anforderungen

Auf der Abb. 3.10 sind die Bewertungen der in der Umfrage vorgegebener Qualitätsmerkmale auf einer Skala von „sehr wichtig“ bis „nicht wichtig“ dargestellt.

Die Analyse der Umfrageergebnisse zeigt, dass eine Mehrheit der Teilnehmer (66,67%) die Qualitätsmerkmale: Personalisierung, Datenschutz und Sicherheit als sehr wichtig einstuft, und 33,33% der Teilnehmer diese Aspekte als wichtig bewerten. Zusammenaddiert betragen diese Qualitätsmerkmale 100% und werden hiermit als unverzichtbare Anforderungen definiert.

Des Weiteren wurden Robustheit und Skalierbarkeit des Systems von 44,44% der Teilnehmern als sehr wichtig und auch von 44,44% als wichtig eingestuft. Mit 88,88% der Teilnehmer insgesamt, definieren diese Merkmale sehr wichtige nichtfunktionale Anforderungen. 11,11% der Teilnehmer bewerteten diese Aspekte als neutral oder weniger wichtig.



Abbildung 3.10: Umfrageergebnisse: Wie würden Sie die folgende Anforderungen an das neue RS für Ihr Unternehmen bewerten? (F13, F14)  
Quelle: Autogeneratedes Diagramm auf SurveyMonkey

Die Aktualität und Präzision ist für 66,67% der Teilnehmer wichtig, und nur für 22,22% sehr wichtig. Mit einem gesamten Wert von 88,88% werden beide Qualitätsmerkmale als wichtige nichtfunktionale Anforderungen definiert. Flexibilität wurde von 44,44% der Teilnehmer als sehr wichtig bewertet und von 33,33% als wichtig. Eine neutrale Haltung nehmen 66,67% der Teilnehmer zur Diversität der empfohlenen Elemente ein, und über die Hälfte der Teilnehmer zeigen keine Präferenz für ein System, das die Generierung von Empfehlungen und die verwendeten Daten erklärt.

Die Analyse der Umfrageergebnisse führt zur Formulierung folgender nichtfunktionaler Anforderungen:

- I1. Das System muss in der Lage sein, personalisierte Empfehlungen zu generieren, basierend auf den Präferenzen, dem Verhalten und dem Kontext des Benutzers. (100%, sehr hohe Priorität)
- I2. Das System muss sicherstellen, dass Benutzerdaten vertraulich und sicher behandelt werden, um Datenschutz- und Sicherheitsanforderungen zu erfüllen. (100%, sehr hohe Priorität)
- I3. Das System soll skalierbar sein, um große Datenmengen verarbeiten zu können. (88,89%, hohe Priorität)
- I4. Das System sollte robust gegenüber Fehlern und Ausfällen sein, um eine hohe Verfügbarkeit und eine zuverlässige Leistung sicherzustellen. (88,89%, hohe Priorität)
- I5. Das System soll in der Lage sein, Empfehlungen in Echtzeit zu generieren, um sicherzustellen, dass die Empfehlungen auf aktuellen Daten basieren und den Bedürfnissen der Benutzer entsprechen. (88,89%, hohe Priorität)
- I6. Das System sollte flexibel genug sein, um sich schnell an ändernde Benutzerpräferenzen und Markttrends anzupassen. (77,77%, hohe Priorität)

#### **Leistungsfähigkeit**

Als Weiteres wurde auf die Bedingungen, unter welchen das System laufen soll behandelt. Die Sortimentgröße und die Anzahl der Benutzer geben Auskunft über die Größe der Gesamtmenge an Daten, die das System effizient und schnell verarbeiten soll.

#### **Sortimentgröße**

Aus den Umfrageergebnissen (3.11) geht hervor, dass die Mehrheit der Teilnehmer (55,56%) ein kleines Sortiment von bis zu 50 Produkten führt. Ein Drittel der Teilnehmer hat ein Sortiment von 51 bis 500 Produkten, während nur 11,11% der Teilnehmer über ein Sortiment mit mehr als 500 Produkten verfügen.

In Anbetracht der überwiegend begrenzten Artikelanzahl der Teilnehmer ist es notwendig, dass das RS effizient mit spärlichen Inhalten umgehen kann. Daraus ergibt sich folgende Anforderung:

- J1 Das System muss in der Lage sein, mit einer begrenzten Datenmenge über Artikel aussagekräftige Empfehlungen zu generieren. (55,56%, hohe Priorität)

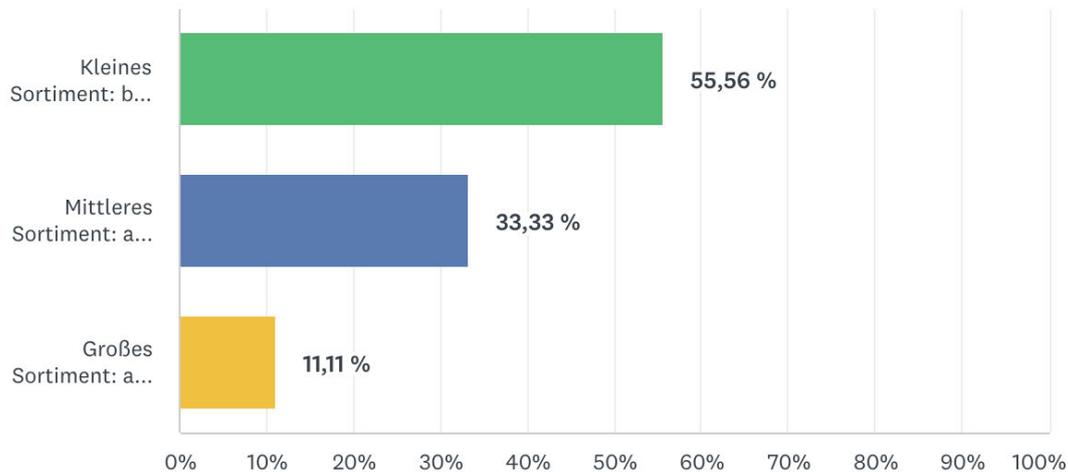


Abbildung 3.11: Umfrageergebnisse: Wie viele Produkte/Artikel haben Sie in Ihrem Sortiment? (F5)

Quelle: Selbsterstelltes Diagramm auf SurveyMonkey

#### Benutzer-Datenmengen

Auf der Abbildung 3.12 sind die Größe des Kundenstamms (3.12a) und die erwartete Anzahl der Neukunden pro Monat (3.12b) dargestellt. Das erste Diagramm zeigt, dass 44,44% der Teilnehmer über mehr als 500 Stammkunden verfügen, während ein Drittel der Teilnehmer zwischen 50 und 500 Stammkunden haben und weitere 22,22% bis zu 50 Kunden. Daraus lässt sich ableiten, dass das System in der Lage sein muss, große Benutzer-Datenmengen effizient zu verarbeiten.

Das Diagramm 3.12b verdeutlicht, dass 88,88% der Unternehmen erwarten, monatlich bis zu 100 neue Kunden zu gewinnen, und 11,11% rechnen sogar mit mehr als 1000 neuen Kunden pro Monat. Dies unterstreicht die Bedeutung der Skalierbarkeit und Leistungsfähigkeit des Systems angesichts der kontinuierlich wachsenden Datenmenge. Basierend auf diesen Erkenntnissen lassen sich folgende Anforderungen formulieren:

- J2 Das System muss in der Lage sein, große und kontinuierlich wachsende Benutzerdatenmengen effizient zu verarbeiten.
- J3 Das System soll skalierbar sein, um auch unter großer Belastung effizient zu arbeiten. (88,88%, hohe Priorität)

### 3.6.5 Verfeinerung von Anforderungen

Als nächsten Schritt in der Anforderungsanalyse sollten die dokumentierte Anforderungen verfeinert werden. Es wurde festgestellt, dass einige Anforderungen inhaltliche Überschneidungen aufweisen und sich wiederholen. Um die Klarheit und Effizienz des Anforderungskatalogs zu verbessern, ist es sinnvoll, diese ähnlichen Anforderungen zu konsolidieren und unter einer einzigen Anforderung zu formulieren.

Die Anforderungen J3, I3 und J2 stellen beispielsweise alle die nichtfunktionale Anforderung in den Vordergrund, dass das System skalierbar sein soll. Sie betonen die Notwendigkeit, dass das System in der Lage sein muss, mit großen Datenmengen umzugehen und auch unter hoher Belastung effizient zu funktionieren. Diese Anforderungen können unter einer einzigen, umfassenden Anforderung zusammengefasst werden. Die neu formulierte Anforderung K könnte folgendermaßen lauten:

K Das System muss eine hohe Skalierbarkeit aufweisen, um große und kontinuierlich wachsende Datenmengen effizient verarbeiten zu können. (J3, I3 und J2)

Ein weiteres Beispiel hierfür sind die Anforderungen I5 und I7, die beide die Notwendigkeit einer schnellen Anpassungsfähigkeit und Aktualität des Systems betonen. Anforderung I5 hebt die Bedeutung von Echtzeit-Empfehlungen hervor, während Anforderung I6 die Flexibilität des Systems unterstreicht, sich schnell an ändernde Benutzerpräferenzen und Markttrends anzupassen. Diese beiden Anforderungen können zu einer Anforderung zusammengefasst werden:

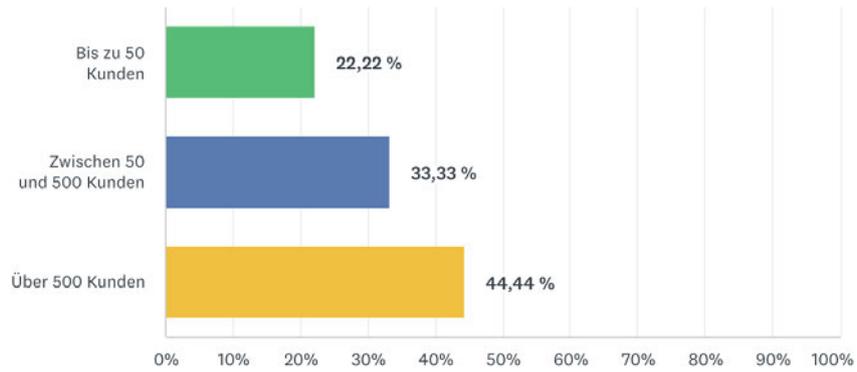
L Das Recommender-System muss in der Lage sein, Empfehlungen dynamisch und in Echtzeit zu generieren, um sicherzustellen, dass die Informationen stets aktuell und relevant für die Benutzer sind. (I5, I6)

Weitere Anforderungen aus vorherigen Unterkapiteln wurden sorgfältig bearbeitet und präziser formuliert, um eine klarere und effizientere Umsetzung im nächsten Kapitel dieser Bachelorarbeit zu ermöglichen. Die Sammlung der präzisierten Anforderungen befindet sich in der Tabelle 3.2.

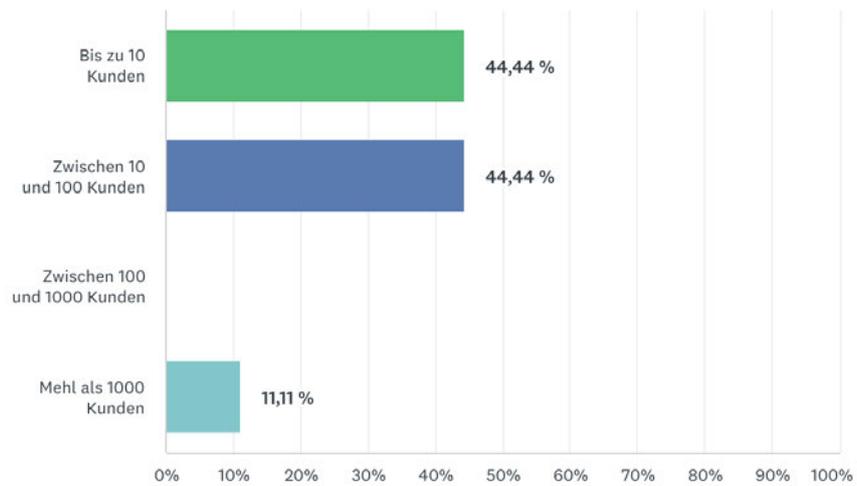
### 3.7 Einschränkungen und Zuverlässigkeit der Umfrageergebnisse

Es wurden nicht unbedingt alle KMU erreicht, die an einer Integration eines RSs interessiert sein könnten. Daher sollten die Ergebnisse der Umfrage unter Berücksichtigung dieser Einschränkungen interpretiert werden.

Im Hinblick auf die begrenzte Anzahl an Fragen, konnten nicht alle Informationen hinsichtlich der Integration eines RSs erfasst werden. Durch die vordefinierten Fragen konnten relevante Aspekte für diese Bachelorarbeit erfasst werden, die nicht unbedingt ausreichend für eine Anforderungsspezifikation in der realen Welt sind. Eine detaillierte Untersuchung würde den Rahmen dieser Arbeit sprengen, deshalb sollten die Ergebnisse im Hinblick auf die eingeschränkte Fragestellung betrachtet werden.



(a) Umfrageergebnisse: Wie viele Kunden haben Sie oder erwarten Sie in Ihrem Kundenstamm? (F6)



(b) Umfrageergebnisse: Wie viele neue Kunden haben Sie oder erwarten Sie pro Monat? (F7)  
Quelle: Selbsterstelltes Diagramm auf SurveyMonkey

Abbildung 3.12: Umfrageergebnisse zur Kundenstammgröße und Anzahl der erwarteten Neukunden?

ID	Anforderung	Art der Anforderung
A	Das RS soll kostengünstig implementiert werden, um den begrenzten finanziellen Möglichkeiten des Unternehmens gerecht zu werden.	Projektbezogen
C	Der RS-Anbieter soll einen kontinuierlichen Kundensupport bieten können, um Fragen, Probleme oder Aktualisierungen schnell zu bearbeiten.	Projektbezogen
D	Das RS muss gut dokumentiert werden, um dem Unternehmen die Möglichkeit zu bieten, ausgewählte Fragen und Probleme selbständig lösen zu können.	Projektbezogen
E1	Das RS muss in der Lage sein, Empfehlungen basierend auf den Kaufhistorien und Suchanfragen der Benutzer zu generieren.	Funktional
F1	Das RS muss Empfehlungen generieren können, die Produkte oder Dienstleistungen hinweisen, die tatsächlich verfügbar sind.	Funktional
F2	Das RS muss Empfehlungen generieren können, die auf aktuellen Daten und Trends basieren.	Funktional
F3	Das RS sollte Empfehlungen generieren können, die auf Produkte hinweisen, die einen angemessenen Preis haben.	Funktional
G1	Das RS soll Empfehlungen generieren, die auf Produktseiten integriert werden können.	Funktional
G2	Das RS soll Empfehlungen generieren, die als personalisierte Benachrichtigungen integriert werden können.	Funktional
H1	Das RS soll am liebsten mittels Cloud-Lösung integriert werden, um Skalierbarkeit und Anpassungsfähigkeit an Unternehmensbedürfnisse zu gewährleisten.	Funktional
H2	Das RS soll am liebsten über eine API integrierbar sein, um eine flexible und unkomplizierte Integration zu ermöglichen.	Funktional
I1	Das RS sollte in der Lage sein, Empfehlungen individuell anzupassen, basierend auf den Präferenzen, dem Verhalten und dem Kontext des Benutzers.	Nichtfunktional
I2	Das RS sollte sicherstellen, dass Benutzerdaten vertraulich und sicher behandelt werden.	Nichtfunktional
I4	Das RS sollte robust gegenüber Fehlern und Ausfällen sein, um eine zuverlässige Leistung sicherzustellen.	Nichtfunktional
J1	Das RS muss in der Lage sein, mit einer begrenzten Datenmenge über Artikel aussagekräftige Empfehlungen zu generieren.	Nichtfunktional
K	Das RS muss eine hohe Skalierbarkeit aufweisen, um große und kontinuierlich wachsende Datenmengen effizient verarbeiten zu können.	Nichtfunktional
L	Das RS muss in der Lage sein, Empfehlungen dynamisch und in Echtzeit zu generieren, um sicherzustellen, dass die Informationen stets aktuell und relevant für die Benutzer sind.	Nichtfunktional

Tabelle 3.2: Zusammenfassung der bearbeiteten Anforderungen

## 4 Interview

In diesem Kapitel sollen ein Interview mit einem Umfrageteilnehmer und dessen Ergebnisse dargelegt werden. Hierbei geht es primär darum, die gewonnenen Informationen aus der Umfrage im Rahmen eines persönlichen Gesprächs zu vertiefen. Konkrete Systemanforderungen werden angesprochen, um die formulierte Anforderungen aus der Tabelle 3.2 zu- oder widerzusprechen.

### 4.1 Vorgehen

Die Antworten aus der Umfrage für das Unternehmen werden zuerst identifiziert und darauf basierend wird eine Sammlung an Fragen festgelegt. Diese beziehen sich auf die bestehende IT-Infrastruktur des Unternehmens, die gewünschte Intergrationsmethode des neuen RS und die finanzielle sowie technische Rahmen in denen das System integriert werden sollte.

Der Teilnehmer ist ein kleines Unternehmen, das auf der Suche nach einem RS ist und gerne anonym bleiben möchte. Das Unternehmen hat in der Umfrage angegeben, das sie auf der Suche nach einem RS in der Cloud suchen. Als Datenquellen für das RS sollten das historische Daten und das Clickverhalten der Benutzer, Standortdaten, Social-Media-Daten, Bewertungen und Kommentare ähnlicher Benutzer, soziodemografische Daten der Benutzer und die Produktmerkmale sein. Die Empfehlungen sollten den Nutzer hauptsächlich als personalisierte Benachrichtigungen angezeigt werden.

Die Fragen aus dem Interview und die Ergebnisse werden im Folgenden dargestellt. Das Transkript dazu befindet sich im Anhang unter A.2.

## 4.2 Erkenntnisse aus dem Interview

In diesem Unterkapitel werden die Erkenntnisse aus dem Interview präsentiert.

Der Interviewte beschreibt zunächst das Unternehmen als ein kleines Start-Up mit acht Mitarbeitern, von denen die Hälfte einen IT-Hintergrund hat. Sie entwickeln eine mobile App, die verschiedene Events als Produkte anbietet, mit einer ähnlichen Matching-Funktionalität wie Tinder, jedoch speziell für Events. Ursprünglich als App konzipiert, besteht auch die Option, später eine Webanwendung zu entwickeln.

Auf die Frage, auf welcher Grundlage die Empfehlungen basieren sollen, antwortet der Teilnehmer, dass diese auf Nutzerdaten generiert werden sollten. Diese Individualisierung der Empfehlungen gemäß den Daten der Benutzer steht im Einklang mit der definierten Anforderung I1, wie in Tabelle 3.2 dargestellt.

Das Unternehmen legt Wert darauf, die richtigen, verfügbaren und relevantesten Elemente zu empfehlen, unabhängig davon, welche spezifischen Events dies sein mögen. Das Empfehlen verfügbarer Events validiert die Anforderung F1.

Der Interviewte wurde weiterhin um eine Präzisierung gebeten, was unter 'Nutzerdaten' zu verstehen ist. Er erläutert, dass vergangene Teilnahmen an Events als Basis für zukünftige Empfehlungen dienen sollen. Dies bestätigt die Notwendigkeit für personalisierte Empfehlungen und validiert erneut die Anforderung I1, sowie die Nutzung historischer Daten der Benutzer, was die Anforderung E1 validiert.

Zudem wurde erläutert, dass auch Social-Media-Daten als Datenquelle für die Empfehlungsgenerierung genutzt werden sollen. Das Ziel ist, ähnlichen Benutzern ähnliche Events vorzuschlagen. Zusätzlich soll das Clickverhalten der Benutzer als weitere Datenquelle dienen. Die Integration von Social-Media-Daten und die Nutzung des Clickverhaltens der Benutzer validieren die Anforderung E2, die jedoch nicht in der Tabelle 3.2 zu finden ist, da diese Aspekte nur von einer geringeren Anzahl von KMU (44,44%) als relevant erachtet wurde. Allerdings könnte dies auch spezifisch mit dem Geschäftsmodell der teilnehmenden Unternehmen zusammenhängen, weshalb diese Anforderung im nächsten Kapitel als optional und nicht als zwingend notwendig klassifiziert wird.

Des Weiteren betonte der Interviewte die Wichtigkeit, Nutzerfeedback zu sammeln und darauf basierend Empfehlungen für ähnliche Events zu generieren. Dies entspricht erneut der Anforderung I1, die besagt, dass Empfehlungen auf Basis der Präferenzen der Benutzer generiert werden sollten.

Im Kontext der Datennutzung gibt der Interviewte an, dass das Unternehmen einen datengetriebenen Ansatz verfolgt und die Einhaltung der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) als wichtige Anforderung sieht. Dies validiert die Anforderung I2.

In Bezug auf die Echtzeit-Generierung von Empfehlungen äußert der Interviewte, dass etwa 80% der Empfehlungen auf historischen Daten basieren und 20% in Echtzeit generiert werden sollen. Ziel ist es, den Benutzern neue Arten von Events vorzuschlagen und sie zu inspirieren. Dies validiert die Anforderung F2 und L.

Hinsichtlich der Art der Benachrichtigungen zeigt das Unternehmen eine flexible Herangehensweise. Anfangs sind individuelle Push-Benachrichtigungen geplant. Diese Erkenntnisse validieren die Anforderung G2 aus der Tabelle 3.2.

Langfristig wird die Integration von E-Mail-Benachrichtigungen in Betracht gezogen, obwohl Bedenken hinsichtlich möglicher Spam-Probleme und einer potenziellen Überlastung der Nutzer bestehen. Diese Bedenken spiegeln sich in der geringen prozentualen Häufigkeit der Umfrageantworten wider, die sich auf die Integration von Empfehlungen in E-Mails beziehen (siehe 3.8).

Für neu angemeldete Benutzer, die noch keine Historie aufweisen, plant das Unternehmen zunächst eine zufallsbasierte Empfehlungsstrategie unter Berücksichtigung des Standortes. Dieser Ansatz validiert die Anforderung J1 aus der Tabelle 3.2, welche besagt, dass das System auch mit begrenzten Datenmengen Empfehlungen generieren soll. Zusätzlich wird die Anforderung I1 validiert, da der Standort als Kontextfaktor in die Empfehlungsgenerierung einfließt.

Im Onboarding-Prozess für neue Benutzer wird direkt zu Beginn nach ihren bevorzugten Eventkategorien gefragt, um von Anfang an den Mangel an Daten zu beheben.

Bezüglich der Systemintegration argumentiert das Unternehmen, dass die Entscheidung für ein cloudbasiertes Recommender-System aufgrund der einfachen Einsetzbarkeit und geringen Kosten gefallen ist. Diese Entscheidung unterstreicht die Wichtigkeit einer kosteneffizienten und unkomplizierten Lösung, die durch die Anforderungen H1 und A aus der Tabelle 3.2 gefordert wird. Dies zeigt, dass das Unternehmen Wert auf eine flexible und skalierbare Systemarchitektur legt, um den wechselnden Anforderungen und dem Wachstum gerecht zu werden.

Weiterhin erwähnte der Interviewte, dass eine schnell wachsende Datenmenge von IT-Produkten und Nutzern erwartet wird, weshalb eine cloudbasierte IT-Infrastruktur von

Anfang an implementiert wurde. Dies ermöglicht dem Unternehmen, die Skalierbarkeit des Systems effektiv zu managen, was der Anforderung K entspricht.

Die Integration des Systems über eine API wird ebenfalls als wichtig erachtet, was die Anforderung H2 aus der Tabelle 3.2 bestätigt.

Insgesamt zeigt das Interview, dass das Unternehmen einen nutzerzentrierten, flexiblen und kosteneffizienten Ansatz für das RS verfolgt, um relevante Event-Empfehlungen zu bieten. Die Entscheidung, sich auf cloudbasierte Lösungen zu konzentrieren, spiegelt eine strategische Ausrichtung wider, die schnelle Implementierung, Skalierbarkeit und Kosteneffizienz in den Vordergrund stellt.

### 4.3 Zusammenfassung

In diesem Abschnitt werden die validierten Anforderungen, basierend auf den aus den Interviews gewonnenen Erkenntnissen, zusammengefasst.

- **Projektbezogene Anforderungen (A):** Die Notwendigkeit einer kosteneffizienten Implementierung wird durch Budgetbeschränkungen bestätigt, was für KMUs besonders relevant ist.
- **Funktionale Anforderungen (E1, F1, F2, G2, H1, H2):** Anforderung E1 betont die Bedeutung der Kaufhistorien und Suchanfragen der Benutzer als zentrale Datenquelle für die Generierung von Empfehlungen. F1 und F2 heben die Wichtigkeit der Erstellung relevanter und zeitgemäßer Empfehlungen hervor. G2 beleuchtet die Relevanz personalisierter Benachrichtigungen, während H1 und H2 die Bedeutung einer flexiblen Integration des Systems, idealerweise mittels Cloud-Lösung und API, betonen.
- **Nichtfunktionale Anforderungen (I1, I2, J1, K, L):** I1 und I2 konzentrieren sich auf die Personalisierung der Empfehlungen sowie auf die Sicherheit der Benutzerdaten. J1 thematisiert die Fähigkeit des Systems, effektiv mit begrenzten Datenmengen zu arbeiten. K und L unterstreichen die Notwendigkeit der Skalierbarkeit und der Echtzeit-Generierung von Empfehlungen, um Aktualität und Anpassungsfähigkeit des Systems sicherzustellen.

Diese validierten Anforderungen spiegeln die zentralen Bedürfnisse und Erwartungen der KMUs an das Recommender-System wider und bilden somit eine wesentliche Grundlage für die Auswahl und Implementierung geeigneter Recommender-Systeme.

## 5 Handlungsempfehlungen für KMU bei der Auswahl von Recommender-Systemen

Basierend auf den validierten Anforderungen aus dem letzten Kapitel (siehe 4.3) und den damit verbundenen theoretischen Grundlagen, lassen sich folgende Handlungsempfehlungen für KMU bei der Auswahl von RSs ausarbeiten:

**Cloudbasierte Lösungen:** Die Studie *Cloud Monitor 2023* von Bitkom Research GmbH [30] zeigt, dass 97% der befragten deutschen Unternehmen Cloud-Computing einsetzen, wobei 69% eine Reduktion ihrer IT-Kosten verzeichnen konnten. Daher ist für KMU eine Cloud-Lösung aufgrund ihrer Skalierbarkeit und Kosteneffizienz zu empfehlen (siehe 2.2.3). Die Ergebnisse der Studie unterstreichen, dass KMU häufig auf Cloud-Lösungen zurückgreifen, vor allem wegen ihrer begrenzten Ressourcen. Das Diagramm 2.7 im zweiten Kapitel dieser Arbeit verdeutlicht, dass die Kosten einer Cloud-Lösung für KMU, besonders in den ersten drei Jahren, signifikant niedriger sind als die einer On-Premise-Lösung. Ein weiterer Grund für die Wahl einer Cloud-Lösung ist die Volatilität des Geschäftsumfelds und der Prozesse in KMU, die häufig schnelle Anpassungen des Geschäftsmodells erfordern. Dies wurde durch das Interview mit einem KMU bestätigt (siehe 4.2).

Zudem wird empfohlen, bei der Auswahl einer Cloud-Lösung auf gute Dokumentation zu achten. Eine gut dokumentierte Lösung ermöglicht es dem Unternehmen, Fragen eigenständig zu beantworten und Probleme selbst zu lösen, was Kosten für Kundensupport einsparen kann.

Ein zentraler Aspekt bei der Auswahl von Cloud-RSs ist die Durchführung einer umfassenden Markt-Analyse, um die verfügbare Optionen auf dem Markt zu analysieren. Es ist entscheidend, die Funktionen und Vorteile jedes Systems gründlich zu bewerten, um

eine informierte Entscheidung zu treffen, die den langfristigen Zielen und Anforderungen des Unternehmens entspricht.

Bekannte Cloud-Lösungen auf dem Markt stammen von großen Anbietern wie Amazon, Google und IBM. Eine der führenden Lösungen ist *Amazon Personalize*, das von Amazons umfangreichen Erfahrungen im Bereich der personalisierten Empfehlungen profitiert [32]. Ein weiteres bemerkenswertes Angebot ist *Vertex AI Search* von Google (früher als *Recommendations AI* bekannt), welches auf Googles fortschrittlichen ML-Algorithmen basiert und eine hohe Anpassungsfähigkeit bietet [15]. Jedes dieser Systeme ermöglicht es, auch mit begrenztem technischen Hintergrund, leistungsfähige RSs zu implementieren, die individuell auf die Bedürfnisse des jeweiligen Unternehmens zugeschnitten werden können. Amazon bietet beispielsweise über den AWS-Preisrechner<sup>1</sup> die Möglichkeit, eine Kostenschätzung für die genutzten Services im Voraus zu berechnen, was eine transparente Kostenplanung unterstützt.

Die Recherche zeigt jedoch, dass, wenn das Geschäftsmodell eines KMU bereits gut etabliert ist, eine On-Premise-Lösung als langfristige Option in Betracht gezogen werden sollte [12, S. 2004].

Eine individuelle Lösung kann langfristig ebenfalls vorteilhaft sein, sofern das Unternehmen bereit ist, Zeit in die Implementierung zu investieren und anfänglich höhere Kosten in Kauf zu nehmen.

**API-Integration:** Das RS sollte idealerweise leicht über APIs in bestehende Systeme integrierbar sein, um eine nahtlose und erweiterbare Integration in die IT-Landschaft zu ermöglichen.

**Datenschutz und Sicherheit:** Im Kontext der DSGVO ist sicherzustellen, dass das RS strenge Datenschutzstandards befolgt, einschließlich der sicheren Verarbeitung und Speicherung von Benutzerdaten sowie der Transparenz und Kontrolle für die Benutzer über ihre Daten.

**Hybride RSs:** Systeme, die sowohl personalisierte als auch unpersonalisierte Ansätze integrieren, bieten eine Lösung bei Herausforderungen wie Data Sparsity und dem Cold-Start-Problem (siehe 2.1.2). Am Anfang, wenn noch Mangel an Benutzerdaten besteht und keine qualitativen Empfehlungen gemacht werden können, sollten RSs eingesetzt

---

<sup>1</sup><https://calculator.aws/#/createCalculator/personalize>

werden, die unpersonalisierte Verfahren einsetzen, wie contentbasierte Algorithmen, die auf Produktattributen basieren (siehe 2.1.2).

**Personalisierte Empfehlungen:** Für personalisierte Empfehlungen, die auf zentralen Datenquellen wie Kaufhistorie und Suchanfragen basieren (E1), sind kollaborative Filtermethoden zu empfehlen (siehe 2.1.2). Diese Algorithmen ermöglichen eine genaue Ausrichtung auf individuelle Benutzerpräferenzen ([23, S. 47-51]). Matrix-Factorization-Methoden sind für die schnelle Auswertung von Produktmerkmalen besonders gut geeignet. Sie integrieren effizient Stammdaten der Benutzer und Produkte und passen die Empfehlungen dynamisch an [19, S. 92].

**Echtzeit-Empfehlungen:** Die Implementierung von Echtzeit-Empfehlungen in RSs für KMU erfordert eine sorgfältige Planung und Berücksichtigung verschiedener technischer und organisatorischer Aspekte. Für Echtzeit-Empfehlungen ist es entscheidend, auf qualitativ hochwertige, aktuelle und relevante Datenquellen zuzugreifen. Dies umfasst nicht nur Nutzerdaten und Kaufhistorien, sondern auch Verhaltensdaten wie Clickstreams und Interaktionen in Echtzeit. Das ausgewählte System muss zudem in der Lage sein, große Mengen an Daten schnell zu verarbeiten und Echtzeit-Feedback zu integrieren. Dies erfordert eine hohe Performance und Skalierbarkeit, um mit dem Wachstum des Nutzerstamms und der Zunahme der Datenmenge Schritt zu halten.

Zusammengefasst sollten KMU bei der Auswahl eines RS auf eine Kombination aus personalisierten und unpersonalisierten Ansätzen setzen, um sowohl Genauigkeit als auch Vielseitigkeit zu gewährleisten. Die Berücksichtigung von Datenschutzstandards und die Nutzung flexibler, skalierbarer Cloud-Lösungen sind dabei von zentraler Bedeutung.

## 6 Fazit

Diese Bachelorarbeit befasste sich mit der Auswahl und Implementierung von RSs in KMU. Durch eine umfassende Untersuchung, die sich auf einer Umfrage, ein Interview und theoretische Recherche stützte, konnten allgemeine Erkenntnisse und Handlungsempfehlungen für KMU im Bereich der RSs abgeleitet werden.

Als Erstes wurde eine Anforderungsanalyse durchgeführt, die sich auf eine Umfrage und ein nachfolgendes Interview stützte. Die Umfrage diente dazu, erste Einblicke in die Bedürfnisse und Präferenzen der KMU in Bezug auf RSs zu gewinnen. Die Analyse der Umfrageergebnisse und die Dokumentation der daraus resultierenden Anforderungen bildeten das Fundament für die darauf folgende Validierung im Interview mit einem Umfrage-Teilnehmer.

Dieser Ansatz ermöglichte es, praxisnahe und spezifische Anforderungen an RSs zu identifizieren und zu überprüfen. Auf Basis der validierten Anforderungen konnten schließlich konkrete Handlungsempfehlungen für KMU abgeleitet werden.

### 6.1 Wesentliche Erkenntnisse

Die Arbeit hat gezeigt, dass RSs eine Schlüsselrolle in der heutigen digitalen Geschäftswelt spielen, indem sie es Unternehmen ermöglichen, personalisierte Kundenempfehlungen effektiv zu gestalten. Für KMU sind dabei insbesondere die Herausforderungen der begrenzten Ressourcen und des Cold-Start-Problems von Bedeutung. Die Studie unterstrich die Notwendigkeit einer kosteneffizienten, skalierbaren und leicht integrierbaren cloudbasierten Lösung, die den spezifischen Anforderungen von KMU gerecht wird.

Es wurde empfohlen, dass KMU hybride RSs nutzen sollten, die sowohl personalisierte als auch unpersonalisierte Ansätze integrieren, um eine breite Palette von Kundenbedürfnissen abzudecken. Dabei wurde betont, dass Datenschutz und Sicherheit im Umgang mit Kundeninformationen eine zentrale Rolle spielen.

## 6.2 Diskussion

In diesem Abschnitt werden kritische Überlegungen zur Methodik und den Ergebnissen dieser Bachelorarbeit vorgestellt, um die Grenzen und möglichen Fehlerquellen zu beleuchten.

### 6.2.1 Repräsentativität der Umfragedaten

Zunächst ist die Repräsentativität der Umfragedaten zu betrachten. Obwohl die Umfrage wertvolle Einblicke in die Anforderungen und Präferenzen von KMU in Bezug auf RSs lieferte, muss ihre Reichweite kritisch hinterfragt werden. Die Anzahl der teilnehmenden Unternehmen könnte zu gering sein, um eine vollständige Repräsentativität der gesamten Zielgruppe zu gewährleisten.

### 6.2.2 Validierung der Anforderungen

Die Validierung der Anforderungen basierte auf den Ergebnissen eines einzigen Interviews. Obwohl dieses Interview tiefgreifende Einsichten ermöglichte, besteht die Gefahr einer begrenzten Perspektive. Die Meinungen und Erfahrungen eines einzelnen Unternehmens können nicht notwendigerweise als allgemeingültig für alle KMU angesehen werden. Daraus folgt, dass die validierten Anforderungen möglicherweise nicht die gesamte Bandbreite der Bedürfnisse und Herausforderungen von KMU abdecken.

### 6.2.3 Behandlung von Recommender-Systemen

Die Behandlung von RSs in dieser Arbeit konzentrierte sich primär auf die Anforderungsanalyse und Auswahlprozesse spezifisch für KMU. Während dies für das Ziel der Arbeit angemessen war, könnten detaillierte technische Aspekte von RSs, wie die genaue Funktionsweise verschiedener Algorithmen, nicht ausreichend vertieft worden sein. Es ist wichtig zu erkennen, dass eine umfassende technische Analyse von RSs über den Rahmen dieser Arbeit hinausgegangen wäre und somit nicht den Schwerpunkt bildete.

#### **6.2.4 Ausblick**

Trotz der genannten Einschränkungen liefert die Arbeit wichtige Ansätze für KMU, um RS effektiv zu nutzen. Zukünftige Forschungen könnten die Repräsentativität durch Einbeziehung einer größeren Anzahl von Unternehmen verbessern, die Validierung der Anforderungen durch mehrere Interviews oder Fallstudien erweitern und die technischen Aspekte von RS tiefergehend untersuchen.

### **6.3 Schlußfolgerung**

Die vorliegende Arbeit bietet trotz der diskutierten Einschränkungen wichtige Erkenntnisse für KMU bezüglich der Auswahl und Implementierung von RSs. Sie trägt dazu bei, das Verständnis für die speziellen Anforderungen dieser Unternehmen zu vertiefen und praktische Handlungsempfehlungen zur Verfügung zu stellen, die ihnen bei der effektiven Nutzung von RSs helfen können.

# Literaturverzeichnis

- [1] A. ANT OZOK, Quyin F. ; NORCIO, Anthony F.: Design guidelines for effective recommender system interfaces based on a usability criteria conceptual model: results from a college student population. In: *Behaviour & Information Technology* 29 (2010), Nr. 1, S. 57–83. – URL <https://doi.org/10.1080/01449290903004012>
- [2] AMATRIAIN, Xavier ; BASILICO, Justin: *Recommender Systems in Industry: A Netflix Case Study*. S. 385–419. In: RICCI, Francesco (Hrsg.) ; ROKACH, Lior (Hrsg.) ; SHAPIRA, Bracha (Hrsg.): *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA : Springer US, 2015. – URL [https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6\\_11](https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_11). – ISBN 978-1-4899-7637-6
- [3] AMAZON: *Empfehlungen*. 2023. – URL <https://www.amazon.de/gp/help/customer/display.html?nodeId=GE4KRSZ4KAZZB4BV>. – Letzter Zugriff: 17. Juli 2023
- [4] BERANDER, Patrik ; ANDREWS, Anneliese: *Requirements Prioritization*. S. 69–94. In: AURUM, Aybüke (Hrsg.) ; WOHLIN, Claes (Hrsg.): *Engineering and Managing Software Requirements*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2005. – URL [https://doi.org/10.1007/3-540-28244-0\\_4](https://doi.org/10.1007/3-540-28244-0_4). – ISBN 978-3-540-28244-0
- [5] BOILLAT, Thomas ; LEGNER, Christine: From On-Premise Software to Cloud Services: The Impact of Cloud Computing on Enterprise Software Vendors,Ã Business Models. In: *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research* 8 (2013), Nr. 3, S. 39–58. – URL <https://www.mdpi.com/0718-1876/8/3/21>. – ISSN 0718-1876
- [6] B.TELLIGENT, Josef B.: *Recommender Systems – Teil 2: Nicht personalisierte Verfahren*. 2019. – URL <https://www.btelligent.com/blog/recommender-systems-2-nicht-personalisierte-verfahren>. – Letzter Zugriff: 15. Mai 2023

- [7] B.TELLIGENT, Josef B.: *Recommender Systems – Teil 3: Personalisierte Empfehlungssysteme, Machine Learning und Evaluation*. 2019. – URL <https://www.btelligent.com/blog/recommender-systems-3-personalisierte-empfehlungssysteme>. – Letzter Zugriff: 19. Mai 2023
- [8] CHRISTODOULOU, Panayiotis ; CHRISTODOULOU, Klitos ; ANDREOU, Andreas S.: A real-time targeted recommender system for supermarkets. (2017)
- [9] COMMISSION, European: *DEFINITION OF MICRO, SMALL AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES ADOPTED BY THE COMMISSION*. – URL <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/ALL/?uri=CELEX:32003H0361>. – Letzter Zugriff: 13. Dezember 2023
- [10] DIAS, M. B. ; LOCHER, Dominique ; LI, Ming ; EL-DEREDY, Wael ; LISBOA, Paulo J.: The Value of Personalised Recommender Systems to E-Business: A Case Study. In: *Proceedings of the 2008 ACM Conference on Recommender Systems*. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, 2008 (RecSys '08), S. 291–294. – URL <https://doi.org/10.1145/1454008.1454054>. – ISBN 9781605580937
- [11] ESPINHA, Tiago ; ZAIDMAN, Andy ; GROSS, Hans-Gerhard: Web API growing pains: Stories from client developers and their code. In: *2014 Software Evolution Week - IEEE Conference on Software Maintenance, Reengineering, and Reverse Engineering (CSMR-WCRE)*, 2014, S. 84–93
- [12] FISHER, Cameron: Cloud versus On-Premise Computing. In: *American Journal of Industrial and Business Management* 8 (2018), Nr. 9, S. 1991–2006
- [13] GENTSCH, Peter: *Best Practices*. S. 141–263. In: *Künstliche Intelligenz für Sales, Marketing und Service: Mit AI und Bots zu einem Algorithmic Business – Konzepte und Best Practices*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-25376-9\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-658-25376-9_7). – ISBN 978-3-658-25376-9
- [14] GODEFROID, Patrick ; KÜHNLE, Boris A.: *Medientechnologie als unternehmerischer Diversifikationsfaktor*. S. 291–311. In: KRONE, Jan (Hrsg.) ; PELLEGRINI, Tassilo (Hrsg.): *Handbuch Medienökonomie*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-09560-4\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-658-09560-4_13). – ISBN 978-3-658-09560-4

- [15] GOOGLE: *Empfehlungen von Vertex AI Search*. 2023. – URL <https://cloud.google.com/recommendations?hl=de>. – Letzter Zugriff: 30. Dezember 2023
- [16] GUO, Guibing: Resolving Data Sparsity and Cold Start in Recommender Systems. In: MASTHOFF, Judith (Hrsg.) ; MOBASHER, Bamshad (Hrsg.) ; DESMARAIS, Michel C. (Hrsg.) ; NKAMBOU, Roger (Hrsg.): *User Modeling, Adaptation, and Personalization*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2012, S. 361–364. – ISBN 978-3-642-31454-4
- [17] HERRMANN, Andrea: *Was ist Anforderungsanalyse und -verwaltung? \**. S. 1–11. In: *Grundlagen der Anforderungsanalyse: Standardkonformes Requirements Engineering*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-35460-2\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-658-35460-2_1). – ISBN 978-3-658-35460-2
- [18] KLAHOLD, André: *Empfehlungssysteme: Recommender Systems - Grundlagen, Konzepte und Lösungen*. Vieweg+Teubner | GWV Fachverlage GmbH, 2009. – URL [https://books.google.de/books?id=YQh-W9UrgCsC&printsec=frontcover&hl=de&source=gbs\\_ge\\_summary\\_r&cad=0#v=onepage&q&f=false](https://books.google.de/books?id=YQh-W9UrgCsC&printsec=frontcover&hl=de&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false). – ISBN 978-3-8348-0568-3
- [19] KOREN, Yehuda ; RENDLE, Steffen ; BELL, Robert: *Advances in Collaborative Filtering*. S. 91–142. In: RICCI, Francesco (Hrsg.) ; ROKACH, Lior (Hrsg.) ; SHAPIRA, Bracha (Hrsg.): *Recommender Systems Handbook*. New York, NY : Springer US, 2022. – URL [https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_3). – ISBN 978-1-0716-2197-4
- [20] LEE, Kyoung ; HWANGBO, Yu ; JEONG, Baek ; YOO, Ji ; PARK, Kyung: Extrapola-tive Collaborative Filtering Recommendation System with Word2Vec for Purchased Product for SMEs. In: *Sustainability* 13 (2021), 06, S. 7156
- [21] MERTENS, Peter ; BUXMANN, Peter ; HESS, Thomas ; HINZ, Oliver ; MUNTER-MANN, Jan ; SCHUMANN, Matthias: *Planung, Realisierung und Einführung von Anwendungssystemen*. S. 147–175. In: *Grundzüge der Wirtschaftsinformatik*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2023. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-662-67573-1\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-662-67573-1_5). – ISBN 978-3-662-67573-1
- [22] NG, Annalyn ; SOO, Kenneth: *Assoziationsanalyse*. S. 45–56. In: *Data Science – was ist das eigentlich?!: Algorithmen des maschinellen Lernens verständlich erklärt*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2018. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-662-56776-0\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-662-56776-0_4). – ISBN 978-3-662-56776-0

- [23] NIKOLAKOPOULOS, Athanasios N. ; NING, Xia ; DESROSIERS, Christian ; KARYPIS, George: *Trust Your Neighbors: A Comprehensive Survey of Neighborhood-Based Methods for Recommender Systems*. S. 39–89. In: RICCI, Francesco (Hrsg.) ; ROKACH, Lior (Hrsg.) ; SHAPIRA, Bracha (Hrsg.): *Recommender Systems Handbook*. New York, NY : Springer US, 2022. – URL [https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4\\_2](https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_2). – ISBN 978-1-0716-2197-4
- [24] OY, NOSTO S.: *43 Product Recommendation Examples That Transform the E-commerce Experience*. 2020. – URL <https://www.nosto.com/blog/product-recommendations-examples/>. – Letzter Zugriff: 30. Dezember 2023
- [25] PETRY, Sebastian: *KI – von der Strategie zum Projekt*. S. 337–387. In: TERSTIEGE, Meike (Hrsg.): *KI in Marketing I&S Sales – Erfolgsmodelle aus Forschung und Praxis*, Springer Gabler, Wiesbaden, 2021. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-31519-1\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-658-31519-1_20). – ISBN 978-3-658-31519-1
- [26] POHL, Klaus ; RUPP, Chris: *Basiswissen Requirements Engineering*. 2015
- [27] RECSYS: *18th ACM Conference on Recommender Systems*. 2023. – URL <https://recsys.acm.org/recsys24>. – Letzter Zugriff: 24. Dezember 2023
- [28] RECSYS-COMMUNITY: *Recommendations-As-a-Service (RaaS)*. – URL <https://recommender-systems.com/resources/recommendations-as-a-service-raas>. – Letzter Zugriff: 3. Juli 2023
- [29] RICCI, Francesco ; ROKACH, Lior ; SHAPIRA, Bracha: *Recommender Systems: Techniques, Applications, and Challenges*. S. 1–35. In: RICCI, Francesco (Hrsg.) ; ROKACH, Lior (Hrsg.) ; SHAPIRA, Bracha (Hrsg.): *Recommender Systems Handbook*. New York, NY : Springer US, 2022. – URL [https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4\\_1](https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_1). – ISBN 978-1-0716-2197-4
- [30] ROHLER, Bernhard: *Cloud Report 2023: Welche Rolle spielt die Cloud für die deutsche Wirtschaft?* 2023. – URL <https://www.bitkom.org/sites/main/files/2023-05/230516Bitkom-ChartsCloud-Reportfinal.pdf>. – Letzter Zugriff: 30. Dezember 2023
- [31] SE, Zalando: *Zalando Datenschutzerklärung: 7. Individuelle Produktempfehlungen per E-Mail und Push-Service*. 2023. – URL <https://www.zalando.de/zalando-privacy-policy/>. – Letzter Zugriff: 30. Dezember 2023

- [32] SERVICES, Amazon W.: *Amazon-Personalize-Funktionen*. 2023. – URL <https://aws.amazon.com/de/personalize/features/>. – Letzter Zugriff: 30. Dezember 2023
- [33] SHARMA, Meenakshi ; MANN, Sandeep: A survey of recommender systems: approaches and limitations. In: *International journal of innovations in engineering and technology* 2 (2013), Nr. 2, S. 8–14
- [34] STORMER, Henrik: *Online-/Offline Shopping*. S. 131–140. In: PORTMANN, Edy (Hrsg.): *Wirtschaftsinformatik in Theorie und Praxis: Festschrift zu Ehren von Prof. Dr. Andreas Meier*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2017. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-17613-6\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-658-17613-6_10). – ISBN 978-3-658-17613-6
- [35] TECHTARGET, Alexander S. G.: *DEFINITION - clickstream data (clickstream analytics)*. 2022. – URL <https://www.techtarget.com/searchcustomerexperience/definition/clickstream-analysis-clickstream-analytics>. – Letzter Zugriff: 18. Mai 2023
- [36] TREMP, Hansruedi: *Strukturierter Anforderungskatalog pflegen*. S. 79–102. In: *Agile objektorientierte Anforderungsanalyse: Planen – Ermitteln – Analysieren – Modellieren – Dokumentieren – Prüfen*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-37194-4\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-658-37194-4_5). – ISBN 978-3-658-37194-4
- [37] VOSS, Stephanie: *E-Mail-Absender „Pharma“: Wie Omnichannel-Manager personalisierte E-Mails als Türöffner nutzen können*. S. 159–183. In: SCHWARZ, Elke (Hrsg.): *Omnichannel im Pharma-Vertrieb : Grundlagen, Benchmarks und Beispiele für den Pharma-Außendienst*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-34432-0\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-658-34432-0_7). – ISBN 978-3-658-34432-0
- [38] WIKIPEDIA: *ACM Conference on Recommender Systems*. 2023. – URL [https://en.wikipedia.org/wiki/ACM\\_Conference\\_on\\_Recommender\\_Systems](https://en.wikipedia.org/wiki/ACM_Conference_on_Recommender_Systems). – Letzter Zugriff: 24. Dezember 2023
- [39] WOOCOMMERCE: *Product Recommendations by WooCommerce*. 2023. – URL <https://woo.com/de-de/products/product-recommendations>. – Letzter Zugriff: 30. Dezember 2023

- [40] ZHANG, Shuai ; TAY, Yi ; YAO, Lina ; SUN, Aixin ; ZHANG, Ce: *Deep Learning for Recommender Systems*. S. 173–210. In: RICCI, Francesco (Hrsg.) ; ROKACH, Lior (Hrsg.) ; SHAPIRA, Bracha (Hrsg.): *Recommender Systems Handbook*. New York, NY : Springer US, 2022. – URL [https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_5). – ISBN 978-1-0716-2197-4
- [41] ZHAO, Xiangyu ; GU, Changsheng ; ZHANG, Haoshenglun ; YANG, Xiwang ; LIU, Xiaobing ; TANG, Jiliang ; LIU, Hui: DEAR: Deep Reinforcement Learning for Online Advertising Impression in Recommender Systems. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 35 (2021), May, Nr. 1, S. 750–758. – URL <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/16156>
- [42] ZHOU, Meizi ; DING, Zhuoye ; TANG, Jiliang ; YIN, Dawei: Micro Behaviors: A New Perspective in E-Commerce Recommender Systems. In: *Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, Association for Computing Machinery, 2018, S. 727–735. – URL <https://doi.org/10.1145/3159652.3159671>. – ISBN 9781450355810
- [43] ZIEGLER, Jürgen ; LOEPP, Benedikt: *Empfehlungssysteme*. S. 717–741. In: KOLLMANN, Tobias (Hrsg.): *Handbuch Digitale Wirtschaft*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020. – URL [https://doi.org/10.1007/978-3-658-17291-6\\_52](https://doi.org/10.1007/978-3-658-17291-6_52). – ISBN 978-3-658-17291-6

# A Anhang

## A.1 Umfrageergebnisse

## F1 Welche langfristige Ziele werden mit der Integration eines Recommendation System in Ihrem Unternehmen verfolgt?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Verbesserung der Kundenzufriedenheit	77.78%	7
Steigerung der Kundenbindung	55.56%	5
Datensammlung über Kunden	22.22%	2
Datensammlung über Kundenpräferenzen	44.44%	4
Verbesserung der Wettbewerbsfähigkeit	11.11%	1
Verbesserung der Produktivität	11.11%	1
Wachstum und Expansion	44.44%	4
Kostenreduzierung durch Automatismus	33.33%	3
Befragte insgesamt: 9		

## F2 Wie viele Beschäftigte hat Ihre Firma?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
0 bis 9	55.56%	5
10 bis 49	11.11%	1
50 bis 149	0.00%	0
150 bis 249	33.33%	3
über 250	0.00%	0
GESAMT		9

## F3 Wie viel Umsatz macht Ihre Firma?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
bis 2 Millionen Euro	55.56%	5
bis 10 Millionen Euro	0.00%	0
bis 50 Millionen Euro	22.22%	2
über 50 Millionen Euro	11.11%	1
Ich möchte keine Angaben machen	11.11%	1
GESAMT		9

### F4 Welche Produkte bieten Sie an?

Beantwortet: 9    Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Konsumgüter	33.33%	3
Industriegüter	0.00%	0
Dienstleistungen	33.33%	3
Digitale Produkte	33.33%	3
Luxusgüter	0.00%	0
Verderbliche Güter	0.00%	0
Befragte insgesamt: 9		

### F5 Wie viele Produkte/Artikel haben Sie in Ihrem Sortiment?

Beantwortet: 9    Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Kleines Sortiment: bis 50 Produkte	55.56%	5
Mittleres Sortiment: ab 51 bis 500 Produkte	33.33%	3
Großes Sortiment: ab 501 Produkte	11.11%	1
GESAMT		9

### F6 Wie viele Kunden haben Sie oder erwarten Sie in Ihrem Kundenstamm?

Beantwortet: 9    Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Bis zu 50 Kunden	22.22%	2
Zwischen 50 und 500 Kunden	33.33%	3
Über 500 Kunden	44.44%	4
GESAMT		9

### F7 Wie viele neue Kunden haben Sie oder erwarten Sie pro Monat?

Beantwortet: 9    Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Bis zu 10 Kunden	44.44%	4
Zwischen 10 und 100 Kunden	44.44%	4
Zwischen 100 und 1000 Kunden	0.00%	0
Mehr als 1000 Kunden	11.11%	1
<b>GESAMT</b>		<b>9</b>

### F8 Haben Sie ein passendes Recommendation System für Ihr Unternehmen bereits gefunden oder in der Vergangenheit integriert?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Ja	0.00%	0
Nein	100.00%	9
<b>GESAMT</b>		<b>9</b>

### F9 Wie sollen die Empfehlungen in den Geschäftsprozess des Unternehmens integriert werden?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Produktseiten: Empfehlungen können auf Produktseiten angezeigt werden, um ähnliche oder komplementäre Produkte vorzuschlagen, die für den Benutzer interessant sein könnten.	55.56%	5
Warenkorb: Empfehlungen können dem Benutzer auf der Waren orbseite angezeigt werden, um ähnliche Produkte oder zusätzliche Produkte vorzuschlagen, die möglicherweise zu seinem Einkauf passen.	0.00%	0
Check-out: Empfehlungen können dem Benutzer auf der Check-out-Seite angezeigt werden, um zusätzliche Produkte oder Dienstleistungen vorzuschlagen, die möglicherweise für ihn von Interesse sind.	11.11%	1
E-Mail-Marketing: Empfehlungen können in E-Mails integriert werden, um ähnliche Produkte oder Sonderangebote vorzuschlagen, die für den Benutzer von Interesse sein könnten.	44.44%	4
Personalisierte Benachrichtigungen: Empfehlungen können als personalisierte Benachrichtigungen angezeigt werden, die den Benutzer auf neue oder ähnliche Produkte aufmerksam machen.	55.56%	5
Kundenservice: Empfehlungen können in den Kundenservice integriert werden, um Kundenanfragen schneller und effektiver zu beantworten und ihnen ähnliche Produkte oder Lösungen vorzuschlagen.	44.44%	4
Werbung: Empfehlungen können auch in Werbung integriert werden, um personalisierte Anzeigen zu erstellen, die auf den Interessen und Bedürfnissen des Benutzers basieren.	22.22%	2
Andere Integrationsmethode	11.11%	1
Befragte insgesamt: 9		

### F10 Welche Datenquellen werden für das neue Recommendation System benötigt?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Kaufhistorie der Benutzer	66.67%	6
Suchanfragen der Benutzer	66.67%	6
Bewertungen und Kommentare anderer Benutzer	22.22%	2
Soziodemografische Daten der Benutzer	33.33%	3
Website-Daten ( Klickverhalten der Benutzer)	44.44%	4
Produktmerkmale	44.44%	4
Social-Media-Daten	44.44%	4
Transaktionsdaten	11.11%	1
Externe Datenquellen (z. B. demographische Daten/Wirtschaftsdaten/Trendanalysen/Wetterdaten von Drittanbietern)	11.11%	1
Andere	11.11%	1
Befragte insgesamt: 9		

**F11 Wie soll das Recommendation System in Ihre bestehende IT-Infrastruktur integriert werden? Sie können auch mehrere Optionen auswählen.**

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
API-Integration	66.67%	6
Datenbank-Integration	11.11%	1
Plug-in-Integration	33.33%	3
Cloud-Integration	44.44%	4
Container-Integration	0.00%	0
Wir wissen das noch nicht.	33.33%	3
Andere Integrationsmethode	11.11%	1
Befragte insgesamt: 9		

**F12 Welche IT-Systeme haben Sie aktuell in Ihrem Unternehmen und sollten mit dem neuen Recommendation System integriert werden?**

Beantwortet: 8 Übersprungen: 1

**F13 Wie würden Sie die folgende Anforderungen an das neue Recommendation System für Ihr Unternehmen bewerten?**

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

	SEHR WICHTIG	WICHTIG	NEUTRAL	WENIGER WICHTIG	NICHT WICHTIG	INSGESAMT	GEWICHTETER MITTELWERT
Personalisierung: Das System sollte in der Lage sein, Empfehlungen individuell anzupassen, basierend auf den Präferenzen, dem Verhalten und dem Kontext des Benutzers.	66.67% 6	33.33% 3	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	9	1.33
Flexibilität: Das Recommendation System sollte flexibel genug sein, um sich an sich ändernde Benutzerpräferenzen und Markttrends anzupassen.	44.44% 4	33.33% 3	22.22% 2	0.00% 0	0.00% 0	9	1.78
Aktualität: Das System sollte in der Lage sein, Empfehlungen in Echtzeit zu generieren, um sicherzustellen, dass die Empfehlungen auf aktuellen Daten basieren und den Bedürfnissen der Benutzer entsprechen.	22.22% 2	66.67% 6	11.11% 1	0.00% 0	0.00% 0	9	1.89
Diversität: Das System sollte Empfehlungen bereitstellen, die eine breite Vielfalt von Produkten, Dienstleistungen oder Inhalten abdecken, um die Benutzererfahrung zu verbessern und die Entdeckung neuer Optionen zu fördern.	11.11% 1	11.11% 1	66.67% 6	11.11% 1	0.00% 0	9	2.78
Präzision: Das Recommendation System sollte präzise Empfehlungen liefern, die auf den individuellen Präferenzen und Bedürfnissen des Benutzers basieren.	22.22% 2	66.67% 6	11.11% 1	0.00% 0	0.00% 0	9	1.89

## F14 Wie würden Sie die folgende Anforderungen an das neue Recommendation System für Ihr Unternehmen bewerten?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

	SEHR WICHTIG	WICHTIG	NEUTRAL	WENIGER WICHTIG	NICHT WICHTIG	INSGESAMT	GEWICHTETER MITTELWERT
Robustheit: Das Recommendation System sollte robust gegenüber Fehlern und Ausfällen sein, um eine hohe Verfügbarkeit und eine zuverlässige Leistung sicherzustellen.	44.44% 4	44.44% 4	11.11% 1	0.00% 0	0.00% 0	9	1.67
Skalierbarkeit: Das Recommendation System sollte in der Lage sein, große Mengen an Daten zu verarbeiten.	55.56% 5	33.33% 3	0.00% 0	11.11% 1	0.00% 0	9	1.67
Datenschutz und Sicherheit: Das Recommendation System sollte sicherstellen, dass Benutzerdaten vertraulich und sicher behandelt werden, um Datenschutz- und Sicherheitsanforderungen zu erfüllen.	66.67% 6	33.33% 3	0.00% 0	0.00% 0	0.00% 0	9	1.33
Transparenz: Das Recommendation System sollte transparent sein, indem es erklärt, wie es Empfehlungen generiert und welche Daten es dabei verwendet.	11.11% 1	33.33% 3	33.33% 3	11.11% 1	11.11% 1	9	2.78

## F15 Welche Produktmerkmale sollten bei der Generierung der Empfehlungen durch das Recommendation System betrachtet werden?

Beantwortet: 9    Übersprungen: 0

	SEHR WICHTIG	WICHTIG	NEUTRAL	WENIGER WICHTIG	NICHT WICHTIG	INSGESAMT	GEWICHTETER MITTELWERT
Preis: Der Preis des Produkts oder der Dienstleistung sollte angemessen sein, basierend auf der Kaufhistorie des Benutzers.	11.11% 1	44.44% 4	11.11% 1	33.33% 3	0.00% 0	9	2.67
Verfügbarkeit: Die Empfehlungen sollten auf Produkte oder Dienstleistungen beschränkt sein, die tatsächlich verfügbar sind, um Enttäuschungen der Benutzer zu vermeiden.	22.22% 2	55.56% 5	22.22% 2	0.00% 0	0.00% 0	9	2.00
Qualität: Die Empfehlungen sollten auf hochwertige Produkte oder Dienstleistungen beschränkt sein, um das Vertrauen des Benutzers in das Recommendation System zu fördern.	0.00% 0	44.44% 4	55.56% 5	0.00% 0	0.00% 0	9	2.56
Diversität: Die Empfehlungen sollten eine breite Vielfalt von Produkten oder Dienstleistungen abdecken, um die Entdeckung neuer Optionen zu fördern und dem Benutzer eine größere Auswahlmöglichkeit zu bieten.	0.00% 0	44.44% 4	33.33% 3	22.22% 2	0.00% 0	9	2.78
Aktualität: Die Empfehlungen sollten auf aktuellen Daten und Trends basieren, um sicherzustellen, dass sie den Bedürfnissen des Benutzers entsprechen und nicht veraltet sind.	33.33% 3	44.44% 4	11.11% 1	11.11% 1	0.00% 0	9	2.00
Kontext: Die Empfehlungen sollten den Kontext berücksichtigen, in dem der Benutzer sich befindet, wie z.B. den Standort, das Gerät, die Tageszeit, die Jahreszeit, die Sprache und andere demographische Faktoren.	11.11% 1	33.33% 3	44.44% 4	0.00% 0	11.11% 1	9	2.67

## F16 Welches Budget steht für die Implementierung des Recommendation Systems zur Verfügung?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Wir haben ein begrenztes Budget und benötigen eine kostengünstige Lösung.	77.78%	7
Wir haben ein flexibles Budget und sind bereit, für die beste Lösung zu zahlen.	11.11%	1
Wir haben kein Budget für die Integration des neuen IT-Systems.	11.11%	1
<b>GESAMT</b>		<b>9</b>

## F17 Wie schnell benötigen Sie die Integration des neuen Recommendation-Systems?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Wir haben kein Eilbedürfnis und möchten uns Zeit nehmen, um die beste Lösung zu finden.	66.67%	6
Wir benötigen eine schnelle Integration, um den Betrieb aufrechtzuerhalten oder um den Wettbewerb zu schlagen.	33.33%	3
Wir haben einen bestimmten Zeitrahmen für die Integration, der eingehalten werden muss.	0.00%	0
<b>GESAMT</b>		<b>9</b>

## F18 Welche Art von technischer Unterstützung wird für die Implementierung/Integration des neuen Recommendation Systems benötigt?

Beantwortet: 9 Übersprungen: 0

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Wir benötigen nur minimale Unterstützung, um das neue Recommendation System zu installieren und zu konfigurieren.	33.33%	3
Wir benötigen umfassende Unterstützung, um das neue Recommendation System vollständig in Betrieb zu nehmen.	44.44%	4
Wir benötigen kontinuierliche Unterstützung, um sicherzustellen, dass das neue Recommendation System reibungslos funktioniert und aktuell bleibt.	33.33%	3
Wir benötigen keine Unterstützung, weil wir ein eigenes Recommendation System entwickeln und integrieren wollen.	11.11%	1
Wir benötigen keine Unterstützung, weil wir unseren Mitarbeiter/Developer Schulungen für die Integration eines Recommendation Systems anbieten können.	0.00%	0
Befragte insgesamt: 9		

F19 Vielen Dank für Ihre Teilnahme an dieser Umfrage. Sie können gerne Ihre Kontaktdaten hier lassen, falls Sie die Ergebnisse dieser Studie, bzw. meine Bachelorarbeit später per Email bekommen wollen.

Beantwortet: 4 Übersprungen: 5

Recommendation-Systeme

SurveyMonkey

ANTWORTOPTIONEN	BEANTWORTUNGEN	
Name	100.00%	4
Firma	100.00%	4
Adresse	0.00%	0
Adresse 2	0.00%	0
Ort	0.00%	0
Bundesland/Region	0.00%	0
Postleitzahl	0.00%	0
Land	0.00%	0
E-Mail-Adresse	100.00%	4
Telefonnummer	50.00%	2

## A.2 Interview Transkript

**INTERVIEWERIN:** Können Sie bitte kurz erzählen, was Ihr Unternehmen macht und warum Sie ein Recommender-System brauchen?

**INTERVIEWTER:** Natürlich. Wir entwickeln eine App, in der verschiedene Events als Produkte angeboten werden. Unser Ziel ist es, etwas Ähnliches wie Tinder oder andere Matching-Apps zu schaffen, jedoch für Events. Wir benötigen das Recommender-System, um den Nutzern passende Events vorzuschlagen. Die Produkte, also die Events, sollen entweder aufpoppen oder mithilfe von Push-Benachrichtigungen vorgeschlagen werden.

**INTERVIEWERIN:** Ist Evender nur eine App, keine Website?

**INTERVIEWTER:** Ja, später vielleicht auch eine Website. Im ersten Schritt ist es jedoch nur eine App, möglicherweise später auch eine Web-App.

**INTERVIEWERIN:** Worauf sollten die Empfehlungen denn basieren?

**INTERVIEWTER:** Sie sollten nutzerbasiert sein. Das Recommender-System sollte anhand der Nutzerdaten gut einschätzen können, was zu dem jeweiligen Nutzer passt, damit ihm das entsprechende Event angezeigt wird. Es ist uns nicht wichtig, welches Event vorgeschlagen wird, sondern nur, dass das richtige Event vorgeschlagen wird, also verfügbar und am relevantesten.

**INTERVIEWERIN:** Welche Nutzerdaten werden hiermit gemeint?

**INTERVIEWTER:** Wir wollen die Historie der Kunden in der Datenbank speichern. Zum Beispiel, dass ein Nutzer in der Vergangenheit an einem bestimmten Event teilgenommen hat und basierend auf diesen Informationen Empfehlungen gemacht werden.

**INTERVIEWERIN:** In der Umfrage haben Sie angegeben, dass Sie auch Social-Media-Daten als Datenquellen integrieren wollen. Wie planen Sie das umzusetzen?

**INTERVIEWTER:** Das werden wir mit Instagram oder Facebook lösen. Aber wir versuchen natürlich auch, die soziale Komponente bereits in der App zu entwickeln, damit wir ein wenig unabhängig von Instagram und Co bleiben. Es ist für uns wichtig zu sehen, wohin die Freunde eines Nutzers gehen, zu welchen Events sie gehen, um die Zielgruppe besser kennenzulernen.

**INTERVIEWERIN:** Und Sie haben auch angegeben, dass das Klickverhalten der Benutzer wichtig ist.

**INTERVIEWTER:** Genau, damit können wir sehen, welche Events ein Nutzer häufiger anklickt. Das ist für uns interessant.

**INTERVIEWWERIN:** Wollen Sie auch Feedback-Daten speichern?

**INTERVIEWTER:** Ja, auf jeden Fall. Wenn ein Nutzer ein Event mag, werden ihm auch andere Events vorgeschlagen, die für ihn interessant sein könnten. Es geht nicht nur um das einzelne Produkt, sondern auch um weitere Vorschläge darunter. Wenn wir am Anfang nicht alles implementieren können, dann langfristig auf jeden Fall. Die Idee ist grundsätzlich, so viele Daten wie möglich zu sammeln. Im Kontext der DSGVO werden wir natürlich auch einen geschützten Rahmen haben und weiterhin einhalten. Wir möchten so viele Daten sammeln, um die perfekten Events vorschlagen zu können. Generell sagen wir - wir sind datengetrieben. Alles, was wir machen, basiert auf Daten und nicht auf Bauchgefühl.

**INTERVIEWWERIN:** Möchten Sie Empfehlungen in Echtzeit generieren oder eher Empfehlungen basierend auf der Historie des Benutzers haben? Zum Beispiel, Echtzeit wäre es, wenn der Nutzer sich in den letzten zehn Minuten Events aus einer Kategorie angeschaut hat, dann kriegt er direkt Empfehlungen aus dieser Kategorie, auch wenn diese Events nicht zu seiner Historie passen.

**INTERVIEWTER:** Ich denke, beides. Echtzeit ist natürlich super interessant, da es launenabhängig ist und Inspiration für neue Events bei uns ein wichtiger Punkt ist. Wenn der Nutzer gerade Events sucht, möchten wir natürlich in Echtzeit wissen, worauf er Lust hat, um direkt reagieren zu können. Aber grundsätzlich spielt seine Historie eine entscheidende Rolle bei der Empfehlungsgenerierung.

**INTERVIEWWERIN:** In welchem Verhältnis?

**INTERVIEWTER:** Das ist noch nicht klar definiert, aber ich denke 80% zu 20%, also 20% für komplett neue Inspiration und 80% für das, was der Benutzer potenziell eher mag. Damit bleibt es sehr personalisiert.

**INTERVIEWWERIN:** Okay, auf welchem Weg sollen die Empfehlungen den Benutzer erreichen?

**INTERVIEWTER:** Im ersten Schritt als Push-Benachrichtigungen in der App oder auf dem Handy. Langfristig könnte auch die Möglichkeit von E-Mails existieren, aber ich glaube, dass E-Mails oft im Spam landen oder die Kunden nicht so interessiert sind,

viele E-Mails mit Eventvorschlägen zu erhalten. Wir neigen dazu, E-Mails nicht als beste Wahl zu betrachten.

**INTERVIEWERIN:** Und welche Empfehlungen sollten die Nutzer erhalten, die sich gerade anmelden und noch keine Historie haben?

**INTERVIEWTER:** Das ist am Anfang schwierig. Wahrscheinlich machen wir es zunächst zufallsbasiert, aber auch basierend auf dem Standort. Der Standort ist von Anfang an wichtig. Oder der Nutzer kann einen Ort angeben, an dem er Events besuchen möchte. Eine Überlegung ist auch, Spotify über eine API zu integrieren, um anhand der Daten die Musikrichtungen des Nutzers auszuwerten und ihm entsprechende Events vorzuschlagen. Langfristig könnten wir auch sagen, dass bestimmte Nutzergruppen mit ähnlichem Alter und Wohnort eine bestimmte Eventkategorie bevorzugen. Zum Beispiel mögen Studenten eher Partys. Aber das muss natürlich durch Testen überprüft werden, indem wir Daten verfolgen und prüfen, ob der Nutzer wirklich solche Eventkategorien mag.

**INTERVIEWERIN:** Würdet ihr bei der Registrierung eine Umfrage durchführen?

**INTERVIEWTER:** Wir haben auf jeden Fall einen Onboarding-Prozess, den wir natürlich kurz halten wollen. Dabei wird zum Beispiel nach den Eventkategorien gefragt, die der Nutzer bevorzugt, und dann kann er einige Checkboxen anklicken. Es ist relativ grundlegend, da der Onboarding-Prozess nicht zu aufwendig sein soll. Die Nutzer haben keine Lust, zu Beginn viele Informationen anzugeben.

**INTERVIEWERIN:** Okay, und werden die Benachrichtigungen einzeln sein, oder planen Sie auch Marketingkampagnen für bestimmte Nutzergruppen?

**INTERVIEWTER:** Wahrscheinlich zu Beginn eher individuell, aber langfristig vielleicht auch Marketingkampagnen. Es hängt davon ab, wie sich das Geschäftsmodell entwickeln wird. Später könnten Veranstalter die Möglichkeit haben, bestimmte Events gegen Bezahlung häufiger anzeigen zu lassen, und solche Aktionen würden wahrscheinlich über Marketingkampagnen laufen. Aber individuelle Benutzer erhalten ihre eigenen personalisierten Vorschläge.

**INTERVIEWERIN:** In der Umfrage haben Sie angegeben, dass Sie ein Recommender-System in die Cloud integrieren wollen. Wie sind Sie zu dieser Entscheidung gekommen?

**INTERVIEWTER:** Das ist ganz einfach. Generell verwenden wir bereits Cloud-Systeme, weil sie sofort einsatzbereit sind und wenig kosten. Man muss natürlich programmieren

können, aber der Aufwand ist wesentlich geringer als bei der individuellen Entwicklung einer Lösung. Google bietet beispielsweise bereits recht gute Recommender-Systeme an, die wir direkt nutzen könnten. Irgendwann, wenn die Anforderungen nicht mehr ausreichen, könnten wir auch eine individuelle Software entwickeln und verwenden. Gerade zu Beginn möchten wir jedoch testen, wie gut das Produkt ankommt, wie gut das mit dem Recommender-System funktioniert usw. In diesem Stadium macht ein Cloud-Produkt mehr Sinn als eine aufwendige individuelle Entwicklung.

**INTERVIEWERIN:** Liegt es auch daran, dass Sie später die Möglichkeit haben wollen, das System reibungslos zu skalieren?

**INTERVIEWTER:** Ja, genau, wir möchten möglichst schnell und einfach skalieren können, da wir eine große und schnell wachsende Anzahl an Produkten und Kunden erwarten.

**INTERVIEWERIN:** Und hat das auch mit dem Budget zu tun?

**INTERVIEWTER:** Das hängt natürlich auch zusammen. Langfristig kann eine Cloud-Anwendung, wenn wir viele Nutzer haben, teurer werden als eine individuelle Lösung. Solange wir jedoch noch klein sind, ist eine Cloud-Lösung eine gute Möglichkeit, schnell und kostengünstig auf den Markt zu kommen. Wir möchten möglichst wenig individualisieren, da dies bei etwas, wo wir schnell sein müssen und nicht wissen, ob es funktioniert, zu aufwendig wäre. Wir möchten sofort loslegen. Das kann sich natürlich später ändern. Die Cloud macht im Moment viel mehr Sinn.

**INTERVIEWERIN:** Okay. In der Umfrage haben Sie angegeben, dass Sie keine oder wenig technische Unterstützung benötigen.

**INTERVIEWTER:** Ja, das liegt daran, dass fast die Hälfte unserer Mitarbeiter technisch affin ist. Und wir uns am Anfang auch nicht leisten können, viel Geld für einen Experten auszugeben.

**INTERVIEWERIN:** Okay, das war es schon. Vielen Dank für Ihre Antworten.

**INTERVIEWTER:** Gerne.

## Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

\_\_\_\_\_

Ort                      Datum                       Unterschrift im Original