



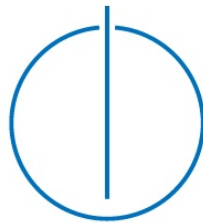
**Technische Universität
München**

Fakultät für Informatik

Masterarbeit in Informatik

Ein Recommender System für Kreativitätstechniken

Andreas Kammerloher





**Technische Universität
München**

Fakultät für Informatik

Masterarbeit in Informatik

Ein Recommender System für Kreativitätstechniken

A Recommender System for Creativity Techniques

Bearbeiter: Andreas Kammerloher

Aufgabensteller: Prof. Dr.-Ing. Jörg Ott

Betreuer: Daniel Herzog, Michele Brocco

Abgabedatum: 15.11.2017

Ich versichere, dass ich diese Masterarbeit selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe.

München, 15.11.2017

(Andreas Kammerloher)

Inhaltsangabe

Kreativitätstechniken können bei der Suche nach kreativen Lösungen für diverse Probleme enorm hilfreich sein. Allerdings verfügen nur wenige Menschen über das notwendige Wissen, um eine, für ihre Situation sinnvolle, Kreativitätstechnik auszuwählen. In dieser Arbeit werden verschiedene Ansätze für ein Empfehlungssystem für Kreativitätstechniken verglichen und es wurde ein Ansatz ausgewählt, aus dem ein Prototyp erstellt wurde. Dieser Prototyp, welcher aus Nutzereingaben und Wissen über die Eigenschaften verschiedener Kreativitätstechniken den Nutzen der Techniken berechnet und hilfreiche Empfehlungen generiert, wurde auf Empfehlungsqualität und Nutzbarkeit geprüft.

Inhaltsverzeichnis

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Einleitung | 3 |
| 1.1 | Motivation | 3 |
| 1.2 | Verwandte Arbeiten | 5 |
| 1.3 | Forschungsfragen | 6 |
| 1.4 | Vorgehen | 6 |
| 2 | Hintergrundwissen | 8 |
| 2.1 | Kreativitätstechniken | 8 |
| 2.1.1 | Definition der Begriffe | 8 |
| 2.1.1.1 | Kreativität | 8 |
| 2.1.1.2 | Der Kreative Prozess | 9 |
| 2.1.1.3 | Kreativitätstechniken | 9 |
| 2.1.2 | Einteilung der Kreativitätstechniken | 10 |
| 2.1.3 | Bewertung von Kreativität | 17 |
| 2.2 | Recommender Systeme | 19 |
| 2.2.1 | Ratings | 19 |
| 2.2.2 | Kontextbewusste Empfehlungen | 21 |
| 2.2.3 | Arten von Recommender Systemen | 21 |
| 2.2.3.1 | Content Based Recommendation | 21 |
| 2.2.3.2 | Collaborative Filtering | 23 |
| 2.2.3.3 | Knowledge-based Recommendation | 26 |
| 2.2.3.4 | Hybride Recommender Systeme | 29 |
| 2.2.4 | Erklärung von Empfehlungen | 30 |
| 2.2.4.1 | Mögliche Ziele | 30 |
| 2.2.4.2 | Arten von Erklärungen | 30 |
| 2.2.4.3 | Bewerten von Erklärungen | 32 |
| 2.2.5 | Verbesserungen von Recommender Systemen | 33 |
| 3 | Analyse | 34 |
| 3.1 | Daten über Kreativitätstechniken | 34 |
| 3.2 | Mögliche Ansätze zur Empfehlung von Kreativitätstechniken | 35 |
| 3.2.1 | Funktionale Anforderungen | 35 |
| 3.2.2 | Collaborative Filtering | 35 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 3.2.3 | Content Based Recommender | 38 |
| 3.2.4 | Case Based Recommender | 42 |
| 3.2.5 | Knowledge Based Recommender | 45 |
| 3.2.6 | Hybride Recommender Systeme | 47 |
| 3.3 | Vergleich der Ansätze | 48 |
| 4 | Konzeption | 50 |
| 4.1 | Anwendungsfall | 50 |
| 4.2 | Ursprünglicher Entwurf des Recommender Systems | 51 |
| 4.2.1 | Wissensdatenbank | 52 |
| 4.2.1.1 | Kreativitätstechniken in der Wissensdatenbank | 52 |
| 4.2.1.2 | Nutzerinteraktion mit dem System | 52 |
| 4.2.2 | Erklärung der Empfehlungen | 56 |
| 4.3 | Evaluierung und Verbesserung des Konzeptes | 56 |
| 4.3.1 | Umfrage zum Interface des Prototypen | 56 |
| 4.3.2 | Verbesserungen des Interfaces | 60 |
| 4.3.3 | Verbesserungen der Empfehlungen | 60 |
| 5 | Implementierung | 62 |
| 5.1 | Recommender | 62 |
| 5.2 | Interface | 65 |
| 6 | Evaluierung | 68 |
| 6.1 | Bewerten von Recommender Systemen | 68 |
| 6.1.1 | Existierende Bewertungsmethoden | 68 |
| 6.1.2 | Gewählte Bewertungsmethoden | 71 |
| 6.2 | Umfrage | 71 |
| 6.2.1 | Ziele der Umfrage | 71 |
| 6.2.2 | Aufbau der Umfrage | 72 |
| 6.3 | Ergebnis der Bewertung | 74 |
| 6.3.1 | Ergebnisse zur Performanz des Recommender Systems | 74 |
| 6.3.2 | Ergebnisse zur Nutzererfahrung | 76 |
| 6.3.3 | Ergebnisse zum Nutzerverhalten | 76 |
| 7 | Fazit | 82 |
| 7.1 | Antworten auf die Forschungsfragen | 82 |
| 7.2 | Weitere Forschung | 85 |
| | List of figures | 87 |

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

Kreatives Problemlösen ist ein zentraler Bestandteil des Berufsalltags und Privatlebens der meisten Menschen. Der Anwendungsbereich erstreckt sich von der Erfindung eines neuen Produktes zur Auswahl des nächsten Urlaubsziels. Dieser Problemlösungsprozess kann auch in einem Team statt finden, wie zum Beispiel mit Arbeitskollegen oder der Familie. Dabei können folgende Probleme auftreten: Zum einen fühlen sich Problemlösende oft uninspiriert und haben keinen Ansatz der ihnen hilft Ideen zu generieren. Des Weiteren werden Ideen, die auf den ersten Blick ungeeignet erscheinen schnell abgewiesen. Relevante Informationen, die bei der Problemlösung hilfreich sein könnten werden oft nicht beachtet. Außerdem fällt es häufig schwer das Team fair und gewinnbringend in den Problemlösungsprozess miteinzubeziehen.

Kreativitätstechniken helfen dabei, diese Probleme zu lösen. Eine Kreativitätstechnik ist ein Satz von Denk- und Verhaltensregeln, die einer Person oder einer Gruppe dabei helfen, Ideen zu generieren. Dabei wird die Gruppe häufig als kreativitätsförderndes Element genutzt.[Albe 05] Nutzer und Nutzerinnen (im Weiteren als „Nutzer“ bezeichnet) sind oft nicht mit Kreativitätstechniken vertraut und wissen nicht, welche Technik sich für ihre Situation am besten eignet. Darüber hinaus können nutzerspezifische Vorlieben beeinflussen, welche Technik für diese Nutzer am meisten Nutzen bringt. So würde ein ungeduldiger Nutzer etwa Techniken, die wenig Zeit benötigen, bevorzugen.

Deshalb wäre es für Nutzer hilfreich, wenn ein Recommender System ihnen Kreativitätstechniken basierend auf ihrer Problemsituation und ihren persönlichen Vorlieben vorschlagen könnte. Recommender Systeme helfen Nutzern dabei, mit

einer Überfülle von Informationen zurecht zu kommen, indem sie basierend auf den Eigenschaften von Items und Nutzern bestimmen welche Items für einen Nutzer vermutlich von Interesse sind.[Good 99]

Es existieren verschiedene Empfehlungstechniken für Recommender Systeme. Collaborative Filtering Recommender Systeme bewerten Items anhand der Meinungen anderer Nutzer. Dazu werden Bewertungen die Nutzer an Items vergeben gespeichert. Das System verwendet diese Bewertungen, um gut bewertete Items an Nutzer, die Aufgrund ihres Bewertungsverhaltens in der Vergangenheit ähnlich zum bewertenden Nutzer sind, zu empfehlen.[Scha 07] Contentbasierte Recommender Systeme dagegen speichern Vorlieben ihrer Nutzer in Profilen ab und verwenden diese, um Items mit Eigenschaften, die diesen Vorlieben entsprechen, zu empfehlen. Des Weiteren existieren knowledgebasierte Recommender Systeme, die über eine knowledge base verfügen, welche Nutzerprofile, Itembeschreibungen und Informationen darüber, wie Items und ihre Eigenschaften die Bedürfnisse von Nutzern erfüllen, enthält. Basierend auf diesem Wissen können knowledgebasierte Recommender Items empfehlen.[Pazz 07][Dani 10]

Die Kreativitätstechniken Domain besitzt einige Eigenschaften, die für die Entwicklung eines geeigneten Recommender Systems beachtet werden müssen. Zum einen ist die Anzahl der Items, aus denen das Recommender System Vorschläge generieren kann, in der Größenordnung von 200 und damit deutlich kleiner als bei verbreiteten Anwendungsgebieten von Recommender Systemen, wie zur Empfehlung von Musik, Filmen oder Restaurants. Dazu ist es sehr kompliziert, eine Empfehlung zu bewerten. Nutzer können nicht einfach angeben, ob ein Vorschlag für sie interessant ist, da eine interessante Kreativitätstechnik nicht notwendigerweise hilft, das Problem des Nutzers zu lösen.

Kreativitätstechniken können anhand von verschiedenen Eigenschaften kategorisiert werden, wie zum Beispiel Kontextfaktoren oder Ziele. Ein Beispiel für einen Kontextfaktor ist die Anzahl der Personen, die am kreativen Problemlösungsprozess mithilfe einer Kreativitätstechnik teilnehmen sollen. Beispiele für Ziele sind das Generieren von möglichst vielen, oder möglichst guten Ideen. Allerdings sind Informationen zu diesen Eigenschaften nicht immer verfügbar. So ist es für viele Techniken z.B. schwer, die optimale Anzahl von Teilnehmern zu bestimmen. Für komplexere Attribute, wie die Eignung einer Technik für einen bestimmten Problembereich, ist das notwendige Wissen nicht immer vorhanden und muss anderweitig beschafft werden, zum Beispiel durch die Berechnung des Durchschnitts dieser Eigenschaft bei ähnlichen Techniken. Dafür müssen diese Eigenschaften allerdings quantifizierbar sein. Problemsituationen der Nutzer sind sehr breit gefächert, da es viele Situationen gibt in denen kreative Problemlösung von

Nöten ist. Diese Situationen können unter Anderem im Berufsleben oder Privatleben existieren, verschiedene Gruppen mit verschiedenen Verhältnissen zueinander und verschiedener Gruppengröße beinhalten, und in der kreativen Problemlösung verschiedene Ziele angreifen.

1.2 Verwandte Arbeiten

Das gewählte Recommender System für Kreativitätstechniken wird basierend auf Konversationen mit dem Nutzer interagieren. FindMe[Burk 97] Systeme verwenden ebenfalls Konversationen, um Empfehlungen zu generieren und dem Nutzer zu erlauben, die Items zu erkunden. Entree, ein FindMe System, das Restaurants empfiehlt, lässt den Nutzer zuerst ein Restaurant als Startpunkt auswählen, um ein ähnliches zu finden, oder einige Eigenschaft angeben, die ihm besonders wichtig sind und das System den Startpunkt generieren lassen. Nun zeigt das System ein Restaurant an und der Nutzer kann Kritiken wie „weniger teuer“ oder „traditioneller“ auswählen, woraufhin das System ähnliche Restaurants findet, die sich hauptsächlich in den kritisierten Punkten unterscheiden.

Ein weiterer Aspekt dieser Arbeit ist das generieren von situationsrelevanten Empfehlungen unter Betrachtung des Kontexts in der Kreativitätsdomäne. Das kontextbewusste Recommender System für Kreativitätsunterstützungswerkzeuge der IdSpace Platform [Siel 11], einer Internetplattform für Kreativitätsunterstützungswerkzeuge, verwendet einen nutzenbasierten Recommender, um hilfreiche Ressourcen für kreative Projekte zu empfehlen. Diese Ressourcen können Personen, mit denen kollaboriert werden kann, relevante Ideen, verwandte Projekte oder andere Ressourcen sein. Dabei wird berechnet, wie gut eine Ressource zu einem bestimmten Nutzer, basierend auf einem berechneten Nutzenwert, passt. Dieser Ansatz unterscheidet sich durch das fehlende Wissen darüber, wie ein Item die Bedürfnisse eines Nutzers erfüllt, von einem knowledgebasierten Recommender. Es verwendet nur eine nutzerspezifische Nutzenfunktion, die den Nutzen von Items für den Nutzer berechnet.[Burk 02]. Das System der IdSpace Platform verwendet dabei Informationen über den Nutzer und das Projekt, die es implizit, also durch Interpretation von Nutzereingaben und nicht durch direkte Nutzerbefragung, gesammelt hat, wie die Erfahrungen des Nutzers oder die Phase, in der sich das Projekt befindet. Damit können Empfehlungen generiert werden, nach denen der Nutzer nicht explizit fragt. Sollte der Nutzer das Recommender System explizit nutzen wollen, so muss er für die Erstellung seiner Nutzenfunktion Prioritäten für bestimmte Eigenschaften

angeben.

1.3 Forschungsfragen

In dieser Arbeit werden die folgenden Forschungsfragen betrachtet.

- Welcher Recommender Ansatz eignet sich zum empfehlen von Kreativitätstechniken?
- Wie lassen sich Kreativitätstechniken auf eine für Empfehlungen geeignete Art unterteilen?
- Welche Nutzereingaben, betreffend ihrer Situation oder ihrer Vorlieben, sind nötig um hilfreiche Empfehlungen zu generieren?
- Wie können aus den Nutzereingaben für den Nutzer relevante Empfehlungen generiert werden?
- Wie kann die Performanz des Recommender Systems sinnvoll bewertet werden?

1.4 Vorgehen

Das Ziel dieser Arbeit ist es, ein Recommender System zu gestalten, das Nutzern personalisiert Kreativitätstechniken vorschlägt. Dafür müssen folgende Kernaspekte untersucht werden: Zunächst muss die Kreativitätstechniken Domain im Kontext von personalisierten Empfehlungen analysiert werden. Es muss untersucht werden, welche Arten von Problemen Nutzer mithilfe von Kreativitätstechniken lösen wollen und welche Eigenschaften die Problemsituationen der Nutzer haben. In Kombination damit muss ergründet werden, welche Eigenschaften Kreativitätstechniken haben und wie sich diese auf die Anwendbarkeit der Techniken auf eine gegebene Problemsituation auswirken.

Dazu ist festzustellen, welche Eigenschaften von Nutzern Präferenzen für bestimmte Techniken oder Arten von Techniken erkennen lassen und wie stark diese Präferenzen im Vergleich zur gegebenen Problemstellung gewichtet werden sollten. Daraufhin muss ein Recommender System Ansatz gewählt werden, der sich für die gegebene Domain eignet. Das zuvor gesammelte Wissen über Nutzer, Problemsituationen und Kreativitätstechniken muss dann so enkodiert werden, dass es vom System verwendet werden kann.

Weiterhin muss die Interaktion zwischen Nutzern und dem Recommender System gestaltet werden. Besonders wichtig ist dabei, wie das System Informationen über die Problemsituation und die Präferenzen der Nutzer sammelt. Das System verfügt nun über alle nötigen Daten, um Kreativitätstechniken zu empfehlen. Diese Empfehlungen müssen nun bewertet werden, wofür eine Metrik erstellt werden muss anhand derer Empfehlungen als „gut/hilfreich“ oder „schlecht/nicht hilfreich“ eingestuft werden können. Letztlich wird das Recommender System auf Laufzeit, User Experience und Empfehlungsqualität optimiert, wofür zunächst jeweils Ziel- und Gut-Genug-Werte definiert werden müssen.

Kapitel 2

Hintergrundwissen

Dieses Kapitel befasst sich mit dem Hintergrundwissen, welches zur Beantwortung der Forschungsfragen benötigt wird. Dazu werden zunächst Kreativitätstechniken, ihre Einteilung und ihre Bewertung betrachtet. Danach werden verschiedene Arten von Recommender Systemen, ihre Vor- und Nachteile und Erklärungen von Empfehlungen beleuchtet.

2.1 Kreativitätstechniken

Dieser Abschnitt beleuchtet die Definition von Kreativitätstechniken, wie diese eingeteilt werden können und wie Kreativität bewertet werden kann.

2.1.1 Definition der Begriffe

Im Folgenden werden wichtige Begriffe, die mit Kreativitätstechniken in Verbindung stehen definiert.

2.1.1.1 Kreativität

Kreativität hat viele Definitionen, die unterschiedlich stark einschränken, wann eine Idee oder eine Person kreativ ist. Einige Definitionen beschreiben Kreativität als die Fähigkeit etwas zu schaffen, das sowohl neu als auch nützlich ist.[Nage 09][Maye 99] Eine besonders

strenge Definition verlangt darüber hinaus, dass die Idee vom für sie relevanten Umfeld akzeptiert wird und dieses beeinflusst.[Csik 97]

Für diese Arbeit ist Kreativität als die Fähigkeit, originale und nützliche Ideen hervorzubringen, definiert. Eine Idee ist also kreativ, wenn sie für die Personen, die sie generiert haben, sowohl neu als auch nützlich ist.

2.1.1.2 Der Kreative Prozess

Ebenso wie Kreativität hat auch der kreative Prozess viele Definitionen. Einige teilen den Prozess in vier Phasen auf, wie zum Beispiel die Definition von Couger in[Coug 96]. Die erste Phase des kreativen Prozesses nach dieser Definition ist die Vorbereitung, also das Sammeln von Informationen und die Definition des Problems. Die zweite Phase ist die Inkubation, also das Nachdenken über das Problem, welches zur dritten Phase, der Erleuchtung führt. In dieser Phase wird die Idee generiert. Die letzte Phase ist die Verifikation, in der geprüft wird, ob die Idee tatsächlich geeignet ist, das Problem zu lösen.

Eine Weiterentwicklung von Cougers vier Phasen Modell ist das vier Phasen Modell von Shneiderman[Shne 00]. In dieser Definition ist die erste Phase des kreativen Prozesses erneut das Sammeln von Informationen, allerdings mit dem expliziten Hinweis, nach bestehenden Arbeiten zu suchen, welche sich bereits mit dem zu lösenden, oder einem ähnlichen, Problem beschäftigt haben. Die zweite Phase ist das Verknüpfen. Hierbei werden Mentoren und Kollegen zu Rate gezogen. Die dritte Phase ist das Kreieren, also das generieren und bewerten von Ideen. Die letzte Phase ist das Spenden. Hierbei werden die Ergebnisse des kreativen Prozesses mit anderen geteilt. Shneiderman hebt also den kollaborativen Aspekt des kreativen Prozesses hervor. Dazu sind diese Phasen nicht strikt linear. Sie können ausgetauscht und wiederholt werden. So ist zum Beispiel das Sammeln weiterer Informationen oder die Beratung mit Mentoren und Kollegen in jeder Phase hilfreich.

Im Gegensatz zu den vier Phasen Modellen ist Lubart der Auffassung, dass es einen fest definierbaren kreativen Prozess nicht gibt. Stattdessen gibt es mehrere kreative Prozesse, die von der Art des zu lösenden Problems abhängig sind[Luba 05].

2.1.1.3 Kreativitätstechniken

[Albe 05] definiert die Kreativitätstechnik als einen Satz von Denk- und Verhaltensregeln, der einer Person oder einer Gruppe dabei hilft, Ideen zu generieren, wobei die Gruppe

häufig als kreativitätsförderndes Element genutzt wird. Allerdings existieren zusätzlich Kreativitätstechniken, die andere Ziele verfolgen, die ebenfalls Teil des kreativen Prozesses sind, wie zum Beispiel das Bewerten von Ideen, das Erkennen von Problemen oder das Sammeln und Strukturieren von relevantem Wissen.

2.1.2 Einteilung der Kreativitätstechniken

Dieser Abschnitt betrachtet die Einteilungen von Kreativitätstechniken aus verschiedenen Quellen und erstellt darauf basierend eine Einteilung, die für diese Arbeit verwendet werden wird.

Eigene, intuitive Einteilung

Bevor wissenschaftliche Arbeiten, in denen Kreativitätstechniken aufgeteilt werden, gelesen wurden, wurden etwa 50 Kreativitätstechniken betrachtet und darauf basierend eine intuitive Einteilung erstellt (siehe Tabelle 2.1). Diese intuitive Einteilung fungiert als Vergleichspunkt für die Einteilung aus existierenden Arbeiten.

| | |
|-----------------------------|---|
| Inspiziert(ja/nein) | Durch äußere Einflüsse inspiriert |
| Rollenspiel(ja/nein) | Nutzer nehmen verschiedene Rollen/Sichtweisen an |
| Moderiert(ja/nein) | Für die Anwendung der Technik ist ein Moderator nötig oder hilfreich |
| Strukturiert(ja/nein) | Ideen und/oder Informationen werden kategorisiert |
| Indirekt(ja/nein) | Teilnehmer lösen ein verwandtes Problem oder verwenden verwandte Informationen anstatt das eigentliche Problem direkt zu bearbeiten |
| Problemgliedernd(ja/nein) | Das Problem wird in Unterprobleme gegliedert |
| Problemdefinierend(ja/nein) | Ein zu lösendes Problem wird erkannt oder präzisiert |
| Verbessernd(ja/nein) | Bestehende Ideen/Lösungen werden verbessert |
| Qualität vs Quantität | Die Technik generiert möglichst gute oder möglichst viele Ideen |
| Einzel vs Gruppe | Die Technik eignet sich am besten für einzelne Nutzer oder Gruppen |

Tabelle 2.1: Eigene, intuitive Einteilung von Kreativitätstechniken

Einteilung für IdSpace

In [Grub 08a] und [Grub 08b], welche eine Einteilung für die IdSpace Plattform erstellt haben, werden Kreativitätstechniken nach Charakteristiken eingeteilt. Dabei werden drei Hauptkategorien definiert. Die erste Kategorie sind weiche und harte Kontextfaktoren. Diese beschreiben unter welchen Umständen eine Technik eingesetzt werden kann. Die zweite Kategorie sind Handlungsarten. Dies sind die verschiedenen kreativen Tätigkeiten, die Teil des kreativen Prozesses sein können. Die dritte Kategorie sind Hauptaktivitätsgruppen. Diese beschreiben die Ansätze, auf denen Techniken basieren.

IdSpace: Kontextfaktoren

Unter harten Kontextfaktoren, welche die Anwendbarkeit einer Technik für die IdSpace Plattform bestimmen, werden folgende Unterscheidungen getroffen: Ist die Technik für einzelne Personen, Gruppen oder beides geeignet? Müssen die Teilnehmer emotional involviert sein und einander vertrauen? Dies ist besonders wichtig, wenn Teilnehmer Angst vor scharfer Kritik an ihren Ideen haben müssen und kein Moderator zur Verfügung steht um Konflikte zu vermeiden. Müssen die Teilnehmer mit physischen Objekten interagieren oder ist die Technik effektiver, wenn physische Objekte verwendet werden, obwohl diese nicht strikt notwendig sind? Ist die Technik komplex, das heißt besteht sie aus mehreren anderen Techniken?

Für weiche Kontextfaktoren, welche die besondere Eignung einer Technik für eine Situation bestimmen, werden wiederum folgende Unterscheidungen getroffen: Ist die Technik für Unterstützung durch internetbasierte Tools geeignet? Ist zur Anwendung der Technik Interaktion zwischen den Teilnehmern notwendig? Dies bestimmt, ob die Teilnehmer gleichzeitig arbeiten müssen. Bezieht sich die Technik stark auf bestehende Informationen und Ideen? Sind die mit der Technik generierten Ideen ähnlich zur Inspiration oder anders?

IdSpace: Handlungsarten

Handlungsarten werden nach der Charakterisierung von [Bode 90] in vier grundlegende Arten von Handlungen in Kreativitätsprozessen eingeteilt. Die erste Handlungsart ist Erkundung, welche alle Aktivitäten, die neue Ideen generieren sollen, umschließt. Die zweite Handlungsart ist Validierung, welche die Analyse und Bewertung von Ideen beinhaltet. Die dritte Handlungsart ist Transformation. Diese beschreibt alle Techniken,

die Ideen modifizieren, um neue zu generieren. Die letzte Handlungsart ist Kombination. Hierbei werden neue Ideen aus mehreren Aspekten alter Ideen generiert. Jede Technik kann mehrere dieser Handlungsarten beinhalten.

Diese Handlungsarten werden durch fünf Kriterien aus dem detaillierteren IPC-Modell[Schm 96] ergänzt, welche eine Technik erfüllen kann. Diese Kriterien schließen sich gegenseitig nicht aus und bestimmen auch nicht notwendigerweise das primäre Ziel der Technik. Das erste Kriterium ist die Problemerkennung. Techniken, die dieses Kriterium erfüllen, helfen dem Nutzer dabei, Probleme zu finden oder eine neue Sicht auf ein bestehendes Problem zu erhalten. Das zweite Kriterium ist die Wissensuche. Techniken, die dieses Kriterium erfüllen, helfen dem Nutzer dabei, problemrelevantes Wissen zu sammeln. Das dritte Kriterium ist die Wissensaktivierung. Techniken, die dieses Kriterium erfüllen, helfen dem Nutzer dabei, problemrelevantes Wissen, das er bereits besitzt, als solches zu erkennen und zur Problemlösung verwenden zu können. Das vierte Kriterium ist die Wissensrestrukturierung. Techniken, die dieses Kriterium erfüllen, helfen dem Nutzer dabei, bestehendes Wissen auf neue Art zu präsentieren. Das letzte Kriterium ist die Evaluierung. Techniken, die dieses Kriterium erfüllen, helfen dem Nutzer dabei, den Nutzen von neuem oder transformiertem Wissen im Bezug auf ein Problem zu bewerten.

Die Problemerkennung erlaubt nur Wissen über das Problem zu erreichen, aber die anderen Kriterien des IPC-Modells erlauben das Generieren oder Modifizieren von Wissen über das Problem, die Domäne oder Lösungen. Kreativitätstechniken werden auch danach eingeteilt, welche dieser Wissensarten sie unterstützen.

IdSpace: Hauptaktivitätsgruppen

Hauptaktivitätsgruppen beschreiben Ansätze, auf denen die meisten Kreativitätstechniken basieren. Die erste Gruppe umfasst alle Techniken, die auf Brainstorming basieren. Also alle Techniken, mit denen viele neue Ideen erkundet werden und in denen Stichwörter zur Inspiration verwendet werden. Die zweite Gruppe, Checklisten, beschreibt alle Techniken, welche eine Reihe von Fragen verwenden um die Ideenfindung anzuregen. Die dritte Gruppe beinhaltet alle Techniken, in denen das Problem aus verschiedenen Perspektiven betrachtet wird. Die vierte Gruppe beschreibt Techniken, in denen vorhandene Information bedeutsam strukturiert werden. Die fünfte Gruppe umfasst Techniken, in denen das Expertenwissen durch das Konsultieren von Außenstehenden gewonnen wird. Mit diesem Wissen werden Ideen sortiert und validiert. Die letzte Gruppe verlässt sich auf zufällige Reize. Neue Ideen werden durch

zufällige Reize aus einem gewählten Umfeld inspiriert. Techniken, die den selben Gruppen angehören, können oft substituiert werden, wenn eine Technik zum Beispiel aus Kontextfaktorgründen nicht anwendbar ist. Techniken können mehreren Gruppen angehören.

Einteilungen durch Andere

In [Higg 06] werden Kreativitätstechniken nach ihrer Funktion eingeteilt. So wird zwischen Techniken zur Analyse der Situation, Techniken zum generieren von Ideen, alleine und in der Gruppe, und Techniken zum Auswählen und Implementieren einer geeigneten Idee unterschieden. Erstere Gruppe wird weiter aufgeteilt in Techniken zur Analyse der Umgebung, Techniken zur Erkennung von Problemen, Techniken zur Identifizierung des Kerns von Problemen und Techniken zum generieren von Annahmen. Die Einteilung ist also ähnlich zu der Einteilung nach den Handlungsarten, charakterisiert von [Bode 90] und ausgeführt in [Grub 08a].

Professor Kurt Nagel unterteilt Kreativitätstechniken in [Nage 09] lediglich in analytische und intuitive Methoden. Analytische Methoden sind dabei durch Aufteilen der Problemstellung, systematische Untersuchung der Einzelteile, einer Gliederung des Kreativprozesses und eine Kombination von verschiedenen Lösungsvariablen gekennzeichnet. Intuitive Methoden hingegen besitzen folgende Merkmale: Sie setzen sich das Verlassen eingefahrener Denkweisen zum Ziel und nutzen phantasievolle Vorstellungen, Visualisierungen von Gedanken und Ideen und Verfremdung des Problems um spontane Ideen zu generieren. Dabei soll das Unterbewusstsein miteinbezogen werden.

In [McFa 98] werden Kreativitätstechniken auf einem Spektrum in Muster-behaltend, Muster-dehnend und Muster-brechend eingeteilt. Muster-behaltende Techniken sind solche, in denen keine neuen Problemelemente oder Zusammenhänge zwischen Elementen eingeführt werden. Dazu zählen analytische Techniken und auch intuitive Techniken, wie Brainstorming, die Teilnehmer nicht explizit dazu bringen, ihre eingefahrenen Denkweisen zu verlassen. Somit werden alte Denkmuster beibehalten und generierte Ideen fallen in dieses Muster. In Muster-dehnenden Techniken werden entweder neue Elemente oder neue Zusammenhänge eingeführt, wodurch die Grenzen der Denkmuster gedehnt werden. In Muster-brechenden Techniken werden sowohl neue Elemente als auch neue Zusammenhänge eingeführt, wodurch die Teilnehmer die Grenzen ihrer Denkmuster komplett brechen können. Muster-dehnende und Muster-brechende Techniken können folgende Merkmale aufweisen: Inspiration durch zusammenhanglose Reize, Assoziierungen, mehrere Reize, keine Anwendung von Bewertungs- oder

Filtermethoden für Ideen oder unübliche Ausdrucksweisen wie Tanz, Zeichnen oder Gesang.

Musterbehaltende Techniken, wie Brainwriting, sind leichter zu lernen und anzuwenden. Dazu bergen sie für Teilnehmer weniger Risiko sich zu blamieren und sie benötigen keine große Vorstellungskraft. Musterbrechende Techniken, wie die Wunschdenken Methode, sind auf der anderen Seite des Spektrums und eignen sich mehr für Gruppen, die dem Leiter und einander vertrauen, da sich Mitglieder andernfalls unwohl fühlen und ihre ungewöhnlichen Ideen für sich behalten könnten. Sie führen öfter zu neuen und kreativen Ideen. Musterdehnende Techniken, wie die Metaphern Methode oder Objektstimulation[VanG 92], befinden sich in der Mitte des Spektrums, und bieten einen Kompromiss zwischen Sicherheit und Kreativität. Sie können auch von unerfahrenen Gruppen verwendet werden.

Auswahl einer Einteilung für diese Arbeit

Da sich [Grub 08a] und [Grub 08b] explizit mit der Einteilung von Kreativitätstechniken beschäftigen, wird ihre Einteilung als Grundlage verwendet. Allerdings ist eine Anpassung notwendig, da diese Arbeiten die Einteilung von Kreativitätstechniken durch die Linse der kreativitätsunterstützenden Internet Plattform von idSpace betrachten. Deshalb werden nur Kriterien gewählt, die in mehreren Quellen vertreten sind oder intuitiv sinnvoll sind.

Auswahl der Kontextfaktoren für diese Arbeit

Die Kontextfaktoren, die in dieser Arbeit verwendet werden und die Quellen, die diese erwähnen, sind in Tabelle 2.2 zu sehen. Dabei bezeichnet „intuitiv“ ein Kriterium, das auch in der eigenen, intuitiven Einteilung existiert. Da der Kern der emotionalen Involvierung das Vertrauen, und damit die Sicherheit vor Kritik, unter Anwendern ist, wird dieser Faktor zu „Moderiert“ geändert. Ein Moderator kann ein Umfeld erstellen, in dem Teilnehmer vor Kritik sicher sind. Einteilung nach der Unterstützung durch physische Objekte finden sich zwar in keiner der anderen Quellen, allerdings ist die Einteilung offensichtlich hilfreich für Nutzer, die möglicherweise keine Objekte zur Verfügung haben, die sie verwenden können.

Zusätzlich ist die Schwierigkeit und Komplexität der Anwendung einer Technik sehr hilfreich zur Empfehlung von Kreativitätstechniken, was indirekt in [McFa 98] verwendet wird. Dort werden Techniken danach eingeteilt, wie sehr sie alte Denkmuster brechen,

wobei Techniken, die alte Denkmuster stärker brechen als schwieriger beschrieben werden. Deshalb wird auch dieses Kriterium aufgenommen. Ebenso ist benötigte Zeit ein offensichtlich hilfreiches Kriterium zur Empfehlung von Techniken, das jedoch in keiner Quelle genannt wird.

| Kriterium | Quellen |
|-----------------------|-------------------------------------|
| Einzel vs Gruppe | intuitiv [Higg 06] [Grub 08b] |
| Emotional - Moderiert | intuitiv [Grub 08b] |
| Physische Objekte | [Grub 08b] |
| Schwierigkeit | [McFa 98] |
| Benötigte Zeit | - |

Tabelle 2.2: Kontextfaktoren, die in dieser Arbeit verwendet werden

Auswahl der Handlungsarten für diese Arbeit

Die Handlungsarten, die in dieser Arbeit verwendet werden und die Quellen, die diese erwähnen, sind in Tabelle 2.3 zu sehen. Sie beschreiben die Ziele, die mit Kreativitätstechniken erreicht werden können. Die Tabelle zeigt auch die Bezeichnungen, beziehungsweise Erklärungen, die in dieser Arbeit verwendet werden, um die Bedeutung der Handlungsarten für Nutzer des Recommenders verständlich zu machen.

| Kriterium | Quellen |
|--|---|
| Erkundung ->Neue Ideen generieren | intuitiv(Quantität) [Higg 06] [Grub 08b] |
| Validierung - Evaluierung ->Bestehende Ideen bewerten und auswählen | intuitiv(Qualität) [Higg 06] [Grub 08b] |
| Problemerkennung ->Probleme erkennen und verdeutlichen | intuitiv(Problem- gliedernd/definierend) [Higg 06] [Nage 09] [Grub 08b] |
| Wissensuche & Wissensaktivierung ->Problemrelevantes Wissen sammeln | [Higg 06] [Grub 08b] |

Tabelle 2.3: Handlungsarten und ihre Bezeichnungen, die in dieser Arbeit verwendet werden

Auswahl der Hauptaktivitätsgruppen für diese Arbeit

Die Hauptaktivitätsgruppen, die in dieser Arbeit verwendet werden und die Quellen, die diese erwähnen, sind in Tabelle 2.4 zu sehen. Alle Hauptaktivitätsgruppen aus [Grub 08b] werden beibehalten, da Hauptaktivitätsgruppen sich gut eignen um Nutzern eine Art von Kreativitätstechnik, die ihnen besonders gut gefällt oder mit der sie vertraut sind, zu empfehlen. Außerdem können sie verwendet werden, um die Vielfältigkeit der Empfehlungen zu verbessern, da Techniken mit gleichen Hauptaktivitätsgruppen tendenziell ähnlich sind.

| Kriterium | Quellen |
|----------------------------|------------|
| Brainstorming | [Grub 08b] |
| Checklisten | [Grub 08b] |
| Verschiedene Perspektiven | [Grub 08b] |
| Informationsstrukturierend | [Grub 08b] |
| Expertenwissenevaluierung | [Grub 08b] |
| Zufällige Reize | [Grub 08b] |

Tabelle 2.4: Hauptaktivitätsgruppen, die in dieser Arbeit verwendet werden

Einteilung nach neuen Informationen

Nach einer Umfrage (siehe Abschnitt 4.3) wurden weitere Informationen über Kreativitätstechniken gesammelt. Diese neuen Informationen, und wie sie zur Einteilung von Kreativitätstechniken verwendet werden, sind in Unterabschnitt 4.3.3 beschrieben.

2.1.3 Bewertung von Kreativität

Im Folgenden werden verschiedene Ansätze zur Bewertung von Kreativität beleuchtet.

Creative Engagement

[Cand 07] misst Kreativität im Kontext von interaktiven Kunstwerken indem die Qualität der kreativen Arbeit anhand der Reaktion des Publikums bewertet wird. Dabei gibt es zwei Kriterien zur Bewertung der Kreativität eines interaktiven Kunstwerkes:

- **Sofortiges Einfangen der Aufmerksamkeit:** Zieht Aufmerksamkeit auf sich, provoziert verspieltes Verhalten.
- **Andauerndes Einfangen der Aufmerksamkeit:** Behält Aufmerksamkeit für eine gegebene Zeitspanne.

Sind diese Kriterien erfüllt, so ist „Creative Engagement“ erreicht.

Dieses „Creative Engagement“ könnte auf empfohlene Kreativitätstechniken übertragen werden. Wenn eine Kreativitätstechnik sofort die Aufmerksamkeit der Teilnehmer auf sich zieht und diese auch behält, so ist dies möglicherweise ein Indikator, dass die Technik kreativitätsfördernd wirkt.

Bewertung basierend auf der Generierung von Ideen

[Jiaz 97] bewertet das kreative Denken von Schülern, indem ihre Kreativität anhand von drei Kriterien bewertet wird.

- **Flüssigkeit:** wie schnell eine Reihe von Ideen produziert wird.
- **Flexibilität:** die Menge und Vielfalt der Ideen.
- **Elaborationsfähigkeit:** das Einfügen nötiger Details.

Die Generierung von Ideen unter der Verwendung verschiedener Kreativitätstechniken könnte anhand dieser Kriterien bewertet werden.

Bewertung basierend auf der Qualität der Ideen

[Mahe 10] vergleicht die Kreativität von Menschen und Maschinen, indem vom Menschen und maschinell generierte Ideen anhand der folgenden Kriterien bewertet werden:

- **Neuheit:** wie sehr sich eine Idee von anderen ihrer Art unterscheidet; berechnet mit k-means clustering.
- **Wert:** wie nützlich eine Idee im Vergleich zu anderen ihrer Art ist; berechnet anhand von domäneabhängigen Variablen, die von der bewertenden Entität festgelegt werden müssen.
- **Unerwartetheit:** wie überraschend eine Idee ist; bewertet anhand von, mit maschinellern Lernen erkannten, Mustern. Je weiter eine Idee von diesen Mustern abweicht, desto unerwarteter ist sie.

Diese Kriterien sind analog zur Definition von Kreativität. Sie können verwendet werden, um die Ideen, die mit verschiedenen Kreativitätstechniken erstellt wurden, zu bewerten.

Bewertung anhand der Interaktion der Gruppe

[Brya 07] misst Kreativität im Kontext von Problemlösung in der Gruppe. Kreativität wird daran erkannt, dass Gruppenmitglieder verstärkt aufeinander eingehen und an den Ideen der anderen interessiert sind. Dieses aufeinander eingehen wird mit folgenden Kriterien bewertet:

- Physische Nähe der Teilnehmer bei der gemeinsamen Arbeit.

- Modifikation gegenseitiger Beiträge durch die Teilnehmer.
- Weiterentwicklung bestehender Ansätze anderer Teilnehmer statt Arbeit an eigenem Ansatz.

Dabei gibt es drei Stufen der Einstimmung in der Gruppe.

- **Zurkenntnisnahme:** Teilnehmer zeigen, dass sie sich der Beiträge anderer bewusst sind.
- **Spiegelung:** Teilnehmer können sich an Beiträge anderer erinnern und diese erklären/beschreiben.
- **Transformation:** Teilnehmer transformieren die Beiträge anderer und verstehen den Inhalt und die Idee hinter den Beiträgen.

Auch die Kreativitätsförderung von Kreativitätstechniken kann darauf basierend bewertet werden, wie sehr die Gruppenmitglieder kooperieren.

2.2 Recommender Systeme

Dieser Abschnitt befasst sich mit verschiedenen Komponenten und Arten von Recommender Systemen, die sich als Grundlage für ein Recommender System zur Empfehlung von Kreativitätstechniken eignen könnten.

2.2.1 Ratings

Einige Arten von Recommender Systemen basieren auf den Bewertungen, im Folgenden auch Ratings genannt, die Nutzer an Items vergeben.

Skalen für Ratings

Ratings können unär, binär oder auf einer Skala sein. Im Fall von unären Bewertungen kann der Nutzer nur angeben, ob ihm ein Item gefällt. Bei binären Bewertungen kann er angeben, ob ihm ein Item gefällt oder nicht gefällt und bei Ratings auf einer Skala kann das Item zum Beispiel mit einem bis fünf Punkten oder zwischen „gefällt mir gar nicht“, „gefällt mir nicht“, „neutral“, „gefällt mir“ und „gefällt mir sehr“ bewertet werden, welche sich wieder auf Zahlen abbilden lassen. [Agga 16]

Mehrere Kriterien für Ratings

Ratings können mehrere Kriterien beinhalten. Eine Kreativitätstechnik kann zum Beispiel nach Menge der generierten Ideen, Qualität der Ideen und Spaß am Nutzen der Technik bewertet werden. Jedes Kriterium kann auf einer Skala von eins bis fünf bewertet werden. Damit Beschreiben die Ratings präziser welcher Bestandteil eines Items dem Nutzer gefällt oder missfällt. Beim generieren einer Empfehlung könnte die Qualität der Ideen als Hauptkriterium gewählt werden, nach welchem optimiert wird. Dazu können die Kriterien Menge und Spaß als Einschränkungen verwendet werden; alle Techniken, die nicht einen festen Mindestwert für Menge von Ideen und Spaß an der Anwendung überschreiten werden herausgefiltert. Dazu kann, wenn zusätzlich zu den einzelnen Kriterien auch eine Gesamtwertung abgegeben wird, anhand der Ratings erkannt werden, welche Bestandteile von Items für den bewertenden Nutzer besonders von Bedeutung sind. Bewertet ein Nutzer also Kreativitätstechniken, die ihm Spaß machen, aber nur wenige Ideen generieren, insgesamt als gut, so ist Spaß für ihn von höherer Bedeutung und Empfehlungen können entsprechend angepasst werden. Mehrere Kriterien bieten außerdem den Vorteil, dass ein Nutzer Empfehlungen nach bestimmten Eigenschaften anfragen kann. So kann ein Ratings basiertes System zum Beispiel auf Anfrage Empfehlungen mit Fokus auf Spaß an der Nutzung der Kreativitätstechnik generieren. [Adom 05][Adom 06]

Sammeln von Ratings

Ratings können durch explizites oder implizites Feedback gesammelt werden. Explizites Feedback wird generiert, indem der Nutzer direkt befragt wird. Er kann also zum Beispiel ein Produkt mit einem bis fünf Sternen bewerten. Dieser Ansatz liefert präzisere Informationen und ist damit auch mit wenigen Daten bereits effektiv. Dazu gibt es dem Nutzer das Gefühl, dass seine Meinungen gehört werden und wichtig sind. Der Nachteil ist, dass explizites Feedback ein Mehraufwand für den Nutzer ist. Dies kann für den Nutzer störend sein, oder dazu führen, dass nur wenige Ratings erstellt werden. Implizites Feedback wird aus dem Verhalten des Nutzers extrapoliert. So wird zum Beispiel der Kauf oder die längere Betrachtung eines Produktes als positive Bewertung und kurze Betrachtung eines Produktes ohne Kauf als negative Bewertung betrachtet. Diese Art Feedback zu generieren bedeutet für den Nutzer keinen erhöhten Aufwand, was zu einer angenehmeren Nutzererfahrung führen kann und das Problem, dass Nutzer keine Bewertungen abgeben wollen könnten, negiert. Allerdings ist dieses Feedback weniger präzise und enthält Fehler. So könnte ein Nutzer ein Produkt nur lange betrachten, weil er beim durchsuchen des Angebots durch einen Anruf abgelenkt wurde. Das Produkt

wird also fälschlicherweise als positiv bewertet. Um diese Fehler auszugleichen werden im Vergleich zu explizitem Feedback viel mehr Daten benötigt um hilfreiche Ratings zu erhalten.[Pazz 07][Scha 07]

2.2.2 Kontextbewusste Empfehlungen

Kontextbewusste Empfehlungen betrachten zusätzlich Informationen aus dem Kontext, im Folgenden auch Situation und Umgebung genannt. Kontextfaktoren können auf Zeit basieren, so wie Jahreszeiten, Wochentage oder Uhrzeiten. Sie können auch auf Orten basieren, wie das Land, in dem ein Nutzer sich befindet, oder die Distanz zu z.B. einem Restaurant für einen Restaurant Recommender. Außerdem kann der soziale Kontext in Betracht gezogen werden, also die Anzahl der Nutzer, für die eine einzelne Empfehlung generiert werden soll und deren Verhältnis zueinander. Kontextinformationen können auch auf anderen Umgebungsvariablen basieren.

Diese Daten können automatisch erfasst werden, wie die GPS Position eines Smartphone Nutzers, oder vom Nutzer erfragt werden.[Agga 16]

2.2.3 Arten von Recommender Systemen

Dieses Kapitel wird die am weitesten verbreiteten Arten von Recommender Systemen vorstellen.

2.2.3.1 Content Based Recommendation

Contentbasierte Recommender Systeme empfehlen Items basierend auf Itembeschreibungen und Nutzerprofilen. Nutzerprofile enthalten Informationen über die Präferenzen für bestimmte Eigenschaften von Items. Dazu enthalten sie Interaktionen die der Nutzer mit dem System hatte, wie „der Nutzer hat dieses Item verwendet“, welche verwendet werden können, um die Präferenzen der Nutzer zu lernen. Profile können, wie Ratings, explizit oder implizit erstellt werden. Sie werden also durch explizite Befragung des Nutzers oder aus dem Verhalten des Nutzers heraus generiert. Mithilfe des Profils kann eine Funktion erstellt werden, die ein Item, anhand seiner Eigenschaften, auf die Wahrscheinlichkeit, dass dem Nutzer dieses Item gefällt, abbildet. [Pazz 07]

Wenn einem Nutzer also Brainstorming gefällt ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass ihm eine Technik, die nach einem ähnlichen Prinzip funktioniert, auch gefällt. Also könnte

ein contentbasierter Recommender Brainwriting empfehlen, welches mit Brainstorming Eigenschaften wie das Ziel, möglichst viele Ideen zu generieren, und die Inspiration durch die Ideen anderer Teilnehmer teilt.

Case Based Recommendation

Casebasierte Recommender Systeme sind eine Art von contentbasierten Recommender Systemen welche sich besonders für Domänen eignen, in denen Eigenschaften von Items gut definierbar sind und Nutzervorlieben sich nur schlecht definieren lassen. Casebasierte Recommender verwenden eine Datenbank mit Erfahrungen aus vergangenen Problemlösungen (cases). Jede dieser Erfahrungen enthält ein Problem, welches eine Anfrage eines Nutzers ist, und eine Lösung, welche eine erfolgreiche Empfehlung, also eine Empfehlung, die für den Nutzer zufriedenstellend war, ist. Bei neuen Anfragen, welche aus gewünschten Eigenschaften für ein Item bestehen, wird die Datenbank nach Erfahrungen durchsucht, die der neuen Anfrage ähnlich sind. Anfragen sind ähnlich, wenn die Eigenschaften nach denen der Nutzer fragt und die Eigenschaften der Anfrage aus der Erfahrung ähnlich sind. Die Ähnlichkeit der Eigenschaften sollte für die Domäne spezifisch gewichtet sein um bedeutsame Ähnlichkeiten zu berechnen. Der Nutzer kann dann eine der so gewählten Lösungen akzeptieren oder anhand der Ergebnisse seine Anfrage modifizieren. Das System kann Erfahrungen adaptieren. Das heißt wenn ein Nutzer einen Lösungsvorschlag modifiziert kann die Erfahrung für die Anfrage modifiziert werden um in Zukunft ähnliche Anfragen direkt mit der modifizierten Lösung zu verbinden. Ähnlich werden auch neue Erfahrungen generiert. [Smyt 07][Brid 06]

Wenn ein Nutzer also eine Kreativitätstechnik anfragt, die analytisch ist und sich für komplexe Probleme eignet, durchsucht das System die Erfahrungsdatenbank nach Erfahrungen mit ähnlichen Anfragen. Es findet eine Erfahrung, die genau diesen Eigenschaften entspricht, deren Lösung der morphologische Kasten ist. Demnach wird dem Nutzer die Kreativitätstechnik morphologischer Kasten empfohlen.

Vor- und Nachteile

Contentbasierte Recommender Systeme haben folgende Vorteile:

- Nicht vom Cold start Problem für neue Items betroffen, da die Eigenschaften von neuen Items direkt mit dem Nutzerprofil verwendet werden können

- Contentbasierte Erklärungen der Empfehlungen sind leicht, da basierend auf Inhalt empfohlen wird[Agga 16]

Sie haben aber auch folgende Nachteile:

- Cold start Problem für neue Nutzer. Solange das System noch kein Nutzerprofil erstellt hat kann es keine personalisierten Empfehlungen generieren
- Inhalt von Items muss automatisch erfasst werden können oder mit viel Aufwand manuell definiert werden.
- Überspezialisierung und Diversitätsproblem. Der Nutzer erhält nur Empfehlungen die seinen bekannten Vorlieben ähneln, wodurch viele Empfehlungen aufgrund der selben Eigenschaften empfohlen werden. Dadurch sind sich die Empfehlungen sehr ähnlich. Entdeckungen von unerwarteten Items, die dem Nutzer gefallen sind unwahrscheinlich.[Adom 05][Smyt 07]
- Stabilitäts- vs Plastizitätsproblem. Wandelnde Vorlieben von etablierten Nutzern werden nur langsam erkannt.[Burk 07]

2.2.3.2 Collaborative Filtering

Collaborative Filtering Recommender Systeme empfehlen Items basierend auf den Meinungen anderer Nutzer. Das System speichert für jede Bewertung den bewertenden Nutzer, das Item und den Wert, den der Nutzer dem Item gegeben hat.[Scha 07]

Collaborative Filtering Ansätze können anhand ihres Nachbarschaftsmodells in nutzerbasiert und itembasiert, und anhand der Methode nach welcher sie Vorhersagen für Ratings berechnen in speicherbasiert und modellbasiert aufgeteilt werden.[Adom 06][Ricc 10]

Nutzerbasiertes Collaborative Filtering

Nutzerbasierte Collaborative Filtering Methoden berechnen die Bewertung, die ein Nutzer einem Item geben würde, indem es andere Nutzer, im Folgenden Nachbarnutzer, findet, die in der Vergangenheit ähnlich bewertet haben wie der Nutzer. Haben die Nachbarnutzer ein item bewertet, dass der Nutzer noch nicht bewertet hat, so kann aus ihren Bewertungen die Bewertung, die der Nutzer dem Item geben würde approximiert werden. Die Bewertungen der Nachbarnutzer können hierbei mit ihrer Ähnlichkeit zum Nutzer gewichtet werden. Nutzerbasierte Methoden finden mehrere stark ähnliche Nachbarn als itembasierte

Methoden, wenn die Anzahl der Items deutlich größer ist als die Anzahl der Nutzer. Des weiteren muss die Ähnlichkeit zwischen Nutzern selten neu berechnet werden, da sich die Nutzerbasis nur langsam ändert. Außerdem empfehlen nutzerbasierte Recommender häufiger überraschende Items.[Scha 07][Ricc 10]

Itembasiertes Collaborative Filtering

Itembasierte Collaborative Filtering Methoden berechnen die Bewertung, die ein Nutzer einem Item geben würde, indem es unter den bereits vom Nutzer bewerteten Items ähnliche andere Items, im Folgenden Nachbaritems, findet. Diese Nachbaritems sind Items, die von anderen Nutzern ähnlich wie das betrachtete Item bewertet wurden. Aus den Bewertungen, die der Nutzer diesen Nachbaritems gegeben hat, kann nun die Bewertung, die er dem betrachteten Item geben würde, approximiert werden. Itembasierte Methoden finden mehrere stark ähnliche Nachbarn und benötigen weniger Speicherplatz als nutzerbasierte Methoden, wenn die Anzahl der Nutzer deutlich größer ist als die Anzahl der Items. Des weiteren muss in itembasierten Methoden die Ähnlichkeit zwischen Items selten neu berechnet werden, wenn die Items sich nur langsam ändern. Außerdem lassen sich Empfehlungen, die auf ähnlichen Items basieren, leichter erklären und Nutzer können die Gewichtungen der ähnlichen Items leicht editieren um ihre Empfehlungen zu optimieren.[Scha 07][Ricc 10]

Speicherbasiertes Collaborative Filtering

Speicherbasierte Collaborative Filtering Methoden basieren ihre Empfehlungen direkt auf dem Nutzerverhalten, das in der Vergangenheit gespeichert wurde. Der Vorteil von speicherbasierten Methoden ist, dass weniger und simplerer Code benötigt wird, um sie zu realisieren.[Bree 98]

Modellbasiertes Collaborative Filtering

Modellbasierte Collaborative Filtering dagegen Methoden verwenden existierende Bewertungen um mit maschinellern Lernen ein Modell zu erstellen, anhand dessen Bewertungen vorhergesagt werden können.[Adom 06][Ricc 10] Der Vorteil von modellbasierten Methoden ist, dass nicht alle Nutzerdaten gespeichert werden müssen, sondern nur das Modell, wodurch dieser Ansatz deutlich weniger Speicherplatz benötigt. Dazu generieren modellbasierte Methoden Empfehlungen in kürzerer Zeit als

speicherbasierte Methoden. Allerdings benötigen sie eine Lernphase um das Modell zu generieren, welche mehrere Stunden dauern kann.[Bree 98]

Beispiel

Als Beispiel dient ein nutzerbasiertes Collaborative Filtering Recommender System, in dem B und C Nachbarnutzer von A sind, weil sie den morphologischen Kasten und Brainstorming ähnlich bewertet haben wie A (siehe Tabelle 2.5). Das System will nun vorhersagen, ob A die Methode-635 gefallen würde. B und C haben diese Kreativitätstechnik mit 4 und 5 von 5 Sternen bewertet. Darauf basierend kann das System vorhersagen, dass A diese Technik vermutlich mit etwa 4,5 Sternen bewerten würde. Da dies eine gute Bewertung ist wird A die Technik empfohlen.

| | Nutzer A | Nutzer B | Nutzer C |
|---------------|----------|----------|----------|
| Morph. Kasten | 3 | 3 | 3 |
| Brainstorming | 4 | 5 | 5 |
| Methode-635 | - | 4 | 5 |

Tabelle 2.5: Bewertungen von den Nutzern A und B in einem collaborative filtering System.

Vor- und Nachteile

Collaborative Filtering Recommender Systeme haben folgende Vorteile:

- Unabhängig von Art der Items. Items müssen nicht anhand ihrer Eigenschaften klassifizierbar sein.
- Kann Items entdecken, die dem Nutzer überraschend gefallen[Scha 07]
- Vorhersagen verbessern sich mit steigender Nutzung.[Resn 94]

Sie haben aber auch folgende Nachteile:

- Cold start Problem für neue Items, da für diese noch keine Bewertungen existieren anhand derer das Item empfohlen werden könnte.
- Cold start Problem für neue Nutzer.[Scha 07]
- Grey Sheep Problem. Manche Nutzer sind zu keiner Gruppe ähnlich oder haben sogar keinen einzigen anderen Nutzer im System, der ihnen ähnlich bewertet. Für diese Nutzer können keine guten Empfehlungen generiert werden.[Gras 16]

- Stabilitäts- vs Plastizitätsproblem. Wandelnde Vorlieben von etablierten Nutzern werden nur langsam erkannt.[Burk 07]
- Informationsseltenheit (Data-Sparsity). Wenn viel mehr Items als Bewertungen existieren ist die Anzahl von Items, die von mehreren Nutzern bewertet wurden gering, womit sich nur schwer Nachbarn finden lassen.[Adom 05]

2.2.3.3 Knowledge-based Recommendation

Knowledgebasierte Recommender verwenden Wissen über Nutzer und Items um Empfehlungen zu generieren, die die Anforderungen des Nutzers erfüllen. Um gute Empfehlungen zu generieren benötigt das System eine Wissensdatenbank, die Items mit ihren Eigenschaften und Informationen darüber, wie diese das Problem eines Nutzers lösen können, beinhaltet. Diese Wissensdatenbank muss von einem Domäneexperten erstellt werden. Der Nutzer gibt eine Reihe von Anforderungen an, die erfüllt werden sollen. Mithilfe dieser Anforderungen kann das System für Items anhand ihrer Eigenschaften ihren Nutzen für den Nutzer vorhersagen. Knowledgebasierte Recommender Systeme können den Nutzer direkt nach allen Anforderungen fragen oder Konversationen verwenden. Konversationen benötigen längere Nutzerinteraktion, erlauben aber dafür dem Nutzer, den Informationsraum zu erkunden. Anforderungen sind für den Nutzer oft zu Beginn nicht ganz klar und durch diese Erkundung kann sich der Nutzer seiner eigenen Anforderungen bewusst werden. Diese Konversationen können entweder filterbasiert oder kritikbasiert sein.

In filterbasierten Systemen spezifiziert der Nutzer weitere oder präzisere Anforderungen nach denen die Items gefiltert werden können. Dabei werden iterativ Items eliminiert, bis nur noch die am besten geeigneten Items angezeigt werden. Ein Beispiel für einen Filter ist „Nur Techniken, die für Einzelpersonen geeignet sind“. Sollten die Filter so eng definiert sein, dass nur noch sehr wenige oder kein Item mehr vorhanden ist, können Schritt für Schritt optionale Filter entspannt werden. Dazu muss festgelegt sein, welche Filter optional sind und wie wichtig die einzelnen Filter sind, damit der unwichtigste zuerst entfernt wird um die Ergebnisliste wieder zu füllen.[Felf 06]

In kritikbasierten Systemen kritisiert der Nutzer Items, die aufgrund seiner vorherigen Eingaben angezeigt werden, direkt. Eine mögliche Kritik ist „anfängerfreundlichere Kreativitätstechnik“, wenn alle angezeigten Techniken zu komplex erscheinen. Nach dieser Kritik muss das System eine ähnliche Kreativitätstechnik finden, die sich möglichst nur in ihrer Anfängerfreundlichkeit unterscheidet. Um dies zu erreichen muss für Kreativitätstechniken eine wissensbasierte Ähnlichkeitsmetrik angewandt werden.

Ein simpler Ansatz berechnet Ähnlichkeit zwischen Items als gewichtete Ähnlichkeit der Eigenschaften. Diese Methode lässt sich verbessern, indem die Gewichtung der Eigenschaften durch gelernte Nutzervorlieben und das momentane Ziel des Nutzers beeinflusst werden.

In beiden Fällen kann dieser Prozess wiederholt werden bis der Nutzer eine Empfehlung wählt mit der er zufrieden ist.[Burk 99][Burk 00][Chen 13][Chen 12][Ricc 10]

Sortieren von Items nach Nutzen

Filterbasierte und kritikbasierte Systeme können geeignete Empfehlungen finden. Damit der Nutzer nur die besten dieser Empfehlungen angezeigt bekommt, benötigt das System eine Formel für die Berechnung des Nutzens der Items für den Nutzer. Dies ist mithilfe eines Multi Attribute Utility Theory (MAUT) Schemas möglich.

Um ein solches Schema zu erstellen werden zunächst Interessendimensionen definiert. Hierbei handelt es sich um Variablen, die für den Nutzer von Interesse sind. Ein Beispiel für solche Dimensionen sind der Aufwand, den die Anwendung einer Kreativitätstechnik verursacht, und die Qualität der Technik im Hinblick auf ein Ziel, wie zum Beispiel dem generieren von möglichst vielen Ideen. Als nächstes müssen Eigenschaften der Items auf diese Dimensionen abgebildet werden. Zum Beispiel erhöhen eine lange Dauer und Komplexität den Aufwand der Anwendung einer Kreativitätstechnik, während Techniken, die auf freier Assoziation basieren und Kritik verbieten sich besonders gut für das Ziel „viele Ideen generieren“ eignen und damit die Qualität positiv beeinflussen, siehe Tabelle 2.6. Nun muss aus den Eingaben des Nutzers oder einem Nutzerprofil entnommen werden, wie die Dimensionen gewichtet werden sollen und der Nutzen eines Items kann mit Formel 2.1 für den Nutzer n wie in Tabelle 2.7 berechnet werden.[Felf 08][Felf 14][Keen 93]

$$Nutzen(n, Item) = \sum_{d \in Dimensionen} Grundwert(item, d) \times Gewichtung(n, d) \quad (2.1)$$

| Eigenschaft | Geringer Aufwand [1-5] | Qualität [1-5] |
|--------------------------|------------------------|----------------|
| Ideenqualität = Schlecht | - | 1 |
| Ideenqualität = Mittel | - | 3 |
| Ideenqualität = Gut | - | 5 |
| Zeitkosten = 0-2h | 4 | - |
| Zeitkosten = >2h | 1 | - |
| Moderator = Ja | 1 | 3 |
| Moderator = Nein | 3 | 1 |

Tabelle 2.6: Beispiel zu Einfluss von Itemeigenschaften auf die Dimensionen „Geringer Aufwand“ und „Qualität“.

| Technik | Geringer Aufwand | Qualität | Nutzen |
|------------------|------------------|----------|---------------|
| Brainstorming | 3 | 5 | $0.9+3.5=4.4$ |
| 123 Methode | 1 | 2 | $0.3+1.4=1.7$ |
| ÄnderMichMethode | 4 | 1 | $1.2+0.7=1.9$ |

Tabelle 2.7: Nutzen bestimmter Kreativitätstechniken für Nutzer n, welcher geringen Aufwand mit 0.3 und Qualität mit 0.7 gewichtet.

Vor- und Nachteile

Knowledgebasierte Recommender Systeme haben folgende Vorteile:

- Keine Anlaufphase. Knowledgebasierte Recommender funktionieren sofort in ihrer vollen Kapazität und müssen nicht zunächst Profile oder Bewertungen sammeln.[Burk 99]
- Kann sehr nutzerspezifische Empfehlungen generieren indem es den Nutzer explizit nach seinen Anforderungen fragt[Agga 16]
- Kann Empfehlungen leicht anhand von Eigenschaften des empfohlenen Items und den Bedürfnissen des Nutzers erklären [Dani 10]

Sie haben aber auch folgende Nachteile:

- Benötigt eine Wissensdatenbank die von Domäneexperten erstellt werden muss[Burk 99]
- Empfehlungen sind statisch, das System lernt nicht.[Burk 00]

- Stonewalling. Das System findet kein Item, das die Anforderungen des Nutzers erfüllt. Der Nutzer weiß nicht, welches Kriterium gelockert werden muss.[Brid 01]

2.2.3.4 Hybride Recommender Systeme

Hybride Recommender Systeme verbinden mindestens zwei Arten von Recommender Systemen um bessere Empfehlungen zu generieren oder Schwächen der einzelnen Ansätze, wie das Cold Start Problem, auszugleichen. [Doom 13][Burk 07] Folgende Ansätze können verwendet werden um Recommender Systeme effektiv zu kombinieren:

- Gewichtet: Mehrere Recommender Systeme berechnen einen Empfehlungswert. Diese werden dann zu einer finalen Bewertung kombiniert und die Items mit dem höchsten Wert werden empfohlen.
- Wechselnd: Das System wählt situationsabhängig eine aus mehreren Recommenderkomponenten und empfiehlt Items mit dieser.
- Gemischt: Mehrere Recommenderkomponenten empfehlen Items, welche dem Nutzer gemeinsam präsentiert werden.
- Kombinieren von Eigenschaften: Eigenschaften von Items aus verschiedenen Quellen, die z.B. von einer anderen Recommenderkomponente generiert wurden, werden zusammen für einen Hauptrecommender verwendet.
- Verbessern von Eigenschaften: Eine Recommenderkomponente verbessert die Repräsentation einer oder mehrerer Eigenschaften von Items. Diese verbesserten Repräsentationen werden dann von einer weiteren Recommenderkomponente verwendet um Empfehlungen zu generieren.
- Kaskade: Verschiedene Recommenderkomponenten haben unterschiedliche Prioritäten. Komponenten mit niedriger Priorität können verwendet werden um Items, nach Berechnung der Komponente mit hoher Priorität, mit gleich hohem Empfehlungswert zu sortieren.
- Meta: Eine Recommenderkomponente erstellt ein Modell aus den verfügbaren Informationen, welches dann von einer weiteren Komponente verwendet wird um Empfehlungen zu generieren.[Burk 07]

Zum Beispiel könnte ein wechselndes Hybrides Recommender System, das Collaborive Filtering und knowledgebasierte Recommender kombiniert, neuen Nutzern mithilfe der knowledgebasierten Komponente Kreativitätstechniken empfehlen, bis für diese Nutzer

genug ähnliche andere Nutzer gefunden werden können um mit der Collaborive Filtering Komponente gute Empfehlungen generieren zu können.

2.2.4 Erklärung von Empfehlungen

Dem Nutzer zu erklären wie oder warum eine Empfehlung generiert wurde kann verschiedene Vorteile haben. In diesem Kapitel werden diese beleuchtet. Dazu werden verschiedene Arten von Erklärungen und wie diese bewertet werden können betrachtet.

2.2.4.1 Mögliche Ziele

Nutzern zu erklären wie das System zu einer Empfehlung gelangt kann folgende Ziele haben:

- Transparenz: Erklären wie das System funktioniert
- Kritikfähigkeit: Nutzern erlauben dem System zu sagen dass es falsch liegt
- Vertrauen: Vertrauen der Nutzer in das System erhöhen
- Effektivität: Dem Nutzer helfen gute Entscheidungen zu treffen
- Überzeugungskraft: Den Nutzer überzeugen etwas auszuprobieren oder zu kaufen
- Effizienz: Dem Nutzer helfen schneller eine Entscheidung zu treffen
- Zufriedenheit: Nutzbarkeit und Spaß an der Benutzung erhöhen [Tint 07][Tint 11]

2.2.4.2 Arten von Erklärungen

Erklärungen basieren oft auf der Art des Recommender Systems, zu dem sie gehören, da dieses die verfügbaren Informationen bestimmt.

Erklärungen für collaborative filtering Empfehlungen

So stehen in einem collaborative filtering Recommender Bewertungen von Nutzern für Items und Informationen zur Nachbarschaft zwischen Nutzern zur Verfügung. Damit bieten sich Erklärungen wie Amazons „Kunden die diesen Gegenstand gekauft haben, haben auch.. gekauft“ an, welche dem Nutzer transparent aufzeigen, wie die Empfehlung

entstanden ist. Als weitere Option kann das System dem Nutzer einen Graph anzeigen, der darstellt wie eine Empfehlung von Nachbarn bewertet wurde.[Herl 00]

Erklärungen für contentbasierte Empfehlungen

In einem contentbasierten Recommender System stehen Nutzerprofile, die Informationen über die Vorlieben der Nutzer für Eigenschaften von Items enthalten, zur Verfügung. Empfehlungen können also mit wichtigen Eigenschaften von Items, wie der Schauspieler, der die Hauptrolle eines Films spielt, erklärt werden.[Syme 08] Bei casebasierten Recommender Systemen können die Items aus ähnlichen Fällen aus der Datenbank und ihre Ähnlichkeit zur Erklärung verwendet werden.

Erklärungen für knowledgebasierte Empfehlungen

In knowledgebasierten Recommender Systemen stehen die eingegebenen Vorlieben und Bedürfnisse des Nutzers und die Abbildung der Items auf diese zur Verfügung. Damit kann das System erklären, wie die Items die Vorlieben und Bedürfnisse erfüllen und warum die empfohlenen Items besser geeignet sind als andere.[Tint 11]

Zusammenfassung

Erklärungen können also aus Eigenschaften von empfohlenen Items bestehen, die als positiv gelten oder dem Nutzer laut seinem Profil gefallen. Alternativ können sie auch weder personalisiert noch eigenschaftensbeschreibend sein und sich auf ein inneres Bewertungssystem beziehen wie „Dieses Item gehört zu den 100 besten Items im System“.[Tint 12]

Erklärungen können aufzeigen wie ein Item empfohlen wurde. Dies ist aber oft komplexer und trägt weniger zur vom Nutzer gefühlten Nützlichkeit des Systems bei als zu erklären warum ein Item empfohlen wurde. Eine Erklärung der Gründe der Empfehlung helfen dem Nutzer die Empfehlung zu bewerten und zu erkennen, wie vertrauenswürdig sie ist. Simple Erklärungen, die sich auf Eigenschaften, die für die Domäne besonders wichtig sind, beschränken, stärken den vom Nutzer gefühlten Nutzen am meisten.[Zank 10]

2.2.4.3 Bewerten von Erklärungen

Erklärungen können danach bewertet werden, wie sie das Recommender System als ganzes verbessern. Häufig verwendete Metriken zur Bewertung von Recommender Systemen sind Genauigkeit, Lerngeschwindigkeit und Abdeckung.

Genauigkeit

Genauigkeit kann verbessert werden, indem das System erklärt wie viel Vertrauen es in die Empfehlung hat oder indem es dem Nutzer vermittelt warum das Item empfohlen wurde. So kann der Nutzer eine fundierte Entscheidung darüber treffen, ob er das Item verwenden möchte, was das Ziel der Effektivität der Erklärung erreicht. Dadurch wird die Wahrscheinlichkeit, dass der Nutzer ein schlechtes Item verwendet verringert und die Genauigkeit des Systems verbessert.

Lerngeschwindigkeit

Lerngeschwindigkeit ist mit der Zufriedenheit des Nutzers verbunden. Der Nutzer will, dass das System seine Vorlieben schnell lernt und sich an Änderungen in diesen Vorlieben anpasst. Erklärungen können aufzeigen, dass das System im Begriff ist Vorlieben im Nutzerprofil zu ändern. Die Erklärung kann auch zeigen wie das System lernt um das Ziel der Transparenz zu erfüllen, oder dem Nutzer erlauben alte Vorlieben zu löschen um das Ziel der Kritikfähigkeit zu erfüllen.

Abdeckung

Abdeckung kann verbessert werden, indem das System dem Nutzer erklärt, wo er sich im Suchraum der Items befindet und den Nutzer dazu anregen selten besuchte Items zu bewerten um das Problem der Informationsseltenheit zu lösen. Dazu kann erklärt werden, warum bestimmte Items nicht empfohlen wurden, was das Ziel der Transparenz erreicht. Items können möglicherweise nicht empfohlen werden, weil sie in einem collaborative filtering System noch keine Bewertungen erhalten haben, oder weil das System in einem knowledgebasierten System aufgrund der engen Anforderungen annimmt, dass der Nutzer an dem Item nicht interessiert ist. Eine Erklärung warum ein Item nicht empfohlen wird und eine Möglichkeit, dieses Problem zu lösen erfüllt das Ziel der Kritikfähigkeit und erlaubt dem Nutzer sein Verhalten anzupassen um die Abdeckung zu verbessern.[Tint 11]

Um Erklärungen zu bewerten kann also das System als Ganzes mit und ohne die Erklärungen bewertet werden. Erklärungen sind erfolgreich, wenn sie durch das Erfüllen ihrer Ziele das Recommender System nach üblichen Bewertungskriterien verbessern.

2.2.5 Verbesserungen von Recommender Systemen

Es gibt verschiedene Möglichkeiten, wie bestimmte Eigenschaften von Recommender Systemen aufgebessert werden können.

Die Vielfalt von empfohlenen Items kann verbessert werden, indem die Ähnlichkeit unter den Items berechnet wird und Unähnlichkeit in den Empfehlungsprozess mit einfließt. Es werden also erst vom Recommender System empfehlenswerte Items gefunden und weitere Items werden mit der Ähnlichkeit zu bereits gewählten Items verglichen und ihr Empfehlungswert wird mit dieser Ähnlichkeit verrechnet.[Smyt 07] Dies ist besonders hilfreich um das Diversitätsproblem von contentbasierten Recommender Systemen zu lösen, kann aber auch für andere Arten von Recommender Systemen verwendet werden.

Durch Bewertungen für mehrere Kriterien können Nutzervorlieben und die Eigenschaften von Items genauer erfasst werden. So bewertet ein Nutzer zum Beispiel ein Restaurant nicht mit einem bis fünf Sternen, sondern bewertet zusätzlich einzeln wie gut die Atmosphäre, der Service und das Essen sind. Damit kann das System besser erkennen, welche Eigenschaften dem Nutzer besonders wichtig sind und genauere Informationen über Items erhalten.[Adom 05]

Kapitel 3

Analyse

In diesem Kapitel werden mögliche Ansätze für ein Recommender System für Kreativitätstechniken aufgezeigt.

3.1 Daten über Kreativitätstechniken

Zu Kreativitätstechniken können folgende Daten erhoben werden, welche möglicherweise hilfreich zu ihrer Unterscheidung oder Empfehlung sind.

Als Daten, die nicht die Eigenschaften der Technik direkt betreffen, bestehen der Name der Technik, ihr Erstellungsdatum, ihr Author und ihre Popularität.

Als Daten zum Kontext der Anwendung bestehen die Dauer, die Komplexität, die Teilnehmerzahl und Anforderungen, die gegeben sein müssen, damit die Technik angewandt werden kann, wie zum Beispiel physische Nähe der Teilnehmer oder Verfügbarkeit benötigter Materialien.

Als Daten zur Ausführung der Technik bestehen die Beschreibung der Anwendung und der Ziele, die Aktionen, die während der Anwendung ausgeführt werden und die Ziele, die mit der Kreativitätstechnik erreicht werden können, entweder Abstrakt wie „viele Ideen generieren“ oder spezifischer wie „ein Urlaubsziel finden“.

Zur Qualität der Kreativitätstechnik gibt es Daten wie die Eignung zur Generation von vielen neuen Ideen, die Eignung zur Generation von besonders hochwertigen Ideen, die Eignung zur Generation von besonders diversen Ideen, und den Spaß, den die Anwendung der Technik bereitet.

3.2 Mögliche Ansätze zur Empfehlung von Kreativitätstechniken

In diesem Abschnitt werden mögliche Systeme zur Empfehlung von Kreativitätstechniken erstellt und ihre Vor- und Nachteile in der Domäne betrachtet.

3.2.1 Funktionale Anforderungen

Das System muss dem Nutzer eine oder mehrere Kreativitätstechniken empfehlen, welche für den Nutzer nützlich sind. Dabei sollen Anforderungen, Vorlieben und situationelle Umstände des Nutzers berücksichtigt werden.

Außerdem soll der Nutzer verstehen, warum ihm eine Kreativitätstechnik empfohlen wurde und Handlungen tätigen können, die die Empfehlung optimieren.

3.2.2 Collaborative Filtering

Collaborative Filtering Recommender empfehlen ausschließlich basierend auf Ratings, weshalb die Art der empfohlenen Items keinen Einfluss auf den Entwurf des Systems hat. Die Anzahl der Items in Relation zur Anzahl der Nutzer hingegen ist sehr relevant für die Auswahl zwischen einer nutzerbasierten oder einer itembasierten Methode für nachbarschaftsbasierte Empfehlungen.

Da es nur einige hundert Kreativitätstechniken gibt und die Nutzeranzahl eines öffentlichen Recommenders vermutlich deutlich höher ist, eignet sich hier eine itembasierte Methode (Siehe Unterunterabschnitt 2.2.3.2), da hiermit leichter ähnliche Nachbarn gefunden werden und damit die Qualität der Empfehlungen steigt. Des weiteren benötigt dieser Ansatz weniger Speicherplatz und da sich Techniken selten ändern und auch nur langsam neue hinzugefügt werden, müssen nur selten neue Ähnlichkeiten berechnet werden. Dadurch skaliert das System mit einer itembasierten Methode besser. Für Kreativitätstechniken scheinen verlässliche Empfehlungen hilfreicher als überraschende, da ihre Verwendung viel Zeit in Anspruch nehmen und bedeutende Auswirkungen haben kann. Deshalb ist die geringere Wahrscheinlichkeit von überraschenden Empfehlungen kein großer Nachteil.

Ratings

Der Recommender verwendet Ratings, die auf mehreren Kriterien basieren und eine Gesamtwertung beinhalten. Dadurch können Techniken für Nutzer in unterschiedlichen Situationen präziser empfohlen werden. Diese Kriterien basieren auf Einteilungen von Kreativitätstechniken aus Unterabschnitt 2.1.2. Techniken werden zusätzlich zur Gesamtwertung jeweils auf ihre Eignung zur Generation von vielen Ideen, hochqualitativen Ideen und Simplizität bewertet. Die Kriterienanzahl wurde auf drei beschränkt, damit die Bewertung für Nutzer möglichst wenig Aufwand bedeutet, gleichzeitig jedoch noch immer hilfreiche Informationen liefert. Die Anzahl und Qualität von Ideen ist für alle Nutzer von Kreativitätstechniken sehr wichtig und verschiedene Techniken können in diesen Faktoren für verschiedene Nutzer, abhängig von ihrer Situation und ihren Vorlieben, unterschiedlich effektiv sein. Simplizität ist vor allem für neue Nutzer wichtig, und wird mit steigender Erfahrung vermutlich weniger relevant. Dennoch kann eine Technik, die für einen Nutzer simpel ist, für eine andere Art von Nutzer komplex wirken. Deshalb sind Techniken, die nach diesen Kriterien ähnlich zu solchen, die dem Nutzer bereits gefallen haben, sind, möglicherweise gute Vorschläge.

Um diese Ratings zu sammeln wird explizites Feedback verwendet, da präzise Informationen für die Kriterien, anhand derer eine Technik bewertet wird, benötigt werden. Kreativitätstechniken werden seltener verwendet als zum Beispiel Musikstücke angehört werden. Dadurch würde implizites Feedback nur langsam gesammelt werden können. Dazu ist die Anwendung einer Kreativitätstechnik eine Handlung, die viel Zeit und Konzentration in Anspruch nimmt. Zum Abschluss eine Bewertung abzugeben ist in der Relation zum Anwendungsaufwand ein sehr geringer Mehraufwand. Dadurch könnten Nutzer stärker motiviert sein, angewandte Techniken auch zu bewerten.

Nachdem ein Nutzer eine empfohlene Methode ausgewählt und angewandt hat, kann er anhand der definierten Kriterien und für die Technik allgemein jeweils einen bis fünf Sterne vergeben. Dieses System wird verwendet, da es ausreichende Präzision bietet, um genaue Informationen über die Vorlieben des Nutzers zu erhalten, und weil dies eine häufig verwendete Skala ist[Agga 16], wodurch Nutzer vermutlich mit ihr vertraut sind.

Um Kontextinformationen in Betracht ziehen zu können muss der Collaborative Filtering Recommender als Komponente in einem Hybriden Recommender System verwendet werden, in dem eine andere Komponente Kontextinformationen sinnvoll verwenden kann.

Erklären der Empfehlungen

Um Empfehlungen des vorgeschlagenen Systems zu erklären stehen die Bewertungen von Kreativitätstechniken und die Nachbarschaft zwischen Kreativitätstechniken zur Verfügung. Daraus kann ein Graph generiert werden, der die Nachbaritems, aufgrund derer die Empfehlung generiert wurde, und die Bewertungen, die der Nutzer den Nachbaritems gegeben hat angezeigt werden. Dazu kann die Ähnlichkeit der Nachbaritems zum empfohlenen Item angezeigt werden. Hiermit kann dem Nutzer auf gut verständliche Art aufgezeigt werden, wie und warum ein Item empfohlen wurde.

Vorteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein großer Vorteil von Collaborative Filtering Recommender Systems ist, dass kein ursprüngliches Wissen über die zu empfehlenden Items benötigt wird. Alle Informationen werden aus Nutzerbewertungen generiert. Damit sind eventuelle Lücken in Informationen über bestimmte Techniken unproblematisch und die Erstellung des Systems hat einen stark verringerten Arbeitsaufwand.

Zudem sind Collaborative Filtering Recommender gut darin, überraschende Items zu empfehlen. Dieser Vorteil ist im, in dieser Arbeit benötigten, System vermindert, da die itembasierte Methode weniger gut darin ist, überraschende Items zu empfehlen. Wie bereits beschrieben, sind überraschende Empfehlungen für einen Recommender von Kreativitätstechniken nicht wichtig.

Letztlich verbessern sich die Vorhersagen, die das System über die Eignung eines Items für einen Nutzer treffen kann, und damit die Qualität der Empfehlungen, mit der Nutzung des Systems. Anders als bei Recommender Systemen für Musik oder Restaurants benötigen Nutzer vermutlich eher selten neue Techniken, sondern eine Technik, die für ihre Situation geeignet ist, mit der sie vertraut werden, und die sie öfter anwenden können. Damit wird das System vermutlich von einzelnen Nutzern nicht so häufig verwendet, wie in anderen üblichen Anwendungsfällen für Collaborative Filtering Recommender Systeme und dieser Vorteil ist deshalb für die meisten Nutzer nicht relevant.

Nachteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein Nachteil von Collaborative Filtering Recommender Systems ist das Cold Start Problem. Das item Cold Start Problem ist für das vorgeschlagene System kein großer

Nachteil, da nur selten neue Kreativitätstechniken hinzugefügt werden müssen. Des weiteren ist die Anzahl der Items gering, wodurch schnell Ratings für alle Techniken existieren sollten. Das Nutzer Cold Start Problem hingegen ist ein großer Nachteil. Die Anwendung von Kreativitätstechniken beansprucht viel Zeit und neue Techniken werden im Vergleich zu Items in verbreiteten Anwendungsgebieten für Collaborative Filtering Systeme, wie das Empfehlen von Musik oder Filmen, eher selten gesucht. Damit benötigt die Erstellung eines Nutzerprofils viel Zeit.

Dazu gibt es das Grey Sheep Problem. Da das System einen itembasierten Ansatz verwendet ist die Ähnlichkeit zwischen Nutzern nicht von Relevanz. Allerdings können Kreativitätstechniken existieren, die keinen anderen Techniken ähnlich sind und die deswegen nicht empfohlen werden.

Außerdem sind die Empfehlungen nicht verlässlich, da sie auf den Bewertungen anderer Nutzer basieren und diese Bewertungen möglicherweise irreführend sind, da die Nutzer vermutlich keine Domäneexperten sind.

Ein weiterer Nachteil ist das Stabilitäts- und Plastizitätsproblem. Nutzer können ihre Vorlieben für Kreativitätstechniken abhängig von ihrer Situation sehr schnell ändern. Dies kann von Collaborative Filtering Recommender Systemen nicht sofort erkannt werden, was ein großes Problem darstellt.

Letztlich existiert das Problem der Informationsseltenheit. Da es für den Kreativitätstechniken Recommender nur sehr wenige Items gibt sollten für jede Technik in kurzer Zeit mehrere Bewertungen erstellt werden. Dieses Problem ist demnach kein großer Nachteil.

3.2.3 Content Based Recommender

Für das Empfehlen von Kreativitätstechniken mit einem Content Based Recommender System muss zunächst festgelegt werden, anhand welcher Eigenschaften Kreativitätstechniken repräsentiert werden. Danach muss definiert werden, welche Informationen die Nutzerprofile enthalten und wie sie erstellt werden. Letztlich muss festgelegt werden, wie Kreativitätstechniken mit Nutzerprofilen zusammengebracht werden.

Eigenschaften der Items

Items werden anhand der Eigenschaften, nach denen Kreativitätstechniken in Unterabschnitt 2.1.2 eingeteilt werden, repräsentiert. Wichtig sind also unter anderem die Handlungsart, die Hauptaktivitätsgruppen, die Dauer, die Komplexität und die Teilnehmerzahl. Zusätzlich dazu kann der Beschreibungstext einer Technik analysiert und auf Kategorien abgebildet werden. Eine Möglichkeit wäre, Beschreibungstexte auf Ziele wie „ein neues Produkt erstellen“ oder „Geschenkideen sammeln“ abzubilden, welche dann als weitere Eigenschaft verwendet werden. Solche Abbildungen können mit dem Folgenden Prozess erstellt werden. Einige Techniken werden auf ihre Eignung zum Erreichen der definierten Ziele bewertet. Dann wird mithilfe von maschinellem Lernen der Zusammenhang zwischen dem Vorkommen von bestimmten Wörtern in der Beschreibung der Kreativitätstechnik und der Eignungsbewertung modelliert. Dabei werden auch die Position und die Häufigkeit der Wörter in der Beschreibung betrachtet. Mit dem so erstellten Modell kann nun für Techniken automatisch die Eigenschaft der Ziele erstellt werden. Eine Technik kann für mehrere Ziele geeignet sein.[Raym 99]

Nutzerprofile

Das Nutzerprofil enthält eine Liste der bevorzugten Eigenschaften des Nutzers, ein Modell der Vorlieben des Nutzers, und eine Liste mit vom Nutzer positiv und negativ bewerteten Techniken. Der Nutzer kann seine Vorlieben für Kreativitätstechniken anhand der Eigenschaften, mit denen sie im System repräsentiert werden, selbst angeben. Damit können dem Nutzer schnell hilfreiche Techniken für seine Situation vorgeschlagen werden und der Nutzer kann seine Vorlieben leicht ändern, wenn sich seine Situation ändert. Da Kontextinformationen als Eigenschaften von Kreativitätstechniken gespeichert sind kann der Nutzer sein Profil dem momentanten Kontext anpassen um kontextrelevante Empfehlungen zu erhalten.

Das Modell der Vorlieben des Nutzers wird durch binäre Bewertung von empfohlenen Kreativitätstechniken erstellt. Damit werden Items in Techniken, die dem Nutzer gefallen, und Techniken, die dem Nutzer nicht gefallen, unterteilt. Explizites Feedback wird verwendet, weil das System sonst nur sehr grob erraten kann, welche Techniken verwendet wurden und dem Nutzer auch gefallen haben. Kreativitätstechniken werden vermutlich von den meisten Nutzern nicht oft genug verwendet um aus implizitem Feedback akkurate Daten zu erfassen. Mit der so erhaltenen Unterteilung kann nun mit maschinellem Lernen das Modell erstellt werden, wobei neuere Informationen stärker gewichtet werden, um

schneller auf Änderungen in den Vorlieben des Nutzers reagieren zu können. Mithilfe dieses Modells können stärker personalisierte Empfehlungen generiert werden und auch Vorlieben des Nutzers verwendet werden, denen er sich nicht bewusst ist.

Generieren von Empfehlungen

Das Recommender System generiert Empfehlungen, indem es Kreativitätstechniken nach den Eigenschaften, die der Nutzer als Vorlieben angegeben hat filtert. Diese Vorlieben sind so gewichtet, dass Hauptaktivitätsgruppen, Dauer und Komplexität von geringerer Bedeutung sind als Teilnehmerzahl, Handlungsart und Ziele, da letztere Attribute die Verwendbarkeit der Technik betreffen. So hat ein Nutzer zum Beispiel keine Verwendung für eine Technik, die sich für sein Ziel nicht eignet. Diese Gewichtungen werden vom gelernten Vorliebenmodell beeinflusst. So kann das System über längere Zeit lernen, welche Eigenschaften dem Nutzer besonders wichtig sind und diese priorisieren.

Techniken, die der Nutzer negativ bewertet hat, werden mit geringerer Priorität angezeigt als andere. Positiv bewertete Techniken werden nicht mit höherer Priorität angezeigt. Sie gefallen dem Nutzer zwar, aber da er sie bereits kennt ist es nicht von Vorteil sie besonders oft anzuzeigen. Sollten zwei Techniken aufgrund ihrer Eigenschaften auf dem gleichen Rang stehen, wird der Gleichstand durch Ähnlichkeit zu positiv bewerteten Techniken aufgelöst. Die Technik, die ähnlicher zur Gruppe der positiv bewerteten Techniken ist, wird eher empfohlen.

Jetzt hat das System eine Rangliste aller geeigneten Techniken aufgestellt, aus der die höchstrangigen Kreativitätstechniken angezeigt werden. Damit der Nutzer nicht mehrere sehr ähnliche Techniken angezeigt bekommt, wird die Technik mit dem höchsten Rang ausgewählt und der Rang aller Techniken mit der selben Hauptaktivitätsgruppe wird verringert. Nun wählt das System die Technik mit dem zweithöchsten Rang und verringert erneut den Rang aller Gruppen mit der selben Hauptaktivitätsgruppe. Dies führt zu Empfehlungen mit stärkerer Diversität, da Techniken mit der selben Hauptaktivitätsgruppe tendenziell sehr ähnlich sind. Sollten sich Techniken aus einer bestimmten Gruppe mit Abstand am besten für die Vorlieben des Nutzers eignen, können mit diesem System immer noch mehrere Techniken mit der selben Hauptaktivitätsgruppe ausgewählt werden. Nun kann der Nutzer die Technik wählen, die ihm am ehesten zusagt. Jede Option, die ihm zur Verfügung steht sollte für seine Vorlieben geeignet sein.

Erklären der Empfehlungen

Um die Empfehlungen des vorgeschlagenen Systems zu erklären stehen Nutzerprofile und Eigenschaften von Kreativitätstechniken zur Verfügung. Damit lässt sich leicht zeigen, wie die Eigenschaften einer empfohlenen Technik mit den Eigenschaften, die dem Nutzer laut seinem Profil gefallen, übereinstimmen. Damit die Erklärung übersichtlich und verständlich ist, werden dem Nutzer nur die drei Eigenschaften angezeigt, die die höchste Priorität haben. Damit kann dem Nutzer klar gemacht werden, warum die Kreativitätstechnik empfohlen wurde.

Vorteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein Vorteil von Content Based Recommender Systemen ist, dass sie nicht vom Cold Start Problem für neue Items betroffen sind. Da nur selten neue Kreativitätstechniken hinzugefügt werden ist dies ein eher geringer Vorteil

Dazu sind Empfehlungen, die auf dem Inhalt von Items basieren, leicht zu erklären. Dies ist weitgehend unabhängig von der Domäne und damit auch im Bezug auf Kreativitätstechniken ein großer Vorteil.

Nachteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein großer Nachteil von Content Based Recommender Systemen ist das Cold Start Problem für neue Nutzer. Dieses wird im vorgeschlagenen System gemindert, indem Nutzer ihr Profil selbst ausfüllen können und das Profil mit der Nutzung lediglich vervollständigt und nicht komplett generiert werden muss.

Dazu ist das Einführen neuer Items mit viel manuellem Aufwand verbunden, wenn es nicht automatisiert werden kann. Dieses Problem ist für das vorgeschlagene System ebenfalls eher gering, da nur selten neue Kreativitätstechniken hinzugefügt werden müssen und die Menge der ursprünglich verfügbaren Kreativitätstechniken relativ gering ist.

Ein weiteres Problem ist Überspezialisierung und geringe Diversität. Im vorgeschlagenen System wird die Diversität durch die Verringerung des Rangs ähnlicher Kreativitätstechniken verbessert. Allerdings ist die Wahrscheinlichkeit überraschende Empfehlungen zu generieren sehr niedrig, jedoch werden überraschende Empfehlungen für Kreativitätstechniken auch nicht benötigt. Dadurch ist dieser Nachteil eher gering.

Außerdem sind die Empfehlungen nicht verlässlich, da sie auf den Bewertungen anderer Nutzer basieren und diese Bewertungen möglicherweise irreführend sind, da die Nutzer vermutlich keine Domäneexperten sind.

Letztlich leiden Content Based Recommender Systeme am Stabilitäts- und Plastizitätsproblem. Da der Nutzer seine Vorlieben manuell eintragen kann, kann das System schnell auf wandelnde Vorlieben reagieren. Dazu werden neuere Informationen beim lernen des Vorliebenmodells stärker gewichtet, um auch das Modell schnell auf neue Vorlieben anzupassen. Damit ist dieses Problem auch nur ein geringer Nachteil.

3.2.4 Case Based Recommender

Für das Empfehlen von Kreativitätstechniken mit einem Case Based Recommender wird eine strukturierte Repräsentation der Kreativitätstechniken und eine Case-Datenbank benötigt. Items können anhand der in Abschnitt 3.1 definierten Daten über Kreativitätstechniken strukturiert dargestellt werden. Damit sind Kontextinformationen als Itemeigenschaften gespeichert, die der Nutzer für seinen momentanen Kontext angeben kann.

Case-Datenbank und Generieren von Empfehlungen

Die Case-Datenbank enthält Probleme in der Form von Nutzeranfragen, welche aus gewünschten Eigenschaften bestehen, und Lösungen in der Form von empfohlenen Kreativitätstechniken, die den Nutzer zufriedengestellt haben. Um Empfehlungen zu erhalten muss der Nutzer gewünschte Eigenschaften für eine Kreativitätstechnik angeben. Das System berechnet die Ähnlichkeit der angegebenen Eigenschaften zu Cases aus der Case-Datenbank und der ähnlichste Case wird ausgewählt. Dem Nutzer wird nun die Lösung zu diesem Case, also eine Kreativitätstechnik, die das Problem aus dem Case gelöst hat, angezeigt. Der Nutzer kann bei Bedarf weitere gewünschte Eigenschaften angeben oder bestehende Angaben verändern, woraufhin das System einen neuen Case sucht, der den geänderten Eigenschaften entspricht. Alternativ kann der Nutzer nach einem neuen Case fragen, ohne die Eigenschaften zu verändern. Dabei wird erneut die Ähnlichkeit zwischen den gewünschten Eigenschaften und allen Cases berechnet und die Lösung des Ähnlichsten angezeigt, wobei der momentan angezeigte Case ignoriert wird.

Findet das System keinen passenden Case, also ist die höchste Ähnlichkeit zu einem Case niedriger als ein bestimmter Schwellwert, so wird die Ähnlichkeit der gewünschten

Eigenschaften mit allen Kreativitätstechniken, die dem System bekannt sind, berechnet. Die am besten passende Kreativitätstechnik wird angezeigt und der Nutzer kann erneut die gewünschten Eigenschaften ändern. Sobald der Nutzer eine Kreativitätstechnik ausgewählt hat, wird diese als Lösung eines neuen Cases in die Datenbank eingetragen.

Ähnlich dazu werden Cases aktualisiert, wenn ein Nutzer einen Case vorgeschlagen bekommt und dann eine andere Lösung wählt. Hierfür werden zu jedem Problem eines Cases mehrere Kreativitätstechniken gespeichert und die für das Problem am meisten gewählte Technik ist die Lösung des Problems und wird für den Case als Empfehlung angezeigt.

Gewichtung der Eigenschaften

Bei der Bestimmung der Ähnlichkeit sind die Eigenschaften unterschiedlich gewichtet. Daten, die den Kontext der Anwendung betreffen, sind von hoher Priorität, da diese bestimmen ob das Anwenden einer Kreativitätstechnik für den Nutzer überhaupt möglich ist. Daten zur Ausführung sind von mittlerer Priorität, da diese Vorlieben und Ziele des Nutzers betreffen. Alle weiteren Daten sind von niedriger Priorität, da sie nur weniger wichtige Vorlieben betreffen.

Befragung zu Vorlieben für unerfahrene Nutzer

Nutzer, die mit der Domäne nicht vertraut sind, können, anstatt direkt Eigenschaften anzugeben, eine Reihe von Fragen zu ihren Vorlieben beantworten um gewünschte Eigenschaften zu finden. Der Vorteil dieses Ansatzes ist, dass Nutzer direkt zu den wichtigen Eigenschaften gelenkt werden. Ein Beispiel für eine solche Reihe von Fragen ist „Ist es Ihr primäres Ziel besonders viele Ideen zu generieren oder besonders gute Ideen zu generieren?“, „Haben Sie mehr als 45 Minuten Zeit, um die Technik auszuführen?“, „Wollen sie die Technik als Gruppe oder alleine anwenden?“. Die Antworten auf diese Fragen können als gewünschte Eigenschaften für Techniken verwendet werden.

Erklären der Empfehlungen

Um die Empfehlungen des vorgeschlagenen Systems zu erklären stehen die vom Nutzer gewählten Eigenschaften und ähnliche Cases zur Verfügung. Sollte kein geeigneter Case existieren, so wird die gleiche Erklärung wie für das contentbasierte System verwendet.

Andernfalls wird dem Nutzer die Ähnlichkeit zwischen den gewählten Eigenschaften und den Eigenschaften aus dem Problemteil des Cases aufgezeigt, und erwähnt, dass die empfohlene Technik dieses ähnliche, oder sogar gleiche, Problem bereits erfolgreich gelöst hat.

Vorteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein Vorteil von Case Based Recommender Systemen ist, dass sie nicht vom Cold Start Problem für neue Nutzer betroffen sind, da keine Nutzerprofile benötigt werden. Dies ist ein großer Vorteil, da das Aufbauen von Nutzerprofilen in dieser Domäne viel Zeit benötigt.

Dazu sind Empfehlungen, die auf dem Inhalt von Items basieren leicht zu erklären. Dies ist weitgehend unabhängig von der Domäne und damit auch im Bezug auf Kreativitätstechniken ein großer Vorteil.

Außerdem kann der Nutzer immer neue Eigenschaften wählen, die seiner Situation entsprechen und erhält damit Empfehlungen, die direkt relevant sind, was ein großer Vorteil ist.

Nachteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein großer Nachteil von Case Based Recommender Systemen ist das Cold Start Problem für neue Items, da diese nur in dem Ausnahmefall empfohlen werden können, dass für eine Anfrage kein passender Case existiert. Existierende Cases können Items, die ihnen zu ähnlich sind, auch komplett blockieren, weil für alle Anforderungen, für die das Item geeignet wäre zuerst der existierende Case gewählt wird. Nutzer können dies umgehen, indem sie nach einer neuen Empfehlung ohne geänderte Eigenschaften fragen. Dennoch ist dies ein sehr großer Nachteil, da möglicherweise relevante Empfehlungen vor dem Nutzer versteckt werden.

Ein weiteres Problem ist geringe Diversität. Da die Empfehlungen auf den Eigenschaften der Items basieren ist die Wahrscheinlichkeit überraschende Empfehlungen zu generieren sehr niedrig. Allerdings werden überraschende Empfehlungen für Kreativitätstechniken auch nicht benötigt. Dadurch ist dieser Nachteil eher gering.

Letztlich sind die Empfehlungen nicht verlässlich, da sie auf der Auswahl, die andere Nutzer in der Vergangenheit getroffen haben, basieren und diese Nutzer möglicherweise eine schlechte Wahl getroffen haben, da sie vermutlich keine Domäneexperten sind.

3.2.5 Knowledge Based Recommender

Für das Empfehlen von Kreativitätstechniken mit einem Knowledge Based Recommender wird eine Wissensdatenbank benötigt und es muss festgelegt werden, wie das System mit diesem Wissen Kreativitätstechniken empfiehlt.

Wissensdatenbank

Die Wissensdatenbank enthält Items, Interessendimensionen und Informationen darüber, wie die Eigenschaften von Items sich auf diese Dimensionen auswirken. Diese Informationen müssen von Domäneexperten generiert werden. Die Experten wissen, welche Dimensionen für Nutzer sowohl verständlich als auch hilfreich dabei sind, eine geeignete Kreativitätstechnik zu finden. Mithilfe dieses Wissens erstellen die Experten Interessendimensionen, die von Nutzern als Kritik verwendet werden können, und legen fest, welche Eigenschaften mit welcher Gewichtung Teil dieser Dimensionen sind.

Finden von empfehlenswerten Kreativitätstechniken

Der Nutzer interagiert mit dem System durch sowohl filter- als auch kritikbasierte Konversationen.

Zu Beginn wählt der Nutzer das Ziel, welches er erreichen möchte. Diese Ziele orientieren sich an den Handlungsarten von Kreativitätstechniken. Sie basieren also auf der Generation neuer Ideen ohne bestehende Ideen, Bewertung bestehender Ideen, Generation neuer Ideen durch das modifizieren bestehender Ideen und Generation neuer Ideen durch die Kombination bestehender Ideen. Damit kann das System eine erste Gruppe hilfreicher Kreativitätstechniken vorschlagen. Nun wählt der Nutzer die Technik, die ihm am besten erscheint und wählt eine Kritik. Ein Beispiel für eine solche Kritik ist „anfängerfreundlicher“. Das System weiß, dass anfängerfreundlichere Techniken solche sind, die weniger komplex sind und weniger Zeit in Anspruch nehmen und präsentiert nun eine neue Gruppe Kreativitätstechniken, die der ausgewählten Technik ähnlich und anfängerfreundlicher ist. Andere Kritiken, wie „Für Einzelperson“, filtern alle Techniken, die nicht der gewählten Anforderung entsprechen. Der Nutzer kann diesen Prozess wiederholen bis er eine Technik findet, die ihn zufriedenstellt.

Sortieren der empfehlenswerten Kreativitätstechniken

Die gefundenen empfehlenswerten Kreativitätstechniken werden anhand ihres Nutzens, der anhand von gewichteten Interessendimensionen errechnet wird, sortiert. Hierdurch wird bestimmt, welche Techniken dem Nutzer in welcher Reihenfolge angezeigt werden. Die Interessendimensionen entsprechen den Kritiken, die der Nutzer auswählen kann. Ein Beispiel für eine Dimension ist also „Anfängerfreundlichkeit“, welche von der Komplexität und der benötigten Zeit beeinflusst wird.

Erklären der Empfehlungen

Um die Empfehlungen des vorgeschlagenen Systems zu erklären, stehen die vom Nutzer gewählten Vorlieben und Kritiken und deren Abbildung auf den Nutzen von Kreativitätstechniken zur Verfügung. Damit kann das System die Schlussfolgerungen hinter der Empfehlung erklären, wie zum Beispiel „Diese Technik wurde empfohlen, da Sie nach einer anfängerfreundlichen Technik gefragt haben. Ihre geringe Komplexität und kurze Anwendungsdauer machen diese Technik sehr anfängerfreundlich.“.

Vorteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein großer Vorteil von knowledgebasierten Recommender Systemen ist, dass sie keine Anlaufphase benötigen und deswegen nicht dem Cold Start Problem unterliegen. Da das aufbauen von Nutzerprofilen in dieser Domäne viel Zeit benötigt ist dies für das vorgeschlagene System ein großer Vorteil

Des weiteren werden Empfehlungen im direkten Bezug auf die Anfragen des Nutzers generiert. Dies ist ein großer Vorteil, da Nutzer, abhängig von ihrer Situation, oft ihre Vorlieben und Anforderungen ändern können und ein knowledgebasierter Recommender darauf schnell reagieren kann. Außerdem sind die Empfehlungen so immer für den Nutzer direkt relevant und es werden nicht nur Techniken empfohlen, die dem Nutzer allgemein gefallen könnten.

Dazu sind die Empfehlungen verlässlich, da sie auf Expertenwissen basieren.

Letztlich sind Empfehlungen leicht anhand der Eigenschaften der empfohlenen Kreativitätstechnik zu erklären. Dies ist unabhängig von der Domäne ein großer Vorteil.

Nachteile des Ansatzes in der Domäne Kreativitätstechniken

Ein großer Nachteil von knowledgebasierten Recommender Systemen ist, dass sie eine Wissensdatenbank benötigen, die von Domäneexperten erstellt und gepflegt werden muss. Dieser Nachteil ist für das vorgeschlagene System leicht gemindert, da nur selten neue Techniken hinzugefügt werden und bestehende Techniken sich selten ändern, weshalb nur wenig Pflege vonnöten ist um die Datenbank aktuell zu halten.

Außerdem sind Empfehlungen statisch und das System verbessert die Empfehlungen nicht mit weiterer Nutzung. Dieser Nachteil ist für das vorgeschlagene System gering, da die meisten Nutzer das System vermutlich seltener nutzen als es bei Recommender Systemen üblich ist und das System deshalb ohnehin nur langsam lernen könnte.

Letztlich leiden knowledgebasierte Recommender am Stonewalling Problem. Dieses kann gelöst werden, indem das System für Anforderungen, zu denen keine Kreativitätstechniken gefunden werden können automatisch die Anforderungen lockert oder dem Nutzer zeigt, welche Anforderungen mindestens gelockert werden müssen, um Kreativitätstechniken zu finden.

3.2.6 Hybride Recommender Systeme

Ein Ansatz für ein hybrides Recommender System ist ein wechselnder Hybrid aus einem knowledgebasierten und einem Collaborative Filtering Recommender System. Hierbei wird die knowledgebasierte Komponente verwendet um Empfehlungen zu generieren, die vom Nutzer bewertet werden, bis genug Daten für die Collaborative Filtering Komponente gesammelt wurden und diese erfolgreich eingesetzt werden kann. Damit wäre das Cold Start Problem eines reinen Collaborative Filtering Systems gelöst.

Ein weiterer Ansatz ist ein kombinierender Hybrid aus einem contentbasierten und einem Collaborative Filtering Recommender. Die Collaborative Filtering Komponente generiert Daten aus Nutzerbewertungen, welche als Eigenschaften von Items gespeichert werden können. Diese neuen Eigenschaften können von der contentbasierten Komponente verwendet werden um Empfehlungen, die auf mehr Informationen basieren, zu generieren.

Dazu könnte ein kaskadierender Hybrid aus einem casebasierten und einem Collaborative Filtering Recommender die Vorteile von Collaborative Filtering anbieten und gleichzeitig durch die casebasierte Komponente den Kontext in Betracht ziehen. Hierbei würde der Nutzer in die casebasierte Komponente Kontextinformationen wie die Anzahl der Nutzer und deren physische Nähe eingeben, womit diese alle ungeeigneten Kreativitätstechniken

herausfiltern kann. Danach wird die Collaborative Filtering Komponente auf die verbleibenden Techniken angewandt um eine Empfehlung zu generieren.

Letztlich könnte ein kaskadierender Hybrid aus einem knowledgebasierten und einem Collaborative Filtering Recommender erstellt werden. Dabei wird die Collaborative Filtering Komponente verwendet, um bei Items mit, nach der Berechnung der knowledgebasierten Komponente, gleich hohem Nutzen zu bestimmen, welche einen höheren Nutzenwert haben sollte und damit zuerst angezeigt wird.

Das Cold Start Problem würde es enorm schwer machen, eine Collaborative Filtering Komponente sinnvoll im Kontext dieser Arbeit zu bewerten. Eine solche Komponente könnte, wenn sie nicht über ausreichende Daten verfügt, die Bewertung des primären Recommender Systems verfälschen. Deshalb werden die hier erwähnten Hybride im Kontext dieser Arbeit nicht weiter in Betracht gezogen.

3.3 Vergleich der Ansätze

Tabelle 3.1 zeigt einen Überblick über die Vor- und Nachteile der verschiedenen Ansätze und deren Gewichtung. Kontext bezieht sich dabei darauf, wie gut das System den momentanen Kontext des Nutzers in Betracht zieht. Aufwand beschreibt, wie schwer es ist notwendige Informationen über Itemeigenschaften zu definieren und aktuell zu halten. Verlässlichkeit bezieht sich darauf, wie sehr der Nutzer den Empfehlungen vertrauen kann. Verbesserung sagt aus, wie sehr sich das System mit der Zeit selbst verbessern kann.

| | Collab. Filtering | Content Based | Case Based | Knowledge Based |
|-------------------|-------------------|---------------|------------|-----------------|
| Item Cold Start | -- | ++ | -- | ++ |
| Nutzer Cold Start | --- | --- | +++ | +++ |
| Erklärungen | - | ++ | ++ | ++ |
| Kontext | -- | -- | ++ | ++ |
| Diversität | + | - | - | - |
| Aufwand | + | - | - | -- |
| Verlässlichkeit | - | - | - | ++ |
| Verbesserung | ++ | + | + | - |

Tabelle 3.1: Vor- und Nachteile bestimmter Recommender Ansätze in der Domäne Kreativitätstechniken.

Auswahl des Recommenders

Wie in Tabelle 3.1 zu erkennen ist, ist der knowledgebasierte Recommender der am besten geeignete Ansatz. Er eignet sich besonders gut für kontextrelevante Empfehlungen, da Anforderungen für jede Empfehlung im Dialog neu definiert werden können. Außerdem lassen sich Empfehlungen leicht erklären und durch den kritikbasierten Dialog kann der Nutzer direkt Empfehlungen optimieren. Dazu leidet er nicht unter dem Cold Start Problem, welches in der gegebenen Domäne besonders schädlich ist.

Der Casebasierte Recommender belegt einen knappen zweiten Platz. Er teilt sich viele Vorteile mit dem knowledgebasierten Recommender, allerdings basieren die Empfehlungen nicht auf Expertenwissen, was sie weniger verlässlich macht, und der Ansatz leidet unter dem Cold Start Problem. Deshalb ist der knowledgebasierte Ansatz die bessere Wahl, auch wenn er mehr Aufwand bedeutet.

Kapitel 4

Konzeption

Als Ansatz wurde ein knowledgebasiertes Recommender System gewählt. In diesem Kapitel wird dieses konzipiert.

4.1 Anwendungsfall

Zunächst wird ein typischer Anwendungsfall beschrieben, um einen Überblick über die Funktionen des Systems zu bieten. Die Aktivitäten werden in Abbildung 4.1 gezeigt.

Eine Anwenderin möchte sich eine Kreativitätstechnik empfehlen lassen. Zu Beginn kann sie Ziele aus den Handlungsarten aus Unterabschnitt 2.1.2 wählen und wählt als Ziel „Erkundung“, da sie neue Ideen generieren möchte. Außerdem kann sie einige KO-Kriterien, Eigenschaften anhand derer Kreativitätstechniken voraussichtlich besonders oft gefiltert werden, auswählen. Als Empfehlungen erhält sie 6-3-5, Assumption Busting und Brainstorming.

Als nächstes kann sie eine filternde Eigenschaft festlegen oder Kritik üben. Sie entscheidet sich für eine filternde Eigenschaft und limitiert die vorgeschlagenen Techniken auf Kreativitätstechniken, die sich für Einzelpersonen eignen. Damit fällt die Empfehlung von 6-3-5 weg. Assumption busting ist für Einzelpersonen geeignet und Brainstorming eignet sich sowohl für Einzelpersonen als auch Gruppen. Damit bleiben diese Empfehlungen erhalten. An Stelle von 6-3-5 wird nun Cherry Split empfohlen.

Sie entscheidet sich nun Kritik zu üben und wählt „anfängerfreundlicher“. Brainstorming und Cherry Split sind bereits sehr anfängerfreundlich und bleiben erhalten, Assumption Busting wird jedoch durch das anfängerfreundlichere Brutethink ersetzt. Brutethink

gefällt ihr, aber sie möchte noch ein paar andere Optionen betrachten, also wählt sie Brutethink aus und fragt nach einer ähnlichen Technik. Das System empfiehlt ihr Random Stimuli, womit sie zufrieden ist.

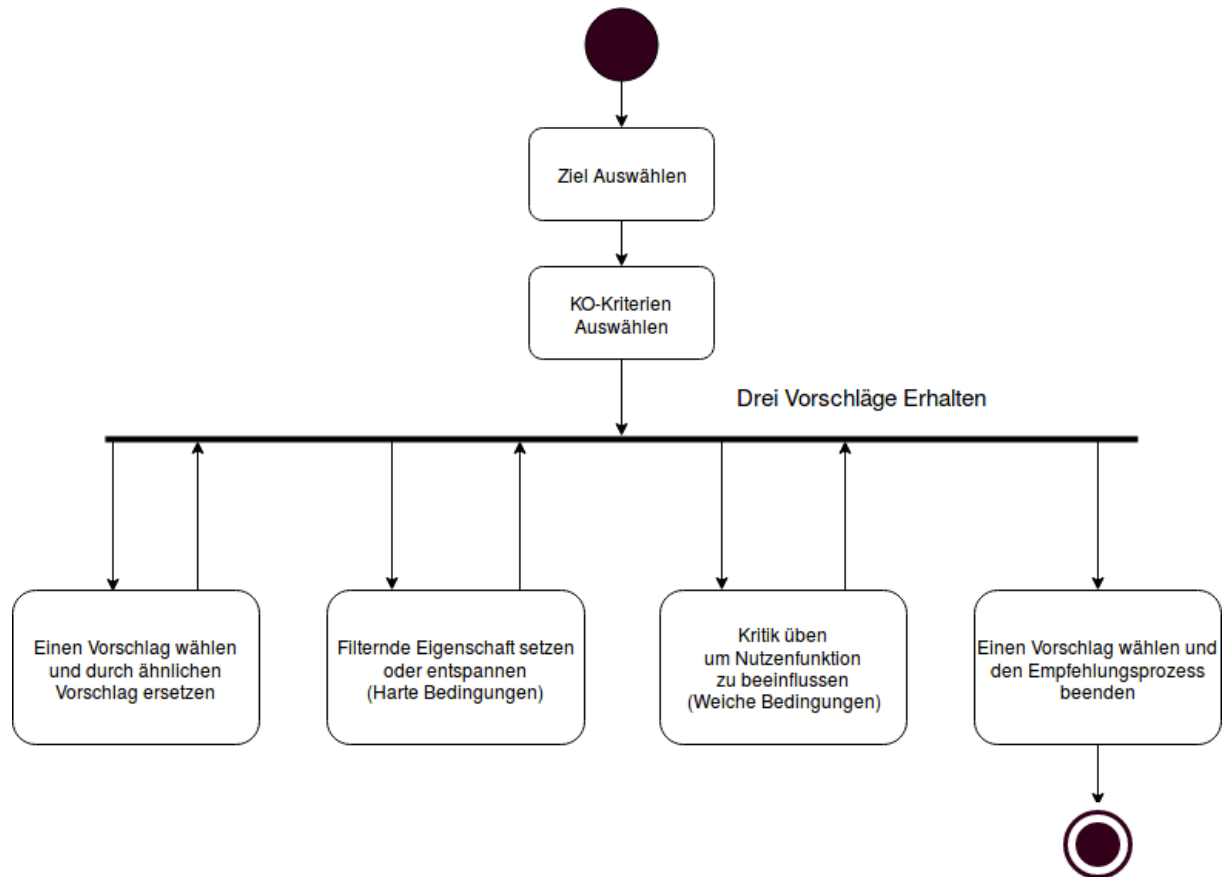


Abbildung 4.1: Aktivitätsdiagramm der Anwendung des Systems

4.2 Ursprünglicher Entwurf des Recommender Systems

Dieser Abschnitt behandelt den Aufbau und das Zusammenspiel der Bestandteile eines Erstentwurfs für das Recommender Systems.

4.2.1 Wissensdatenbank

Wie bereits in der Analyse beschrieben enthält die Wissensdatenbank Items, Interessendimensionen und Informationen darüber, wie die Eigenschaften von Items sich auf diese Dimensionen auswirken.

4.2.1.1 Kreativitätstechniken in der Wissensdatenbank

Kreativitätstechniken werden mit ihren Namen, einer Erklärung zur Anwendung der Technik und den Eigenschaften, die in Unterabschnitt 2.1.2 gewählt wurden in der Wissensdatenbank gespeichert. Dabei stammen die Daten, die für diesen ursprünglichen Entwurf verwendet werden von einer Liste von Kreativitätstechniken[Crea], die im Rahmen eines idSpace Projektes erstellt wurde.[Grub 08b] Diese enthält direkt oder indirekt alle Informationen, die im ursprünglichen Entwurf verwendet werden. Ausnahmen bilden hier die Dauer und Schwierigkeit von Techniken, welche von Hand evaluiert werden sollte.

4.2.1.2 Nutzerinteraktion mit dem System

Der Nutzer interagiert mit dem System, indem er zu Beginn seine Ziele aus den Handlungsarten wählt und einige Vorschläge erhält, die zu diesen passen. Diese Vorschläge sind die Kreativitätstechniken, die eine oder mehrere der gewählten Handlungsarten unterstützen und den höchsten Nutzenwert basierend auf der Standardgewichtung haben. Zusätzlich wird aus jeder Hauptaktivitätsgruppe nur eine Technik angezeigt, um ein vielfältigeres Angebot an Kreativitätstechniken vorzuschlagen. Hauptaktivitätsgruppen werden zu Vervielfältigung verwendet, da Techniken mit der gleichen Hauptaktivitätsgruppe in ihrer Anwendung sehr ähnlich sind.

Nun wählt der Nutzer eine filternde Eigenschaft oder eine Kritik basierend auf Interessendimensionen aus um andere Empfehlungen zu erhalten. Alternativ kann er eine Empfehlung auswählen und eine ähnliche Empfehlung anfordern, wodurch nur ähnliche Techniken empfohlen werden, die nicht bereits als Empfehlungen angezeigt werden. Nachdem Techniken durch eine Anfrage nach einer ähnlichen Technik ausgeblendet werden, werden sie aus der Liste der Kreativitätstechniken, aus der Empfehlungen generiert werden, entfernt, da sie für den Nutzer ungeeignet sind.

Dieser Konversationsstil wird verwendet, da Nutzer vermutlich wenig Wissen über Kreativitätstechniken haben. Dadurch sind dem Nutzer zu Beginn oft nicht alle

Anforderungen klar. Sie können sich allerdings während des Empfehlungsprozesses ergeben. Dazu hilft der Konversationsstil dem Nutzer dabei, die Domäne zu erkunden.

Filternde Eigenschaften

Filternde Eigenschaften sind Eigenschaften, die bestimmen ob eine Kreativitätstechnik verwendet werden kann. Sie entsprechen harten Bedingungen. Techniken, die mindestens eine der angefragten filternden Eigenschaften nicht erfüllen, werden nicht empfohlen. Wenn der Nutzer eine filternde Eigenschaft wählt, muss der Nutzen von Kreativitätstechniken nicht neu berechnet werden. Die Rangliste bleibt gleich, nachdem Techniken, die die Eigenschaft nicht erfüllen entfernt werden. Die filternden Eigenschaften des Systems sind in Tabelle 4.1 zu sehen.

| Eigenschaft | Mögliche Werte |
|-------------------|--|
| Einzel vs Gruppe | Einzel, Gruppe, Beides |
| Moderiert | Ja, Nein |
| Physische Objekte | Ja, Nein, Beides |
| Dauer | <30min, <1std |
| Ziele | Kombination aus: Problem erkennen und verdeutlichen, Problemrelevantes Wissen sammeln, Neue Ideen generieren, Ideen bewerten und auswählen |

Tabelle 4.1: Filternde Eigenschaften

Zusätzlich zu den gezeigten Werten kann jede Eigenschaft den Wert „egal“ haben, wodurch sie als filternde Eigenschaft ignoriert und nicht zum Filtern von Kreativitätstechniken verwendet wird. Sie kann allerdings immer noch als Teil einer Interessendimension die Nutzenfunktion beeinflussen. Dies ist der Standardwert, den filternde Eigenschaften haben, bis Nutzer ihnen einen anderen Wert zuweisen. Nutzer können einer filternden Eigenschaft diesen Wert auch später erneut zuweisen, wenn sie entscheiden, dass Techniken doch nicht anhand dieser Eigenschaft gefiltert werden sollen.

Interessendimensionen

Nutzer können Vorschläge basierend auf Interessendimensionen kritisieren, welche weichen Bedingungen entsprechen. Diese Kritiken bestimmen dann die Nutzenfunktion, die verwendet wird, um geeignete Techniken zu empfehlen. Die Interessendimensionen des Systems und die Kriterien, die sie beeinflussen, sind in Tabelle 4.2 zu sehen. In der Tabelle wird die Standardgewichtung angegeben. Wenn ein Nutzer eine Kritik wie „Weniger Aufwendig“ gibt, so steigt die Gewichtung der Dimension „Aufwand“ in der Nutzenfunktion. Die Gewichtung der anderen Interessendimensionen sinkt gleichmäßig, damit die Gewichtungen aufsummiert immer 100% ergeben. Interessendimensionen, die mit „(-)“ markiert sind, wirken sich negativ auf den Nutzenwert einer Kreativitätstechnik aus. Sie werden beim berechnen des Nutzenwertes abgezogen und nicht addiert.

| Dimension | Gewichtung | Kriterien |
|--------------------------------|------------|---|
| Anfängerfreundlich | 33.3% | Moderiert, Dauer, Physische Objekte, Schwierigkeit |
| Aufwand(-) | 33.3% | Moderiert, Dauer, Physische Objekte, Schwierigkeit |
| Vielfältigkeit/Vollständigkeit | 33.3% | Anzahl der Handlungsarten |

Tabelle 4.2: Interessendimensionen, ihre Bestandteile und deren Gewichtung

Tabelle 4.3 zeigt, wie Eigenschaften von Kreativitätstechniken die Interessendimensionen beeinflussen. Dabei hat jeder Wert einer Eigenschaft einen Einflusswert von 1-5 für die von der Variable beeinflusste Dimension. So hat Dauer <30min für Aufwand zum Beispiel den Einflusswert 5, wodurch der Wert der Dimension Aufwand für eine Technik mit dieser Eigenschaft 5 steigt.

| | Anfängerfreundlichkeit | Aufwand(-) |
|------------------------|------------------------|------------|
| Dauer <30min | 2 | 0 |
| Dauer <60min | 1 | 3 |
| Dauer ≥ 60 min | 0 | 5 |
| Moderiert = Ja: | 0 | 3 |
| Moderiert = Nein | 2 | 0 |
| Moderiert = Beides | 1 | 1.5 |
| Phys. Objekte = Ja | 0 | 2 |
| Phys. Objekte = Nein | 1 | 0 |
| Phys. Objekte = Beides | 0.5 | 1 |
| Schwierigkeit: leicht | 5 | 0 |
| Schwierigkeit: mittel | 3 | 1 |
| Schwierigkeit: schwer | 0 | 2 |

Tabelle 4.3: Interessendimensionen, ihre Bestandteile und deren Gewichtung

Finden einer Ähnlichen Kreativitätstechnik

Wenn ein Nutzer eine Empfehlung auswählt und sie beinahe eine zufriedenstellende Empfehlung ist, kann er nach einer ähnlichen Technik fragen. Dabei können auch Eigenschaften verändert werden, also kann der Nutzer zum Beispiel nach einer Technik fragen, die wie 6-3-5 ist, aber sich für Einzelpersonen eignet. Geänderte Eigenschaften werden dabei als Filter verwendet. Kreativitätstechniken, die nicht diesen Eigenschaften entsprechen werden nicht als ähnliche Technik empfohlen. Dazu gelten bestehende filternde Eigenschaften, außer sie werden vom Nutzer geändert.

Aus den verfügbaren Techniken wird nun die gewählt, die der vom Nutzer ausgewählten Technik am ähnlichsten ist. Die Ähnlichkeit der Kreativitätstechniken basiert auf der Ähnlichkeit ihrer Interessendimensionen, wobei die gleiche Gewichtung wie bei der Berechnung der Nutzenfunktion verwendet wird. Zusätzlich werden gleiche Hauptaktivitätsgruppen besonders stark gewichtet, da Kreativitätstechniken mit der gleichen Hauptaktivitätsgruppe in der Ausführung ähnlich sind und das vermutlich das Ähnlichkeitsempfinden der Nutzer sehr stark beeinflusst.

4.2.2 Erklärung der Empfehlungen

Empfehlungen werden indirekt dadurch erklärt, dass für die empfohlenen Kreativitätstechniken die Eigenschaften angezeigt werden, die zur Empfehlung verwendet wurden. Damit ist dem Nutzer bewusst, warum diese Technik für die eingegebenen Vorlieben empfohlen wird. Dieses Bewusstsein soll den Empfehlungsprozess für den Nutzer leichter verständlich machen und das Vertrauen in die Empfehlungen steigern.

4.3 Evaluierung und Verbesserung des Konzeptes

Nach dem ursprünglichen Entwurf des Recommender Systems wurde ein Interface Prototyp erstellt und in einer Umfrage mit 7 Teilnehmern getestet. Die so gewonnenen Informationen wurden verwendet um sowohl das Interface als auch zur Empfehlung verwendete Eigenschaften von Kreativitätstechniken zu verbessern. Dabei waren vier der Teilnehmer aus dem Bereich der Informatik und fünf der Teilnehmer Studenten. Fünf der Teilnehmer haben nach eigener Angabe bereits ernsthaft Kreativitätstechniken angewendet und für keinen der Teilnehmer war das Konzept von Kreativitätstechniken vollkommen fremd.

4.3.1 Umfrage zum Interface des Prototypen

In diesem Abschnitt wird die Umfrage präsentiert und es werden die Antworten der Teilnehmer interpretiert.

Die Umfrage ist unter diesem Link zu finden: <https://goo.gl/forms/rSYGk8HQmAsqnx02>

Die genauen Ergebnisse befinden sich auf der CD, die dieser Arbeit beiliegt.

Ziele der Umfrage

Das Ziel der Umfrage war zu testen ob Nutzer das Interface und ihre Auswahlmöglichkeiten intuitiv und schnell verstehen können. Dabei wurde geprüft, ob Nutzer ihre Probleme, die sie kreativ lösen wollen, auf die möglichen Ziele, welche sie im ersten Schritt wählen müssen, abbilden können. Dazu wurde auch getestet, ob Nutzer die empfohlenen Kreativitätstechniken schnell verstehen und bewerten können, und ob

sie die Filter- und Kritikoptionen, und die Option eine ähnliche Technik empfohlen zu bekommen, verstehen und sinnvoll anwenden können. Weiterhin wurden Teilnehmer danach gefragt, nach welchen Kriterien sie die Anwendung einer Kreativitätstechnik als erfolgreich betrachten, und welche Kritiken sie gerne an Empfehlungen anbringen können möchten, um besser personalisierte Empfehlungen zu erhalten.

Verstehen der Ziele für Kreativitätstechniken

Zunächst wurden Teilnehmer gebeten eine Situation aus ihrem Privat- oder Berufsleben zu beschreiben, in der sie ein Problem kreativ lösen wollen. Alternativ wurde eine Beispielsituation angeboten. Dann wurden sie aufgefordert, aus den, im ursprünglichen Entwurf beschriebenen, Zielen die zu wählen, die zu ihrer ausgewählten Situation passen. Dabei wurde zu jedem Ziel eine kurze Erklärung angezeigt (siehe Abbildung 4.2).

| <h2 style="text-align: center;">Recommender für Kreativitätstechniken</h2> <p style="text-align: center;">Wähle ein oder mehrere Ziele, die du mit einer Kreativitätstechnik erreichen möchtest:</p> | | | |
|--|---|---|---|
| Probleme erkennen und verdeutlichen | Problemrelevantes Wissen sammeln | Neue Ideen generieren | Bestehende Ideen bewerten und auswählen |
| <p>Wenn du weißt, dass du ein Problem kreativ lösen musst, du aber nicht genau weißt, was das Problem ist.</p> | <p>Wenn du weißt, welches Problem du lösen musst, du aber nicht genug über das Problem weißt, um sinnvolle Ideen zu generieren.</p> | <p>Wenn du weißt, welches Problem du lösen musst, du dich mit dem Problem auskennst und Ideen zur Lösung generieren möchtest.</p> | <p>Wenn du bereits mehrere Ideen zur Lösung des Problems hast und diese Bewerten willst bzw. dich entscheiden musst, welche Lösungsidee du anwenden willst.</p> |

Abbildung 4.2: Auswahl von Zielen

Alle Teilnehmer konnten Ziele auswählen, die für ihre Situation sinnvoll waren. Der erste Schritt des ursprünglichen Entwurfs funktioniert also gut.

Empfehlungen verstehen und Wählen eines weiteren Schritts

Danach wurden den Teilnehmern drei Empfehlungen und weitere Auswahlmöglichkeiten angezeigt (siehe Abbildung 4.3). Sie wurden gebeten, ihre Gedanken beim Betrachten des Bildes zu notieren und zu beschreiben, was ihrer Erwartung nach beim Klicken der Buttons passieren würde. Dazu sollten sie auf einer Skala von eins bis fünf bewerten, wie schwer es ihnen fiel und wie viel Zeit sie benötigt haben um die empfohlenen Techniken

Recommender für Kreativitätstechniken

Brainstorming

Alle Ideen, die einem in den Kopf schießen, notieren und diese zur Inspiration für neue Ideen verwenden.

| | | |
|-------------------------|---------------------------|----------------------|
| Einzel/Gruppe: Beide | Hilfsgegenstand: Nein | Moderiert: Beides |
| Dauer: Lang | Schwierigkeit: Einfach | |

Durch Ähnliche Technik Ersetzen!

6-3-5

Jeder schreibt eine Idee auf einen Zettel und reicht diesen an seine/n Nachbar/in, welche/r sich von dieser inspirieren lässt.

| | | |
|--------------------------|------------------------------------|--------------------|
| Einzel/Gruppe: Gruppe | Hilfsgegenstand: Nein | Moderiert: Nein |
| Dauer: Lang | Schwierigkeit: Nicht-So-Einfach | |

Durch Ähnliche Technik Ersetzen!

Inspirational Words

Wähle ein zufälliges Wort (z.B. aus einem Wörterbuch) und versuche dieses auf dein Problem zu beziehen um dich zu inspirieren.

| | | |
|-------------------------|---------------------------|--------------------|
| Einzel/Gruppe: Beide | Hilfsgegenstand: Ja | Moderiert: Nein |
| Dauer: Kurz | Schwierigkeit: Einfach | |

Durch Ähnliche Technik Ersetzen!

Filter Wählen:

- ☐ Einzelperson
- ☐ Gruppe
- ☐ Beides

- ☐ Mit Hilfsgegenstand
- ☐ Ohne Hilfsgegenstand
- ☐ Beides

- ☐ Mit Moderator
- ☐ Ohne Moderator
- ☐ Beides

- ☐ Kurze Anwendungsdauer
- ☐ Lange Anwendungsdauer
- ☐ Egal

- ☐ Einfache Anwendung
- ☐ Nicht-So-Einfache Anwendung
- ☐ Beides

Neue Empfehlungen Generieren!

Prioritäten Anpassen:

Anfängerfreundlichere Techniken!

Weniger Aufwändig Anzuwendende Techniken!

Techniken Für Unkonventionellere Ideen!

Umfangreichere Techniken!

Abbildung 4.3: Empfohlene Techniken und Auswahlmöglichkeiten

zu verstehen und eine weitere Handlung, also das Wählen neuer Filter, das Ausüben von Kritik oder die Anforderung einer ähnlichen Technik für eine der drei empfohlenen Kreativitätstechniken, zu wählen.

Alle Teilnehmer konnten die weiteren Optionen, die ihnen nach dem Generieren der ersten Empfehlungen zur Verfügung standen, verstehen und eine Wahl treffen, allerdings haben manche viel Zeit benötigt, um diese Verständnis zu erreichen. Auf der Skala von eins bis fünf, auf der eins bedeutet, dass es leicht war bzw. wenig Zeit benötigt hat, die Empfehlungen und weitere Optionen zu verstehen, war der durchschnittliche Wert 2,28. Der am häufigsten Angegebene Grund dafür, dass das Verständnis erst nach einiger Zeit erreicht wurde, war, dass die Kreativitätstechniken nicht ausreichend erklärt wurden. Dazu wurden auch manche Filtereigenschaften nicht korrekt verstanden, wie zum Beispiel was genau einen Hilfsgegenstand ausmacht. Dazu haben Teilnehmer zwar verstanden, dass die Buttons unter „Prioritäten Anpassen“ die Gewichtung der Eigenschaften der Techniken im Empfehlungsprozess anpassen, allerdings war für sie nicht ersichtlich, dass diese Buttons mehrfach geklickt werden können, um die Gewichtungen weiter zu verschieben. Es müssen also sowohl Techniken als auch Filter und Kritiken besser erklärt werden.

Definition einer erfolgreichen Anwendung einer Kreativitätstechnik

Daraufhin sollten die Teilnehmer aus einer Liste von Kriterien auswählen, was für sie besonders wichtig ist, um die Anwendung einer Kreativitätstechnik als erfolgreich zu betrachten. Dabei konnten mehrere Optionen gleichzeitig ausgewählt und auch eigene hinzugefügt werden. Dies waren die Auswahlmöglichkeiten:

- Schnell Ideen generieren
- Viele Ideen generieren
- Vielfältige, verschiedene Ideen generieren
- Enge Zusammenarbeit mit anderen Gruppenmitgliedern
- Spaß an der Anwendung der Kreativitätstechnik
- Besonders gute, wertvolle Ideen generieren

Aus dieser Liste wurde am öftesten „Besonders gute, wertvolle Ideen generieren“ gewählt. Am zweithäufigsten wurde „Vielfältige, verschiedene Ideen“ gewählt und die dritte Stelle wird von „Schnell Ideen generieren“ und „Spaß an der Anwendung der Kreativitätstechnik“ geteilt. Nach diesen Kriterien sollte die Empfehlung also optimiert werden.

Finden von geeigneten Kritiken

Letztlich wurden die Teilnehmer gefragt, nach welchen Kriterien sie die Empfehlungen gerne anpassen können würden; also welche Kritiken sie gerne anbringen können würden.

Hierbei haben Teilnehmer folgende Kritiken vorgeschlagen:

- Beliebtere Kreativitätstechniken
- Kreativitätstechniken, die zu unkonventionellen Ideen führen
- Kreativitätstechniken, die sich besser für bestimmte Gruppenstrukturen eignen
- Erfolgreichere Kreativitätstechniken, die häufig zu guten Ideen führen

4.3.2 Verbesserungen des Interfaces

Wie in Unterunterabschnitt 4.2.1.2 beschrieben zeigt das System drei empfohlene Kreativitätstechniken an, wobei jede davon einer anderen Handlungsart zugrunde liegt. Dabei ist die in der Mitte gezeigte Technik die mit dem höchsten Nutzenwert, die links angezeigte die mit dem höchsten Nutzenwert aus allen Techniken einer anderen Handlungsart und die rechts angezeigte die Technik mit dem höchsten Nutzenwert aus allen Techniken, deren Handlungsart nicht gleich der der mittleren oder linken Kreativitätstechnik ist. Dies war für die Teilnehmer der Umfrage nicht ersichtlich, weshalb Empfehlungen im verbesserten Interface nun vertikal strukturiert sind. Dabei ist die oberste Technik, welche der Nutzer zuerst sieht, die mit dem höchsten Nutzenwert. Ein weiterer Vorteil dieser Änderung ist, dass nun mehr Platz für die Beschreibungen der Techniken vorhanden ist.

Ebenso war den Teilnehmern nicht klar, dass nach der initialen Auswahl von Zielen und Filtern die primäre Interaktionsmethode mit dem System das wählen von Kritiken sein sollte, und es war ihnen nicht ersichtlich, dass diese mehrmals in Folge gewählt werden können, um ihren Effekt weiter zu verstärken. Deshalb zeigt das Interface nun die Gewichtungen der Eigenschaften und deren Änderung nach dem Ausüben von Kritik. Dazu werden die Filteroptionen jetzt weniger zentral angezeigt. Dies wird in Abschnitt 5.2 genauer behandelt.

Letztlich waren einige der Filter für Teilnehmer nicht sofort verständlich. Besonders war vielen nicht klar, was einen Hilfsgegenstand ausmacht. Deshalb sind Filter jetzt verständlicher präsentiert. Überschriften beschreiben klarer, was die Filter bedeuten. Dazu wurde der Hilfsgegenstandfilter entfernt, da er nicht nur schwer zu verstehen ist, sondern auch wenig Relevanz besitzt. Der Recommender soll hauptsächlich online anwendbare Kreativitätstechniken empfehlen. Internetplattformen für Kreativitätstechniken bieten benötigte Hilfsgegenstände, wie zum Beispiel eine Tafel oder einen Block Papier mit Stift, ohnehin digital an.

4.3.3 Verbesserungen der Empfehlungen

Teilnehmer der Studie wollten Techniken nach Eigenschaften auswählen und bewerten, die bisher nicht bekannt waren. Deshalb wurde die Anzahl der verwendeten Techniken auf etwa 50 verringert und für diese bedeutend mehr Eigenschaften recherchiert. Für jede dieser Techniken existiert nun eine kurze Beschreibung von IdeacLOUDS[Idea], eine Dauer der Anwendung, eine genauere empfohlene Gruppengröße eine Schwierigkeitsstufe, die zu

erwartende Menge, Qualität und Diversität der erzeugten Ideen, und wie viel Spaß die Anwendung der Technik bereitet.[VanG 08][Kowa 10][Schl 93][Higg 94][Mich 10][Cleg 99] Da nicht für alle Kreativitätstechniken jede dieser Eigenschaften in vorhandener Literatur gefunden werden konnte, wurden manche Eigenschaften basierend auf den in der Literatur gefundenen Eigenschaften ähnlicher Techniken ergänzt. Diese neuen Eigenschaften erlauben nun das Empfehlen von Kreativitätstechniken basierend auf vielen der Kriterien, die von Teilnehmern der Umfrage erwünscht waren.

Dazu wurden die Interessendimensionen in einzelne Eigenschaften aufgeteilt, da die neue Eigenschaften nicht abstrahiert werden müssen, damit der Nutzer versteht, wie diese ihm dabei helfen eine relevante Kreativitätstechniken zu finden. Zu Beginn sind alle Eigenschaften gleich stark gewichtet, damit der Nutzer unvoreingenommene Empfehlungen erhält. Das Expertenwissen liegt jetzt in den Eigenschaften der Kreativitätstechniken und nicht mehr in den Interessendimensionen.

Kapitel 5

Implementierung

Die Implementierung kann in Recommender und Interface aufgeteilt werden. Die erste Komponente verwendet die vom Nutzer eingegebenen Informationen um Empfehlungen zu generieren, die zweite zeigt dem Nutzer Informationen an und lässt ihn mit dem System interagieren.

Beide Komponenten sind als Webanwendung implementiert. Somit kann das System leicht auf allen Plattformen verwendet werden und verhält sich auf diesen auch konsistent gleich. Dazu kann leicht von überall auf das System zugegriffen werden.

Dazu gibt es eine Serverkomponente, die alle Interaktionen eines Nutzers mit dem System in einer Datenbank speichert.

5.1 Recommender

Die Recommenderkomponente hält alle Daten über Kreativitätstechniken und bietet Funktionen zur Empfehlung von Kreativitätstechniken basierend auf Filtern und Nutzen oder Ähnlichkeit zu einer Technik an. Dazu besitzt die Komponente ein internes Gewichtungsobjekt, welches für alle, zur Empfehlung verwendeten, Eigenschaften von Kreativitätstechniken eine Gewichtung enthält.

Empfehlung von Kreativitätstechniken basierend auf Filtern und Nutzen

Die Funktion zur Empfehlung von Kreativitätstechniken basierend auf Filtern und Nutzen hat nur einen Parameter:

- **Filter** - Objekt, das Filtereinstellungen und Ziele enthält.

Beim Aufruf der Funktion werden zunächst alle Techniken gefunden, die zu den gewählten Zielen und Filtern passen. Für jede dieser Techniken wird nun der Nutzen mithilfe des internen Gewichtungsobjekts berechnet und, wie in der Konzeption beschrieben, werden die drei Techniken mit dem höchsten Nutzen, denen nicht die gleiche Handlungsart zugrunde liegt ausgewählt.

Da nur etwa 50 Kreativitätstechniken für die Empfehlung zur Verfügung stehen, wird in dem Spezialfall, dass es nicht genügend Techniken mit verschiedenen Handlungsarten zu empfehlen gibt, eine weitere Technik mit dem höchsten Nutzen, ungeachtet ihrer Handlungsart, zu den Empfehlungen hinzugefügt. Techniken werden also nur nach ihrer Handlungsart gefiltert, wenn sich auch dann noch drei Techniken finden lassen, die empfohlen werden können.

Die drei empfohlenen Techniken werden mit allen assoziierten Daten, wie ihren Eigenschaften und ihrer Beschreibung, an das Interface zurückgegeben.

Empfehlung von Kreativitätstechniken basierend auf Ähnlichkeit

Die Funktion zur Empfehlung von Kreativitätstechniken basierend auf Ähnlichkeit hat drei Parameter:

- **Filter** - Objekt, das Filtereinstellungen und Ziele enthält.
- **Technikname** - Name der Technik, zu der eine ähnliche Technik gefunden werden soll.
- **Aktive Techniken** - Namen der Techniken, die dem Nutzer momentan angezeigt werden.

Zunächst wird der Name der Technik, zu der eine ähnliche Technik gefunden werden soll auf die interne Repräsentation aus den Daten über Kreativitätstechniken, über die die Recommenderkomponente verfügt, abgebildet. Dann werden alle Techniken gefunden, die zu den Filtereinstellungen passen und für diese wird die Ähnlichkeit mit der gewählten Technik berechnet. Bei der Berechnung der Ähnlichkeit werden die Eigenschaften der Techniken ebenso mit dem internen Gewichtungsobjekt gewichtet. Dabei werden Techniken, deren Name mit den aktiven Techniken übereinstimmt, ignoriert, damit keine Techniken an das Interface gesendet werden, die dort bereits angezeigt werden.

Die Technik mit dem höchsten Ähnlichkeitswert wird mit allen assoziierten Daten an das

Interface zurückgegeben.

Verarbeitung von Kritik

Die Funktion zur Verarbeitung von Kritik hat nur einen Parameter:

- **Eigenschaft** - Die Eigenschaft von Kreativitätstechniken, deren Gewichtung erhöht werden soll

Die Gewichtung kann immer zu 100 Punkten aufsummiert werden. Die gewählte Eigenschaft wird um 20 Punkte höher gewichtet, während alle anderen Eigenschaften gleich viele Punkte verlieren. Die hohe Zahl von 20 wurde gewählt, damit jede Interaktion mit dem System deutliche Auswirkungen auf die Empfehlung hat.

Sollte eine Eigenschaft bereits eine Gewichtung von über 80 Punkten haben, so wird sie nur auf 100 Punkte aufgefüllt und die anderen Eigenschaften verlieren entsprechend weniger Punkte. Eigenschaften können auch nicht mit weniger als null Punkten gewichtet werden. Sollte die Gewichtung einer Eigenschaft weniger Punkte betragen, als sie verlieren müsste, so wird ihre Gewichtung auf null gesetzt und die Gewichtungen der anderen Eigenschaften werden entsprechend stärker verringert.

Wenn diese Funktion mit dem Parameter „reset“ aufgerufen wird, so setzt sie die Gewichtung aller Eigenschaften gleich.

Letztlich wird ein Objekt, das die neuen Gewichtungen enthält, an das Interface zurückgegeben.

Daten der Kreativitätstechniken

Die Recommenderkomponente lädt alle Daten über Kreativitätstechniken als JSON Datei vom Server. Eine Datenbank für diese Daten ist nicht notwendig, da die Datei kleiner als 70 Kilobyte ist. Damit sind sämtliche Daten, die der Nutzer benötigt, im Browser und es ist keine weitere Kommunikation mit dem Server notwendig, um Empfehlungen zu generieren. Dadurch ist der Empfehlungsprozess schnell und auch robust gegenüber Ausfällen in der Netzwerkverbindung.

Recommender für Kreativitätstechniken

Wähle ein oder mehrere Ziele, die du mit einer Kreativitätstechnik erreichen möchtest:

| Probleme erkennen und verdeutlichen | Problemrelevantes Wissen sammeln | Neue Ideen generieren | Bestehende Ideen bewerten und auswählen |
|---|--|--|--|
| Wenn du weißt, dass du ein Problem kreativ lösen musst, du aber nicht genau weißt, was das Problem ist. | Wenn du weißt, welches Problem du lösen musst, du aber nicht genug über das Problem weißt, um sinnvolle Ideen zu generieren. | Wenn du weißt, welches Problem du lösen musst, du dich mit dem Problem auskennst und Ideen zur Lösung generieren möchtest. | Wenn du bereits mehrere Ideen zur Lösung des Problems hast und diese Bewerten willst bzw. dich entscheiden musst, welche Lösungsidee du anwenden willst. |

Filter Wählen:

Gruppengröße:

Moderator nötig:

☐ Ja

☐ Nein

☐ Egal

Anwendungsdauer:

☐ Kurz

☐ Mittel

☐ Lang

☐ Egal

Schwierigkeit:

☐ Standard

☐ Experte

☐ Egal

Am wichtigsten ist mir...

☐ ...die Ideenmenge

☐ ...die Ideenqualität

☐ ...die Ideendiversität

Empfehlungen Generieren!

Abbildung 5.1: Erste Seite: Auswahl von Zielen und Filtern.

5.2 Interface

Das Interface wurde entworfen um den Nutzer intuitiv zu den richtigen Eingaben zu leiten und leicht verständlich zu sein. Es ermöglicht dem Nutzer durch Angaben seiner Ziele, Bedürfnisse und Situation mit dem System zu interagieren und speichert diese Interaktionen für eine spätere Auswertung. Alle Interaktionen, die zu neuen Empfehlungen führen, nämlich das Auswählen neuer Filter, das Anfragen einer ähnlichen Technik, und Kritik, werden als Zustandsobjekt gespeichert, welches die Eingabe des Nutzers und die neue Empfehlung beinhaltet. Damit lässt sich jeder Schritt im Empfehlungsprozess rekonstruieren.

Erste Seite: Auswahl der Ziele und Filter

Abbildung 5.1 zeigt die erste Seite des Recommenders. Der Nutzer folgt dem Bildschirm von oben nach unten. Er muss sich zuerst seiner Ziele bewusst werden und diese wählen. Danach erst wählt er Filtereinstellungen aus und lässt sich mit einem Klick auf die „Empfehlungen Generieren!“ Schaltfläche Empfehlungen anzeigen. Diese Separation ist bewusst gewählt, da die Ziele den Kern des kreativen Problemlösungsprozesses bilden und der Nutzer somit besonders gut über diese nachdenken sollte, anstatt sie nur als einen Teil der Filtereinstellungen wahrzunehmen. Dazu wird für jedes Ziel, das der Nutzer auswählen kann, eine kurze Erklärung angezeigt, da es für Nutzer sonst schwer sein könnte, ihre Problemstellung auf diese Ziele abzubilden.

Zusätzlich zu den Filtern wählt der Nutzer einen Fokus aus „Ideenmenge“, „Ideenqualität“ und „Ideendiversität“. Dabei ist „Ideenqualität“ standardmäßig ausgewählt, da diese Eigenschaft, wie in Unterabschnitt 4.3.1 beschrieben, von Nutzern bevorzugt wird.

Nachdem der Nutzer die „Empfehlungen Generieren!“ Schaltfläche geklickt hat, liest die Interfacekomponente die gewählten Filter aus, führt eine Kritik mit der ausgewählten Fokuseigenschaft aus und ruft mit dem erstellten Filterobjekt die Funktion zur Empfehlung von Kreativitätstechniken aus der Recommenderkomponente auf. Damit verschwindet die erste Seite und die zweite Seite wird geöffnet.

Zweite Seite: Empfehlungen und Kritik

Abbildung 5.2 zeigt die zweite Seite des Recommenders. Ganz oben kann der Nutzer in dunkler Farbe die gewählten Filter sehen. Die Schaltfläche rechts neben den Filtern öffnet ein Modal, in dem die Filter geändert werden können, woraufhin erneut die Funktion zur Empfehlung neuer Kreativitätstechniken aus der Recommenderkomponente mit den neuen Filtereinstellungen als Parameter aufgerufen werden und alle Empfehlungen durch neue, die allerdings auch gleich sein können, ersetzt werden. Darunter kann der Nutzer in der linken Spalte Kritiken ausüben und sieht in der Mitte empfohlene Techniken. Die hellen Farben sollen die Aufmerksamkeit des Nutzers auf die primäre Interaktionsmethode, das ausüben von Kritik, und die Empfehlungen ziehen. Dazu sind die Namen und Beschreibungen der Kreativitätstechniken in der Mitte des Bildschirms, damit der Nutzer sich zunächst ein Bild der Technik verschafft und sie erst danach anhand der Eigenschaften, die rechts der Beschreibung aufgelistet sind, bewertet. Dazu sind die Techniken anhand ihres berechneten Nutzens von oben nach unten sortiert, damit der Nutzer die für am nützlichsten befundene Technik zuerst betrachtet.

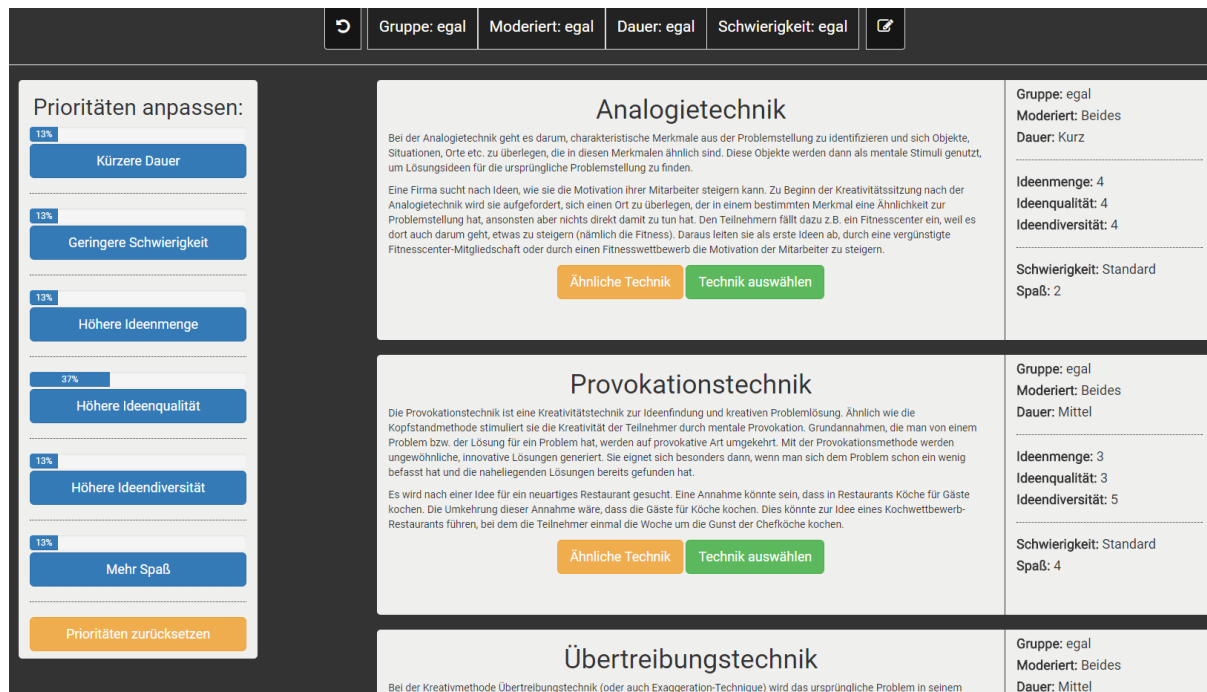


Abbildung 5.2: Zweite Seite: Auswahl einer Technik oder Anfrage auf ähnliche Techniken oder neue Empfehlungen mit geänderten Filtern.

Klickt der Nutzer auf eine Kritik, so wird die Funktion zur Verarbeitung von Kritik mit der entsprechenden Eigenschaft als Parameter aufgerufen. Die Balken über den Schaltflächen werden mithilfe des zurückgegebenen Gewichtungsobjekts erneuert und zeigen die aktuelle Gewichtung der Eigenschaften. Diese Werte werden für bessere Übersicht auf ganze Zahlen gerundet. Die „Prioritäten zurücksetzen“ Schaltfläche ruft die Funktion zur Verarbeitung von Kritik mit dem Parameter „reset“ auf, wodurch alle Eigenschaften auf gleich starke Gewichtung zurückgesetzt werden.

Klickt der Nutzer auf die „Ähnliche Technik“ Schaltfläche unter der Beschreibung einer Kreativitätstechnik, so wird die Funktion zur Empfehlung einer ähnlichen Technik aus der Recommenderkomponente mit dieser Technik als Parameter aufgerufen und die Technik wird ersetzt. Die anderen Techniken bleiben unverändert angezeigt.

Dazu befindet sich oben links im Interface eine „Rückgängig machen“ Schaltfläche. Diese setzt die letzte Änderung an den Prioritäten oder Filtern zurück und ruft die Funktion zur Empfehlung von neuen Kreativitätstechniken auf, um die vorherigen Empfehlungen wiederherzustellen.

Kapitel 6

Evaluierung

In diesem Kapitel werden Bewertungsmethoden für Recommender Systeme betrachtet, geeignete Methoden ausgewählt, und angewandt.

6.1 Bewerten von Recommender Systemen

Es gibt viele verschiedene Methoden für die Bewertung von Recommender Systemen. Manche versuchen quantitativ die Leistung des Recommenders zu bewerten, während andere sich auf die Gefühle der Nutzer verlassen.

6.1.1 Existierende Bewertungsmethoden

Im Folgenden werden bewährte Methoden zur Bewertung von Recommender Systemen aus [Scha 07][Ruch 15][Olmo 08][Shan 11][Chen 06] aufgezeigt.

Genauigkeit

Genauigkeit beschreibt, wie gut die Vorhersagen des Systems sind. Dabei gibt es verschiedene Arten von Genauigkeit, die davon abhängen, was vorhergesagt wurde. Zum einen gibt es die Entscheidungsgenauigkeit, die bestimmt wie gut vorhergesagt wurde, ob der Nutzer ein empfohlenes Item auswählen oder verwenden wird. Zum anderen gibt es die Bewertungsgenauigkeit, die zeigt wie gut vorhergesagt wurde, wie der Nutzer ein

Item bewerten wird, und letztens gibt es die Reihenfolgegenauigkeit, die misst wie gut vorhergesagt wurde, in welcher Reihenfolge der Nutzer die Items einstufen wird.

Die Entscheidungsgenauigkeit kann mit dem F1-Maß aus Genauigkeit und Trefferquote berechnet werden. Die Genauigkeit ist die Anzahl von erfolgreichen Empfehlungen aus allen Empfehlungen, während die Trefferquote die Anzahl der erfolgreichen Empfehlungen aus allen Items, deren Empfehlung erfolgreich wäre ist. Dafür werden folgende Variablen benötigt: Empfehlungen, die vom Nutzer ausgewählt wurden (a), Empfehlungen, die vom Nutzer nicht ausgewählt wurden (b), Items, die vom Nutzer ausgewählt worden wären, aber nicht empfohlen wurden (c). Die Werte werden folgendermaßen berechnet:

$$\begin{aligned} \text{Genauigkeit} &= \frac{a}{a + b} \\ \text{Trefferquote} &= \frac{a}{a + c} \\ F1 - \text{Maß} &= \frac{2 * \text{Genauigkeit} * \text{Trefferquote}}{\text{Genauigkeit} + \text{Trefferquote}} \end{aligned}$$

Abdeckung

Die Abdeckung bestimmt entweder den Anteil aller Items, die das System theoretisch empfehlen kann, oder den Anteil aller Items, die in Tests tatsächlich empfohlen werden. Eine niedrige Abdeckung bedeutet, dass das System viele Items ignoriert und es somit keinen Grund für diese Items gibt, ein Teil des Systems zu sein. Es ist nicht notwendigerweise schlecht, wenn ein System keine komplette Abdeckung erreicht, da es möglich ist, dass manche Items in allen beachteten Szenarien schlechter sind als andere, und es somit nie sinnvoll wäre, sie anstatt des besser geeigneten Items zu empfehlen.

Aufwand

Der Aufwand beschreibt die benötigte Zeit, Anzahl der Nutzerinteraktionen oder den subjektiven kognitiven Aufwand, den Nutzer betreiben müssen, um zu einer zufriedenstellenden Empfehlung zu gelangen.

Vielfältigkeit

Die Vielfältigkeit misst, wie unterschiedlich die empfohlenen Items untereinander sind. Empfehlungen, die untereinander zu ähnlich sind, verlieren an Wert für den Nutzer, da die Entscheidung, welches der ähnlichen Items der Nutzer wählen soll, wenig Bedeutung hat, wenn die Items enorm ähnlich sind.

Vielfältigkeit kann mit gewichteter Unähnlichkeit berechnet werden. Dazu wird für die Domäne bestimmt, welche Eigenschaften von Items die, für den Nutzer relevante, Ähnlichkeit wie stark beeinflussen. Diese Gewichtungen können dann mit einem Distanz-Maß der Eigenschaften verrechnet werden. Dabei sollten Items, die gleichzeitig, oder kurz nacheinander empfohlen werden, betrachtet werden.

Überraschung

Die Überraschung beschreibt, wie unerwartet erfolgreiche Empfehlungen sind. Sie kann gemessen werden, indem die Ähnlichkeit einer erfolgreichen Empfehlung zu anderen Items, die dem Nutzer gefallen, berechnet. Je geringer die Ähnlichkeit ist, desto überraschender ist die Empfehlung.

Vertrauen

Das Vertrauen zeigt, wie sehr der Nutzer den Empfehlungen des Recommender Systems vertraut. Vertrauen kann gemessen werden, indem Nutzer dazu befragt werden, ob sie die Empfohlenen Items verwenden wollen und ob sie das System erneut nutzen würden.

Nutzen

Der Nutzen zeigt, wie nützlich die Empfehlungen für den Nutzer sind. Es ist für Nutzer sehr schwer, diesen Nutzen direkt zu bewerten. Deshalb kann dem Nutzer auch eine Empfehlung eines anderen Systems oder ein zufälliges Item gezeigt werden, woraufhin er bewerten kann, ob die ursprüngliche Empfehlung für ihn mehr Nutzen hat, als die gezeigte Alternative.

6.1.2 Gewählte Bewertungsmethoden

Zur Bewertung des vorgeschlagenen Systems wurden die Methoden verwendet, die auch zur Bewertung der FindMe-ähnlichen kritikbasierten Recommender Systeme verwendet wurde[Chen 06], da die FindMe Systeme dem vorgeschlagenen System am ähnlichsten sind. Es wurden keine Bewertungsmethoden gefunden, die besser für knowledge- bzw. utilitybasierte Recommender Systeme geeignet waren.

Das System wird also anhand von Entscheidungsgenauigkeit, Aufwand und Vertrauen bewertet. Um Daten über die Genauigkeit zu erhalten wird den Nutzern nach einer Empfehlung eine Liste aller Kreativitätstechniken im System aufgezeigt. Sie haben dann die Möglichkeit, eine andere Technik, als die empfohlene, zu wählen. Sollten sie das tun, war die Empfehlung nicht erfolgreich. Daten über den Aufwand werden aus den gespeicherten Interaktionen und dem SUS Test gewonnen. Um Daten über das Vertrauen zu erlangen, werden Nutzer, nachdem sie den Recommender verwendet haben, gefragt, ob sie die empfohlene Technik tatsächlich anwenden wollen würden. Dazu geht aus dem SUS Test hervor, ob Nutzer das System häufiger verwenden wollen würden.

Zusätzlich wird die Implementierung des Systems mit dem System Usability Scale (SUS[Broo 96]) Test auf Nutzbarkeit geprüft. Dieser Test wurde gewählt, da er für Teilnehmer leicht und schnell auszufüllen ist und auch für eine geringe Anzahl von Teilnehmern verwertbare Ergebnisse liefert.

6.2 Umfrage

Dieser Abschnitt präsentiert die finale Umfrage zur Bewertung des Konzepts und des Interfaces der Implementierung.

Die Umfrage ist unter diesem Link zu finden: <https://goo.gl/forms/Rig8mhhdzbzz6JxAG3>

Die genauen Ergebnisse befinden sich auf der CD, die dieser Arbeit beiliegt.

6.2.1 Ziele der Umfrage

Das primäre Ziel der Umfrage war die Bewertung des Recommender Systems mit den in Unterabschnitt 6.1.2 beschriebenen Methoden. Des weiteren sollte getestet werden, ob es einen Zusammenhang zwischen demographischen Daten und den Interaktionen der Nutzer

mit dem System gibt und welche Eigenschaften von Kreativitätstechniken von bestimmten Nutzergruppen bevorzugt werden. Letztlich soll auch die Nutzbarkeit des Interfaces der Implementierung getestet werden, was allerdings kein Kernbestandteil dieser Arbeit ist.

6.2.2 Aufbau der Umfrage

Die Umfrage beginnt mit einer kurzen Einführung, die dem Teilnehmer erklärt, was Kreativitätstechniken sind, und was er im Verlauf der Umfrage tun wird.

Anwendung des Recommender Systems

Nach der Einführung werden dem Teilnehmer drei Szenarien beschrieben, für die er jeweils einmal das Recommender System verwenden soll. Die Szenarien sind so aufgebaut, dass sie einen möglichst großen Bereich der verfügbaren situationsabhängigen Eigenschaften von Kreativitätstechniken im Recommender System abdecken, indem Situationen mit hoher Diversität präsentiert werden.

Das erste Szenario lautet folgendermaßen: „Sie haben ihren Job satt und gründen ihr eigenes Startup mit einer großartigen Geschäftsidee. Allerdings bleiben die Kunden aus und Sie wissen nicht so recht, warum dem so ist. Dieses Problem wollen Sie nun mithilfe einer Kreativitätstechnik lösen.“ Dieses Szenario soll Teilnehmer dazu leiten, als Ziel die Problemfindung zu wählen. Dazu ist die Gruppengröße in diesem Szenario gleich eins.

Das zweite Szenario wird so beschrieben: „Sie arbeiten in einer kleinen Firma, die schon seit geraumer Zeit mit einem Problem kämpft. Es wurden bereits viele Ideen zur Lösung des Problems ausprobiert, aber es hat noch keine geholfen. Ihr fünf Personen starkes Team hat den Ruf, besonders kreativ zu sein und Sie sind gut mit dem Problem vertraut. Deshalb bittet Ihr Chef Sie, mit Ihrem Team neue und ausgefallene Ideen zur Lösung des Problems zu generieren. Dafür suchen Sie nun eine Kreativitätstechnik.“ Hier ist der Teilnehmer in eine professionelle Problemlösungssituation mit einem mittelgroßen Team versetzt. Als Ziel ist die Ideenfindung gedacht und der Teilnehmer sollte sich auf Ideendiversität fokussieren.

Das dritte und letzte Szenario lautet: „Sie planen mit neun Freunden in den Urlaub zu fahren. In der Gruppe haben Sie bereits Ideen für Aktivitäten gesammelt. Nun wollen Sie sich alle in einer Bar treffen, um dort die besten Ideen auszuwählen. Ihnen fällt die Aufgabe zu, eine dafür geeignete Kreativitätstechnik zu finden.“ Es soll den Teilnehmer

dazu leiten, als Ziel die Ideenbewertung zu wählen. Dazu befindet sich der Teilnehmer nun in einer großen Gruppe und in einem sehr zwanglosen Umfeld.

Zusatzfragen zur Anwendung des Recommender Systems

Zusätzlich werden Teilnehmer für jede abgeschlossene Empfehlung gefragt, ob sie die empfohlene Kreativitätstechnik wirklich verwenden würden, wenn sie sich tatsächlich im präsentierten Szenario befänden. Damit wird getestet, ob die Teilnehmer den Empfehlungen des Systems vertrauen.

Außerdem werden Teilnehmer nach der Bearbeitung jedes Szenarios vor die Wahl gestellt, ob sie die vom System empfohlene Technik behalten, oder lieber eine andere Kreativitätstechnik aus einer Liste aller im System vorhandenen Techniken wählen wollen. Damit wird getestet, ob die Empfehlungen für die Teilnehmer sinnvoll waren, und ob das System einen Mehrwert gegenüber einer Sammlung von Kreativitätstechniken bietet. Teilnehmer haben die Option, keine Antwort auf diese Frage zu geben. Dadurch soll erreicht werden, dass Teilnehmer, die sich nicht die Zeit nehmen wollen, die Liste aller verfügbaren Kreativitätstechniken zu durchsuchen, nicht einfach eine beliebige Option wählen und damit das Ergebnis verfälschen.

Bewertung der Nutzererfahrung

Die Nutzererfahrung wird über einen SUS[Broo 96] Test abgeprüft. Hierbei bewerten Teilnehmer, jeweils auf einer Skala von eins bis fünf, zehn Aussagen darauf, wie sehr sie ihnen zustimmen. Dieser Test bestimmt nur, ob die Nutzererfahrung gut oder schlecht ist, aber nicht, warum dem so ist. Deshalb können Teilnehmer, nachdem sie den SUS Test ausgefüllt haben, freie Kommentare und Verbesserungsvorschläge geben.

Demographische Daten

Neben üblichen demographischen Daten, wie Alter und Geschlecht, werden auch Bildungsabschluss, Berufsfeld und Berufserfahrung in Jahren abgefragt. Zusätzlich werden Teilnehmer gefragt, wie sie ihre Erfahrung mit Kreativitätstechniken einschätzen. Damit diese Selbsteinschätzung überprüft werden kann, werden Nutzer gebeten, die Kreativitätstechniken, die sie bereits verwendet haben, anzugeben. Mithilfe dieser Daten

soll bestimmt werden, welche Unterschiede es in den Vorzügen für Kreativitätstechniken unter Menschen mit unterschiedlich starker Bildung und Erfahrung gibt.

6.3 Ergebnis der Bewertung

In diesem Abschnitt werden die relevanten Ergebnisse für jeden Teil der Bewertung beschrieben und interpretiert.

6.3.1 Ergebnisse zur Performanz des Recommender Systems

Zunächst werden die Ergebnisse zur Genauigkeit, dem Aufwand und dem Vertrauen in die Empfehlungen betrachtet. Einige der Ergebnisse werden mit Ergebnissen aus [Chen 06] verglichen. Diese Vergleiche sind nur bedingt aussagekräftig. Die bewerteten Systeme sind zwar im Aufbau ähnlich zum Recommender System, das in dieser Arbeit vorgestellt wurde, aber sie beschäftigen sich mit einer völlig anderen Domäne von Empfehlungsgegenständen. Die Vergleiche werden dennoch getätigt, um den Ergebnissen einen Kontext zu verschaffen.

Ergebnisse zur Genauigkeit

Die Teilnehmer hatten, nachdem sie eine Empfehlung für ein Szenario akzeptiert hatten, die Möglichkeit, eine Liste aller verfügbaren Kreativitätstechniken zu betrachten und eine andere Technik, die sie bevorzugen würden, auszuwählen. Wenn ein Teilnehmer eine andere Technik gewählt hat, war die Empfehlung nicht erfolgreich. Andernfalls war sie erfolgreich. Die Genauigkeit wird aus dem Verhältnis von erfolgreichen Empfehlungen zu nicht erfolgreichen Empfehlungen berechnet.

Für das erste Szenario haben 20 von 23 (87%), für das zweite Szenario 17 aus 22 (77.3%) und für das dritte Szenario 17 aus 21 (81%) Teilnehmern keine neue Kreativitätstechnik aus der Liste gewählt und die empfohlene Kreativitätstechnik behalten. Damit waren insgesamt etwa 81.8% der Empfehlungen erfolgreich, womit eine Genauigkeit von 81.8% erreicht wurde. Es war also eine überwältigende Mehrheit der Empfehlungen erfolgreich. Dieses Ergebnis ist vergleichbar mit dem erfolgreichsten Recommender System aus [Chen 06], welches 86.1% Genauigkeit erreicht hat. Das am wenigsten genaue Recommender System, das in [Chen 06] bewertet wurde, erreichte maximal 47.2% Genauigkeit.

Ergebnisse zum Aufwand

Der Aufwand, den Nutzer betreiben müssen, um eine zufriedenstellende Empfehlung zu erhalten, wird anhand der Menge der Interaktionen mit dem System und ihrer Antwort zu der Aussage „Ich fand das System sehr umständlich zu nutzen.“ im SUS Test bestimmt.

Die durchschnittliche Menge an Interaktionen mit dem System beträgt etwa 3.2, wobei eine dieser Interaktionen die Anfrage der ersten Empfehlung nach Auswahl der Filter ist, und eine weitere Interaktion die Auswahl einer empfohlenen Kreativitätstechnik darstellt. Etwa 74% der Empfehlungssitzungen bestanden aus nur zwei Interaktionen, also haben Teilnehmer nur Filter angegeben und sofort eine Technik gefunden, die ihnen gut genug schien. Das heißt allerdings auch, dass nur wenige Teilnehmer mehrere Kreativitätstechniken erkundet haben, bevor sie eine Entscheidung getroffen haben.

Die Teilnehmer haben also im Durchschnitt 1.2 Kritiken verwendet, bevor sie eine geeignete Technik gefunden haben. Da mit jeder Kritik und der Auswahl der Filter jeweils drei Kreativitätstechniken angezeigt werden, haben die Teilnehmer im Durchschnitt 6.6 Techniken gesehen. Im Fall der beiden Systeme, die in [Chen 06] bewertet wurden, wurden für das weniger aufwändige Recommender System im Durchschnitt 2.1, und für das aufwändigere im Durchschnitt 7.6 Kritiken verwendet. Dazu wurden für das System, in dem die wenigsten Empfehlungen gesehen wurden, im Durchschnitt 9, und für das System, in dem die meisten Empfehlungen gesehen wurden, bevor eine Entscheidung getroffen wurde, im Durchschnitt 22 Empfehlungen gesehen, bevor eine Entscheidung getroffen wurde.

Die meisten Teilnehmer stimmten der Aussage „Ich fand das System sehr umständlich zu nutzen.“ nicht zu. 8 von 23 Teilnehmern lehnten die Aussage stark ab, und weitere 7 Teilnehmer lehnten sie ab. Kein Teilnehmer stimmte der Aussage stark zu, und nur ein Teilnehmer stimmte ihr etwas zu. In der Auswertung des SUS Tests (siehe Unterabschnitt 6.3.2) errechnen sich für diese Aussage etwa 7.4 von 10 Punkten.

Der Nutzungsaufwand des Systems ist also sehr gering.

Ergebnisse zum Vertrauen

Die Teilnehmer wurden, nachdem sie eine Empfehlung für ein Szenario akzeptiert hatten, gebeten, anzugeben, ob sie die empfohlene Technik auch tatsächlich anwenden würden, wenn sie sich in der beschriebenen Situation befänden. Dazu wurden sie im SUS Test dazu befragt, ob sie das System häufiger Nutzen würden.

Für das erste Szenario haben 20 von 23 (87%), für das zweite Szenario 16 von 23 (69.6%) und für das dritte Szenario ebenfalls 16 von 23 (69.6%) der Teilnehmer angegeben, dass sie die empfohlene Kreativitätstechnik auch tatsächlich anwenden würden, wenn sie sich in der, im Szenario beschriebenen, Situation befänden. Insgesamt wurde für etwa 75.4% der Empfehlungen angegeben, dass sie auch tatsächlich angewendet werden würden.

Allerdings stimmen nur 8 von 23 Teilnehmern der Aussage „Ich denke, dass ich das System gerne häufig benutzen würde.“ zu, während 8 weitere Teilnehmer ihr neutral gegenüber stehen. Die restlichen Teilnehmer stimmen dieser Aussage eher nicht oder überhaupt nicht zu.

Die meisten Nutzer haben den Empfehlungen also vertraut.

6.3.2 Ergebnisse zur Nutzererfahrung

Die Teilnehmer haben im Rahmen des System Usability Scale Tests zehn Aussagen bewertet. Jede dieser Bewertungen gibt zwischen null und vier Punkten. Diese Punkte werden aufsummiert und mit 2.5 multipliziert. Die Gesamtpunktzahl, die erreicht werden kann, liegt zwischen null und 100.[Broo 96] In [Saur 11] wurde betrachtet, was eine gute Gesamtpunktzahl ist. Aus 500 betrachteten Studien war die durchschnittliche Gesamtpunktzahl 68. Ab 80.3 Punkten ist das Ergebnis unter den besten 10%.

Die Gesamtpunktzahl des getesteten Prototyps ist 69.9. Damit liegt die Nutzererfahrung knapp über dem Durchschnitt. Die geringste Punktzahl wurde mit der Aussage „Ich denke, dass ich das System gerne häufig benutzen würde.mit durchschnittlich etwa 4.89 aus 10 Punkten erreicht. Die höchste Punktzahl wurde mit der Aussage „Ich glaube, ich würde die Hilfe einer technisch versierten Person benötigen, um das System benutzen zu können.“ mit durchschnittlich etwa 8.48 aus 10 Punkten erreicht, knapp gefolgt von der Aussage „Ich musste eine Menge lernen, bevor ich anfangen konnte das System zu verwenden.“ mit durchschnittlich etwa 8.15 von 10 Punkten.

Das Interface hat die Teilnehmer also nicht dabei behindert, das System zu verwenden und bot insgesamt sogar eine etwas überdurchschnittliche Nutzererfahrung.

6.3.3 Ergebnisse zum Nutzerverhalten

Die Teilnehmer wurden nach ihrem höchsten Bildungsabschluss, ihrer Berufserfahrung in Jahren und ihrer Erfahrung mit Kreativitätstechniken befragt. Es wurde getestet, ob diese

Faktoren die Vorlieben der Teilnehmer beeinflussen. Aufgrund der geringen Anzahl der Teilnehmer werden die Gruppen zur Auswertung gröber eingeteilt als für die Befragung. Für Bildung wird in Teilnehmer mit und ohne Universitätsabschluss eingeteilt. Für Berufserfahrung werden die Teilnehmer in null bis zwei Jahre Erfahrung, als „unerfahren“, und mehr als zwei Jahre Erfahrung, als „erfahren“, aufgeteilt. Letztlich werden Teilnehmer für Erfahrung mit Kreativitätstechniken in „unerfahren“, für die Angaben „Komplette(r) Anfänger(in)“ und „Grobe Vorstellung davon, was Kreativitätstechniken sind und wie man diese anwendet“, und in „erfahren“ für „Gelegentliche Anwendung von Kreativitätstechniken“ und „Regelmäßige Anwendung von Kreativitätstechniken“.

Kritiken

Tabelle 6.1 zeigt die Verteilung der Kritiken, die insgesamt getätigt wurden. Die Zahlen in den eckigen Klammern geben an, wie viele abgegebene Kritiken von Teilnehmern sind, die in die jeweilige Gruppe fallen. Von den 23 Teilnehmern wurden insgesamt 79 Kritiken abgegeben. Dabei ist zu beachten, dass bei Beginn, während der Filterauswahl, ein Fokus auf Ideenmenge, Ideendiversität oder Ideenqualität gesetzt werden muss, und Ideenqualität die automatisch ausgewählte Option ist.

Tabelle 6.2 und Tabelle 6.3 zeigen die Verteilung der Kritiken abhängig von der Berufserfahrung und der Erfahrung mit Kreativitätstechniken. Innerhalb der jeweiligen Gruppen gibt es nur geringe Unterschiede in der Kritikenverteilung. Die Hintergründe der Teilnehmer erlauben es also nur schwer, Vorhersagen über ihr Verhalten im Bezug auf Kritiken zu treffen.

Tabelle 6.4 zeigt die Kritikenverteilung abhängig von der Bildung. Nur 7% der Kritiken von Teilnehmern ohne Universitätsabschluss waren für mehr Ideendiversität, während 31% der Kritiken von Teilnehmern mit Universitätsabschluss für mehr Ideendiversität waren. Dies ist die größte Differenz zwischen Kritikhäufigkeiten.

| Insgesamt | Auswahlanteil (gerundet) [79] |
|-------------------------|-------------------------------|
| Geringere Schwierigkeit | 0% |
| Kürzere Dauer | 4% |
| Mehr Spaß | 5% |
| Höhere Ideenmenge | 12% |
| Höhere Ideendiversität | 16% |
| Höhere Ideenqualität | 63% |

Tabelle 6.1: Insgesamte Kritikenverteilung

| Berufserfahrung | 0 - 2 Jahre [39] | > 2 Jahre [40] |
|-------------------------|-------------------------|--------------------------|
| Geringere Schwierigkeit | 0% | 0% |
| Kürzere Dauer | 0% | 8% |
| Mehr Spaß | 5% | 5% |
| Höhere Ideenmenge | 5% | 18% |
| Höhere Ideendiversität | 23% | 13% |
| Höhere Ideenqualität | 67% | 58% |

Tabelle 6.2: Kritikenverteilung abhängig von der Berufserfahrung

| Erfahrung mit Kreativitätstechniken | Unerfahren [39] | Erfahren [40] |
|--|------------------------|----------------------|
| Geringere Schwierigkeit | 0% | 0% |
| Kürzere Dauer | 5% | 3% |
| Mehr Spaß | 8% | 3% |
| Höhere Ideenmenge | 15% | 8% |
| Höhere Ideendiversität | 13% | 23% |
| Höhere Ideenqualität | 59% | 65% |

Tabelle 6.3: Kritikenverteilung abhängig von der Erfahrung mit Kreativitätstechniken

| Bildung | Kein Universitätsabschluss [43] | Universitätsabschluss [36] |
|-------------------------|--|-----------------------------------|
| Geringere Schwierigkeit | 0% | 0% |
| Kürzere Dauer | 7% | 0% |
| Mehr Spaß | 7% | 3% |
| Höhere Ideenmenge | 12% | 11% |
| Höhere Ideendiversität | 7% | 31% |
| Höhere Ideenqualität | 67% | 56% |

Tabelle 6.4: Kritikenverteilung abhängig von der Bildung

Filter

Tabelle 6.5 zeigt die Verteilung der Filterauswahl aller Teilnehmer. Die Zahlen in den eckigen Klammern geben an, wie viele Teilnehmer zur entsprechenden Gruppe gehören. Jeder Teilnehmer hat für jedes der drei Szenarien einen Empfehlungsprozess durchlaufen. Deshalb ist die Anzahl der gewählten Filter drei mal so groß, wie die Anzahl der Teilnehmer in einer Gruppe. Manche Empfehlungsprozesse konnten aufgrund

einer fehlerhaften Eingabe der Teilnehmer nicht aufgenommen werden konnte, weshalb für manche Teilnehmer nur zwei gewählte Filterauswahlen aufgenommen wurden. Am häufigsten wurde jeweils die automatisch gewählte Option, „Egal“, beibehalten.

Tabelle 6.6 und Tabelle 6.7 zeigen die Verteilung der Filterauswahl abhängig von der Berufserfahrung und der Erfahrung mit Kreativitätstechniken. Wie schon bei der Kritikenverteilung gibt es auch hier innerhalb der Gruppen nur geringe Unterschiede. Es lassen sich mithilfe dieser Einteilungen also auch auf die Filterauswahl der Teilnehmer nur schwer Vorhersagen treffen.

Tabelle 6.8 zeigt die Verteilung der Filterauswahl abhängig von der Bildung. Wie schon bei der Kritikenverteilung ist auch hier die größte Differenz zwischen Filterhäufigkeiten. Teilnehmer ohne Universitätsabschluss wählen zu 85% „Egal“ für die Schwierigkeit, während Teilnehmer mit Universitätsabschluss nur zu 60% „Egal“ wählen.

| Insgesamt | Auswahlanteil (gerundet) [23] |
|-------------------------|-------------------------------|
| Moderiert: Ja | 13% |
| Moderiert: Nein | 12% |
| Moderiert: Egal | 75% |
| Dauer: Kurz | 10% |
| Dauer: Mittel | 18% |
| Dauer: Lang | 3% |
| Dauer: Egal | 70% |
| Schwierigkeit: Standard | 15% |
| Schwierigkeit: Experte | 11% |
| Schwierigkeit: Egal | 73% |

Tabelle 6.5: Insgesamte Filterverteilung

| Berufserfahrung | 0 - 2 Jahre [10] | > 2 Jahre [11] |
|-------------------------|------------------|----------------|
| Moderiert: Ja | 12% | 16% |
| Moderiert: Nein | 9% | 16% |
| Moderiert: Egal | 79% | 69% |
| Dauer: Kurz | 12% | 9% |
| Dauer: Mittel | 18% | 19% |
| Dauer: Lang | 6% | 0% |
| Dauer: Egal | 67% | 72% |
| Schwierigkeit: Standard | 15% | 16% |
| Schwierigkeit: Experte | 18% | 6% |
| Schwierigkeit: Egal | 67% | 78% |

Tabelle 6.6: Filterverteilung abhängig von der Berufserfahrung

| Berufserfahrung | Unerfahren [12] | Erfahren [11] |
|-------------------------|-----------------|---------------|
| Moderiert: Ja | 16% | 12% |
| Moderiert: Nein | 16% | 9% |
| Moderiert: Egal | 69% | 79% |
| Dauer: Kurz | 13% | 9% |
| Dauer: Mittel | 16% | 21% |
| Dauer: Lang | 6% | 0% |
| Dauer: Egal | 66% | 70% |
| Schwierigkeit: Standard | 9% | 21% |
| Schwierigkeit: Experte | 13% | 12% |
| Schwierigkeit: Egal | 67% | 78% |

Tabelle 6.7: Filterverteilung abhängig von der Erfahrung mit Kreativitätstechniken

| Berufserfahrung | Kein Universitätsabschluss [11] | Universitätsabschluss [11] |
|-------------------------|---------------------------------|----------------------------|
| Moderiert: Ja | 16% | 12% |
| Moderiert: Nein | 9% | 15% |
| Moderiert: Egal | 75% | 72% |
| Dauer: Kurz | 16% | 6% |
| Dauer: Mittel | 13% | 24% |
| Dauer: Lang | 0% | 6% |
| Dauer: Egal | 72% | 64% |
| Schwierigkeit: Standard | 9% | 21% |
| Schwierigkeit: Experte | 6% | 18% |
| Schwierigkeit: Egal | 85% | 60% |

Tabelle 6.8: Filterverteilung abhängig von der Bildung

Kapitel 7

Fazit

In diesem Kapitel werden zunächst die Antworten auf die Forschungsfragen, die in dieser Arbeit erarbeitet wurden, präsentiert. Danach werden Ideen für weitere Forschung am Thema dieser Arbeit gegeben.

7.1 Antworten auf die Forschungsfragen

Das Ziel dieser Arbeit war es, ein Recommender System für Kreativitätstechniken zu erstellen. Dazu mussten mehrere Forschungsfragen betrachtet werden, welche in diesem Abschnitt erneut aufgezeigt werden.

Recommender System Ansatz für Kreativitätstechniken

Um die Frage, welcher Ansatz für ein Recommender System sich zur Empfehlung von Kreativitätstechniken eignet, zu beantworten, wurden vier verbreitete Ansatz von Recommender Systemen betrachtet: Collaborative Filtering, kontentbasiert, casebasiert und knowledgebasiert.

Die ersten beiden dieser Ansätze eignen sich nicht gut für kontextsensitive Empfehlungen. Der Nutzen von Kreativitätstechniken hängt allerdings stark vom Kontext, in dem sie angewendet werden, ab. Zusätzlich leiden sowohl Collaborative Filtering als auch kontextbasierte Recommender Systeme stark an Cold Start Problemen für neue Nutzer. Allerdings benötigen Nutzer sofort hilfreiche Empfehlungen, und nicht erst nach ausgiebiger Nutzung des Systems. Deshalb fiel die engere Auswahl auf casebasierte und

knowledgebasierte Recommender Systeme. Hier wurde letztlich ein knowledgebasierter Ansatz für besser befunden, da Expertenwissen in einem komplizierten Feld wie Kreativitätstechniken deutlich verlässlicher ist, als Nutzerbewertungen.

Nutzereingaben und Einteilung von Kreativitätstechniken

Die nächsten Fragen betrafen die Einteilung von Kreativitätstechniken auf eine Art, die zum Generieren von Empfehlungen sinnvoll ist, und Nutzereingaben, die dazu geeignet sind, die Situation und Vorlieben des Nutzers auf eine hilfreiche Kreativitätstechnik abzubilden. Die Antworten auf diese Fragen sind ähnlich, da viele der relevanten Einteilungseigenschaften sich auf Kontext und Vorlieben beziehen, welche der Nutzer angeben kann.

Kreativitätstechniken wurden zum einen nach Kontextfaktoren eingeteilt. Diese Kontextfaktoren umschließen die Gruppengröße, ob ein Moderator vorhanden ist oder nicht und die verfügbare Zeit, beziehungsweise die Dauer der Anwendung einer Kreativitätstechnik. Dazu wurden Techniken auch nach den Zielen, für die sie sich eignen, eingeteilt, wobei eine Kreativitätstechnik für mehrere Ziele geeignet sein kann. Diese Ziele sind das erkennen von Problemen, das Sammeln von problemrelevantem Wissen, das Generieren von neuen Ideen und das Bewerten und Auswählen von bestehenden Ideen. Dazu wurde jede Technik auf ihre Eignung zur Generation von vielen Ideen, besonders guten Ideen und besonders vielseitigen Ideen bewertet, ebenso wie auf die Schwierigkeit und den Spaß ihrer Anwendung. All diese Einteilungseigenschaften sind auch mögliche Nutzereingaben, da sie direkt verwendet werden, um die Situation und die Vorlieben des Nutzers auf eine geeignete Kreativitätstechnik abzubilden.

Zusätzlich wurden Kreativitätstechniken auch nach Hauptaktivitätsgruppen eingeteilt. Diese Hauptaktivitätsgruppen sind die Grundlegende Handlung, auf der die Kreativitätstechnik basiert. Diese Handlungen sind das Strukturieren von Information, Brainstorming, betrachten aus verschiedenen Perspektiven, das Verwenden von Expertenwissen, zufällige Inspirationsquellen und die Verwendung von Checklisten. Diese Einteilungseigenschaften werden nicht als Nutzereingabe verwendet. Stattdessen werden Empfehlungen durch sie diversifiziert. Kreativitätstechniken mit der gleichen Hauptaktivitätsgruppe sind sich oft sehr ähnlich. Deshalb werden bei der Generierung von Empfehlungen Kreativitätstechniken mit verschiedenen Hauptaktivitätsgruppen priorisiert, damit der Nutzer aus Kreativitätstechniken wählen kann, die sich untereinander bedeutsam unterscheiden.

Generieren der Empfehlungen

Die nächste Frage betraf das Generieren von Empfehlungen mithilfe der Nutzereingaben und der Einteilung von Kreativitätstechniken. Dafür wurde ein knowledgebasiertes Recommender System sowohl mit Filtern als auch mit Nutzenberechnung verwendet.

Das System verwendet zunächst situationsabhängige Nutzereingaben um alle ungeeigneten Kreativitätstechniken zu filtern. Das heißt alle Techniken, die nicht für die gewählten Ziele, die gewählte Gruppengröße, das Vorhandensein eines Moderators oder die gewählte Schwierigkeit geeignet sind, werden nicht weiter betrachtet.

Danach wird für jede weitere Kreativitätstechnik ein Nutzenwert berechnet. Dieser ist eine Summe der Dauer, Schwierigkeit, Ideenmenge, Ideenqualität, Ideenvielfalt und des Spaßes der Technik, welche jeweils mit einer Gewichtung multipliziert werden. Diese Gewichtung ist zu Beginn ausgeglichen und kann vom Nutzer angepasst werden, um den Raum der verfügbaren Kreativitätstechniken zu erkunden und geeignete Empfehlungen zu erhalten. Zusätzlich kann der Nutzer die Filtereinstellungen anpassen und einzelne Empfehlungen durch eine Empfehlung einer ähnlichen Kreativitätstechnik ersetzen.

Bewertung des Recommender Systems

Die letzte Forschungsfrage betraf die Bewertung der Performanz des Recommender Systems. Hierzu wurden verbreitete Metriken zur Bewertung von Recommender Systemen betrachtet, wie die Abdeckung des Empfehlungsraums, der Aufwand für den Nutzer, die Vielfältigkeit, Genauigkeit und der Nutzen der Empfehlungen, wie überraschend Empfehlungen sind und wie sehr der Nutzer den Empfehlungen vertraut.

Aus diesen Metriken wurden die Genauigkeit, der Aufwand und das Vertrauen gewählt, da diese bereits erfolgreich zur Bewertung von kritikbasierten Recommender Systemen verwendet wurden, welche dem System, welches für diese Arbeit konzipiert wurde, ähnlich sind. Zusätzlich wurde die Benutzbarkeit des erstellten Prototyps mithilfe der System Usability Scale bewertet.

Das System konnte Ergebnisse mit hoher Genauigkeit und wenig Aufwand für den Nutzer liefern. Die meisten Teilnehmer hatten Vertrauen in die Ergebnisse und mit dem SUS Test wurde die Nutzererfahrung des Prototypen als leicht überdurchschnittlich bewertet.

7.2 Weitere Forschung

Dieser Abschnitt beschreibt mögliche nächste Schritte zur Fortführung dieser Arbeit.

- Umfrangreicheren Test durchführen. Das System wurde nur an wenigen Teilnehmern getestet und ein Test mit mehreren Teilnehmern, besonders unter Betrachtung einer bestimmten Zielgruppe, könnte vermutlich zu besseren Bewertungsergebnissen führen.
- Weitere Kreativitätstechniken einbinden. Momentan enthält das System etwa 50 Kreativitätstechniken, da nur für diese genug detailreiche Informationen gesammelt werden konnten. Allerdings wurden fast 200 Techniken betrachtet, welche in das System aufgenommen werden könnten.
- Genauere Beschreibungen für Kreativitätstechniken erstellen. Momentan sind die Beschreibungen mancher Kreativitätstechniken umfangreich und enthalten Beispiele, während andere nur kurz beschrieben sind. Diese kurzen Beschreibungen könnten ausführlicher gestaltet werden und ebenfalls Beispiele vorstellen, damit der Nutzer ausreichende Informationen über die Kreativitätstechniken erhält, ohne andere Quellen aufrufen zu müssen.
- Erstellen eines Feature Augmentation Hybrids. Nutzerbewertungen können verwendet werden, um Popularität als Eigenschaft für Kreativitätstechniken zu erstellen.
- Gute Startgewichtung mithilfe von maschinellem Lernen oder Umfragen herausfinden. Momentan werden alle Eigenschaften, die zur Berechnung des Nutzens einer Kreativitätstechnik verwendet werden, zu Beginn gleich stark gewichtet. Diese Startgewichtung könnte optimiert werden.

Abbildungsverzeichnis

| | | |
|-----|---|----|
| 4.1 | Aktivitätsdiagramm der Anwendung des Systems | 51 |
| 4.2 | Auswahl von Zielen | 57 |
| 4.3 | Empfohlene Techniken und Auswahlmöglichkeiten | 58 |
| 5.1 | Erste Seite: Auswahl von Zielen und Filtern. | 65 |
| 5.2 | Zweite Seite: Auswahl einer Technik oder Anfrage auf ähnliche Techniken oder neue Empfehlungen mit geänderten Filtern. | 67 |

Literaturverzeichnis

- [Adom 05] G. Adomavicius and A. Tuzhilin. “Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions”. *IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING*, Vol. 17, No. 6, pp. 734–749, 2005.
- [Adom 06] G. Adomavicius and Y. Kwon. “New Recommendation Techniques for Multi-Criteria Rating Systems”. 2006.
- [Agga 16] C. Aggarwal. *Recommender Systems*. 2016.
- [Albe 05] S. Albers and O. Grassmann. *Handbuch Technologie- und Innovationsmanagement: Strategie - Umsetzung - Controlling*. 2005.
- [Bode 90] M. Boden. “The Creative Mind”. 1990.
- [Bree 98] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie. “Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering”. Tech. Rep., 1998.
- [Brid 01] D. Bridge. “Product recommendation systems: A new direction”. In: *in ‘Proceedings of the Workshop Programme at the Fourth International Conference on Case-Based Reasoning*, pp. 79–86, 2001.
- [Brid 06] D. Bridge, M. Goker, L. McGinty, and B. Smyth. “Case-based recommender systems”. 2006.
- [Broo 96] J. Brooke. “SUS - A quick and dirty usability scale”. 1996.
- [Brya 07] N. Bryan-Kinns, P. G. T. Healey, and J. Leach. “Exploring Mutual Engagement in Creative Collaborations”. In: *Proceedings of the 6th ACM SIGCHI Conference on Creativity & Cognition*, pp. 223–232, ACM, New York, NY, USA, 2007.
- [Burk 00] R. Burke. “Knowledge-Based Recommender Systems”. In: *ENCYCLOPEDIA OF LIBRARY AND INFORMATION SYSTEMS*, p. 2000, Marcel Dekker, 2000.

- [Burk 02] R. Burke. “Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments”. Nov. 2002.
- [Burk 07] R. Burke. “Hybrid Web Recommender Systems”. 2007.
- [Burk 96] R. D. Burke, K. J. Hammond, and B. C. Young. “Knowledge-Based Navigation of Complex Information Spaces”. In: *IN PROCEEDINGS OF THE 13TH NATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE*, pp. 462–468, AAAI Press, 1996.
- [Burk 97] R. D. Burke, K. J. Hammond, and B. C. Young. “The FindMe Approach to Assisted Browsing”. *IEEE Expert: Intelligent Systems and Their Applications*, 1997.
- [Burk 99] R. Burke. “Integrating Knowledge-based and Collaborative-filtering Recommender Systems”. In: *In AAAI Workshop on AI in Electronic Commerce*, pp. 69–72, AAAI, 1999.
- [Camp 09] E. Campochiaro, R. Casatta, P. Cremonesi, and R. Turrin. “Do Metrics Make Recommender Algorithms?”. 2009.
- [Cand 07] L. Candy and Z. Bilda. “Understanding and evaluating creativity”. In: *Creativity and Cognition*, 2007.
- [Cand 13] L. Candy. *Evaluating Creativity*, pp. 57–84. Springer London, London, 2013.
- [Carr 09] E. A. Carroll, C. Latulipe, R. Fung, and M. Terry. “Creativity Factor Evaluation: Towards a Standardized Survey Metric for Creativity Support”. In: *Proceedings of the Seventh ACM Conference on Creativity and Cognition*, pp. 127–136, ACM, New York, NY, USA, 2009.
- [Carr 12] W. Carrer-Neto, M. L. Hernández-Alcaraz, R. Valencia-García, and F. García-Sánchez. “Social knowledge-based recommender system. Application to the movies domain”. *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 12, pp. 10990 – 11000, 2012.
- [Chen 06] L. Chen and P. Pu. “Evaluating Critiquing-based Recommender Agents”. 2006.
- [Chen 12] L. Chen and P. Pu. “Critiquing-based Recommenders: Survey and Emerging Trends”. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 22, No. 1-2, pp. 125–150, Apr. 2012.
- [Chen 13] L. Chen, M. de Gemmis, A. Felfernig, P. Lops, F. Ricci, and G. Semeraro. “Human Decision Making and Recommender Systems”. 2013.
- [Cleg 99] B. Clegg and P. Birch. *Instant creativity*. Kogan Page Publishers, 1999.

- [Coug 96] D. Couger. “Creativity and innovation in information systems organizations”. 1996.
- [Crea] “Creativity Technique Selector”. Zuletzt besucht: 2017-09-26 at <http://repository.sse.uni-hildesheim.de/CreativityTechniqueSelector>.
- [Csik 97] M. Csikszentmihalyi. 1997.
- [Dani 10] I. C. Daniele Dell’Aglia and D. Cerizza. “Anatomy of a Semantic Web-enabled Knowledge-based Recommender System”. 2010.
- [Doom 13] S. Doms. “Dynamic Generation of Personalized Hybrid Recommender Systems”. In: *Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems*, pp. 443–446, ACM, New York, NY, USA, 2013.
- [Dorn 09] C. Dornburg, S. Adams, S. Hendrickson, and G. Davidson. “Improving Extreme-Scale Problem Solving: Assessing Electronic Brainstorming Effectiveness in an Industrial Setting”. 2009.
- [Ehsa 16] M. R. Ehsan Aslanian and M. Jalili. “Hybrid Recommender Systems based on Content Feature Relationship”. 2016.
- [Felf 06] A. Felfernig, G. Friedrich, D. Jannach, and M. Zanker. “An Integrated Environment for the Development of Knowledge-Based Recommender Applications”. *Int. J. Electron. Commerce*, Vol. 11, No. 2, pp. 11–34, Dec. 2006.
- [Felf 08] A. Felfernig, B. Gula, G. Leitner, M. Maier, R. Melcher, and E. Teppan. *Persuasion in Knowledge-Based Recommendation*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008.
- [Felf 14] A. Felfernig, M. Jeran, G. Ninaus, F. Reinfrank, S. Reiterer, and M. Stettinger. *Basic Approaches in Recommendation Systems*, pp. 15–37. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2014.
- [Good 99] N. Good, J. B. Schafer, J. A. Konstan, A. Borchers, B. Sarwar, J. Herlocker, J. Riedl, *et al.* “Combining collaborative filtering with personal agents for better recommendations”. In: *AAAI/IAAI*, pp. 439–446, 1999.
- [Gras 16] B. Gras, A. Brun, and A. Boyer. “Identifying Grey Sheep Users in Collaborative Filtering: A Distribution-Based Technique”. In: *Proceedings of the 2016 Conference on User Modeling Adaptation and Personalization*, pp. 17–26, ACM, 2016.
- [Grub 08a] P. P. Grube and K. Schmid. “Selecting Creativity Techniques for Innovative Requirements Engineering”. In: *2008 Third International Workshop*

on Multimedia and Enjoyable Requirements Engineering - Beyond Mere Descriptions and with More Fun and Games, pp. 32–36, 2008.

- [Grub 08b] P. Grube and K. Schmid. “State of the Art in Tools for Creativity, Project Deliverable Report”. 2008.
- [Herl 00] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, and J. Riedl. “Explaining Collaborative Filtering Recommendations”. In: *Proceedings of the 2000 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 241–250, ACM, New York, NY, USA, 2000.
- [Higg 06] J. Higgins. *101 Creative Problem Solving Techniques*. New Management Pub Co., 2006.
- [Higg 94] J. M. Higgins. *101 creative problem solving techniques: The handbook of new ideas for business*. New Management Publishing Company, 1994.
- [Huan 10] J. X. Huang, I. King, V. V. Raghavan, and S. Rueger, Eds. *2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, WI 2010, Toronto, Canada, August 31 - September 3, 2010, Main Conference Proceedings*, IEEE Computer Society, 2010.
- [Idea] “IdeacLOUDS”. Zuletzt besucht: 2017-10-3 at <https://www.ideacLOUDS.net/kreativitätstechniken>.
- [Jiaz 97] L. Jiazeng, L. Yanbao, C. Yi, and W. Wenxian. “Evaluating of Creative Thinking of Students and Creativity Development at Southeast University, China”. In: *Proceedings of the Frontiers in Education Conference, 1997. On 27th Annual Conference. Teaching and Learning in an Era of Change. - Volume 01*, pp. 576–579vol.1, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 1997.
- [Kara 14] P. Karampiperis, A. Koukourikos, and E. Koliopoulou. “Towards Machines for Measuring Creativity: The Use of Computational Tools in Storytelling Activities”. *2014 IEEE 14th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, Vol. 00, No. , pp. 508–512, 2014.
- [Keen 93] R. L. Keeney and H. Raiffa. *Decisions with Multiple Objectives*. 1993.
- [Kowa 10] D. C. Kowaltowski, G. Bianchi, and V. T. De Paiva. “Methods that may stimulate creativity and their use in architectural design education”. *International Journal of Technology and Design Education*, 2010.
- [Luba 01] T. I. Lubart. “Models of the Creative Process: Past, Present and Future”. *Creativity Research Journal*, Vol. 13, No. 3-4, pp. 295–308, 2001.

- [Luba 05] T. Lubart. “How Can Computers Be Partners in the Creative Process: Classification and Commentary on the Special Issue”. *Int. J. Hum.-Comput. Stud.*, No. 4-5, pp. 365–369, Oct. 2005.
- [Mahe 10] M. L. Maher. “Evaluating Creativity in Humans, Computers, and Collectively Intelligent Systems”. In: *Proceedings of the 1st DESIRE Network Conference on Creativity and Innovation in Design*, pp. 22–28, Desire Network, Lancaster, UK, UK, 2010.
- [Maye 99] R. E. Mayer. “Fifty Years of Creativity Research”. *Handbook of creativity*, Vol. 449, 1999.
- [McFa 98] E. McFadzean. “The Creativity Continuum: Towards a Classification of Creative Problem Solving Techniques”. 1998.
- [Mich 10] M. Michalko. *Thinkertoys: A handbook of creative-thinking techniques*. Ten Speed Press, 2010.
- [Nage 09] K. Nagel. *Kreativitätstechniken in Unternehmen*. Oldenbourg, 2009.
- [Olmo 08] F. H. del Olmo and E. Gaudioso. “Evaluation of recommender systems: A new approach”. *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, No. 3, pp. 790 – 804, 2008.
- [Pazz 07] M. J. Pazzani and D. Billsus. *Content-Based Recommendation Systems*, pp. 325–341. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2007.
- [Piss 12] J. Pissarra, C. J. Costa, and M. Aparicio. “Brainstorming Reconsidered in Computer-mediated Communication and Group Support System Context”. In: *Proceedings of the Workshop on Information Systems and Design of Communication*, pp. 45–50, ACM, 2012.
- [Raym 99] L. R. Raymond Mooney. “Content-Based Book Recommending Using Learning for Text Categorization”. 1999.
- [Resn 94] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl. “GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews”. In: *Proceedings of the 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 175–186, ACM, New York, NY, USA, 1994.
- [Ricc 10] F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, and P. B. Kantor. *Recommender Systems Handbook*. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA, 1st Ed., 2010.
- [Ruch 15] Ruchika, A. V. Singh, and D. Sharma. “Evaluation criteria for measuring the performance of recommender systems”. In: *2015 4th International Conference*

- on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (ICRITO) (Trends and Future Directions)*, pp. 1–6, Sept 2015.
- [Saur 11] J. Sauro. “A practical guide to the System Usability Scale: Background, benchmarks, and best practices”. 2011.
- [Scha 07] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker, and S. Sen. “Collaborative Filtering Recommender Systems”. 2007.
- [Schl 93] H. Schlicksupp. “Kreativ-Workshop”. 1993.
- [Schm 96] K. Schmid. “Making AI systems more creative: the IPC-model”. 1996.
- [Shan 11] G. Shani and A. Gunawardana. *Evaluating Recommendation Systems*, pp. 257–297. Springer US, Boston, MA, 2011.
- [Shne 00] B. Shneiderman. “Creating Creativity: User Interfaces for Supporting Innovation”. *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.*, Vol. 7, No. 1, pp. 114–138, 2000.
- [Siel 11] G. A. Sielis, C. Mettouris, G. A. Papadopoulos, A. Tzanavari, R. M. Dols, and Q. Siebers. “A Context Aware Recommender System for Creativity Support Tools”. 2011.
- [Smyt 07] B. Smyth. *Case-Based Recommendation*, pp. 342–376. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2007.
- [Syme 08] P. Symeonidis, A. Nanopoulos, and Y. Manolopoulos. “Justified Recommendations based on Content and Rating Data”. 2008.
- [Tint 07] N. Tintarev and J. Masthoff. “Effective Explanations of Recommendations: User-Centered Design”. In: *In Conf. on Recommender Systems - RecSys*, pp. 153–156, 2007.
- [Tint 11] N. Tintarev and J. Masthoff. *Designing and Evaluating Explanations for Recommender Systems*, pp. 479–510. Springer US, Boston, MA, 2011.
- [Tint 12] N. Tintarev and J. Masthoff. “Evaluating the effectiveness of explanations for recommender systems”. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 22, No. 4, pp. 399–439, 2012.
- [VanG 08] A. B. VanGundy. *101 activities for teaching creativity and problem solving*. John Wiley & Sons, 2008.
- [VanG 92] A. VanGundy. *Idea Power*. 1992.
- [Yola 06] M. L.-n. Yolanda Blanco-Fernandez and B. Barragans-martinez. “AVATAR:

Modeling Users by Dynamic Ontologies in a TV Recommender System based on Semantic Reasoning”. 2006.

- [Zank 10] M. Zanker and D. Ninaus. “Knowledgeable Explanations for Recommender Systems”. In: J. X. Huang, I. King, V. V. Raghavan, and S. Rueger, Eds., *2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, WI 2010, Toronto, Canada, August 31 - September 3, 2010, Main Conference Proceedings*, pp. 657–660, IEEE Computer Society, 2010.