



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Ausarbeitung Anwendungen 2

Bastian Probst

**Verwendung von Benutzermodellen zur Personalisierung von
Inhalten**

*Fakultät Technik und Informatik
Studiendepartment Informatik*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Computer Science*

Bastian Probst

**Verwendung von Benutzermodellen zur Personalisierung von
Inhalten**

Ausarbeitung Anwendungen 2

im Studiengang Master Informatik
am Department Informatik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Gutachter: Prof. Dr. Bettina Buth
Gutachter: Prof. Dr. Kai von Luck

Betreuer: Prof. Dr. Kai von Luck

Eingereicht am: 31. August 2014

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Aufbau der Arbeit	1
2	Methoden und Probleme	1
2.1	Methoden	2
2.2	Probleme und Anforderungen	2
3	Related Work	3
3.1	User Model Elicitation and Enrichment for Context-sensitive Personalization in a Multiplatform TV Environment Bellekens u. a. (2009)	3
3.1.1	Informationsaufbereitung	3
3.1.2	Benutzermodell und Analyse des Benutzers	4
3.1.3	Methoden der Vorhersage	5
3.1.4	Fazit	6
3.2	News recommendation via hypergraph learning: encapsulation of user behavior and news content Li und Li (2013)	6
3.2.1	Informationsaufbereitung und Datenmodell	6
3.2.2	Methoden der Vorhersage	7
3.2.3	Fazit	8
3.3	Google News Personalization: Scalable Online Collaborative Filtering Das u. a. (2007)	8
3.3.1	Datenmodell	8
3.3.2	Methoden der Vorhersage	9
3.3.3	Fazit	9
4	Fazit und Ausblick	9
4.1	Fazit	9
4.2	Ausblick	10

1 Einleitung

Immer mehr digitale Medieninhalte werden verfügbar. Um die Benutzer nicht durch dieses beständige Wachstum zu überfordern, ist eine Möglichkeit zum Filtern der Inhalte die Personalisierung. [Weiß u. a. \(2008\)](#) Die unterschiedlichen Arten von Benutzermodellen und deren Verwendung für Personalisierung wurde im Rahmen der Veranstaltung: „Anwendungen 1“ herausgearbeitet. [Probst \(2014\)](#). Diese Arbeit befasst sich mit der Frage, wie solche Benutzermodelle erstellt und für Vorschläge verwendet werden können.

1.1 Motivation

Ziel dieser Arbeit ist es, Methoden zu betrachten, wie Benutzermodelle erstellt und verwendet werden können, um angemessene Vorschläge für Medien wie zum Beispiel Nachrichten oder Filme generieren zu können. Im weiteren Verlauf wird ein Benutzermodell für das Living-place Hamburg entwickelt werden. Dieses soll dem Zweck dienen, dass der Bewohner einer „Wohnung von morgen“ Vorschläge für Medien bekommt, welche den Präferenzen des Bewohners entsprechen. Hierbei soll darauf geachtet werden, dass keine für bestimmte Situationen fehlerhaften Vorschläge gemacht werden.

1.2 Aufbau der Arbeit

Kapitel 1 befasst sich mit der Motivation für diese Arbeit und mit deren Aufbau. In Kapitel 2 wird die generelle Vorgehensweise beschrieben und einige Probleme und Anforderungen näher betrachtet. In Kapitel 3 werden drei unterschiedliche Ansätze vorgestellt, wie die Erstellung von Benutzermodellen für Vorschlagssysteme realisiert und verwendet werden können. Der erste Ansatz berücksichtigt den Kontext, der zweite verwendet Hypergraphen und der dritte bezieht sich auf die Handhabung großer Datenmengen. Weitere Schritte des Vorgehens werden in Kapitel 4 aufgezeigt.

2 Methoden und Probleme

In diesem Kapitel werden die generellen Methoden zum Erstellen personalisierter Vorschläge beschrieben. Danach werden spezielle Anforderungen und Probleme aufgezeigt, welche die Vorhersage erschweren.

2.1 Methoden

Um Vorschläge generieren zu können, müssen die Daten aufbereitet werden. Für jedes Medium muss identifiziert werden, welche Entitäten, Themen, Kategorien etc. vorkommen. Ebenfalls müssen die Aktionen des Benutzers von dem System mitverfolgt und in einem geeigneten Benutzermodell gespeichert werden. Wenn die Medien und Benutzer ausreichend analysiert worden sind, können anhand der Daten Vorschläge generiert werden. [Das u. a. \(2007\)](#) [Li und Li \(2013\)](#) [Weiß u. a. \(2008\)](#)

2.2 Probleme und Anforderungen

Damit einem Benutzer sinnvolle Vorschläge generiert werden können, müssen folgende Probleme und Anforderungen beachtet werden.

- **Kaltstartproblem:** Wenn ein Benutzer sich neu an dem System anmeldet und es noch keine oder zu wenig Daten für das Medienkonsumverhalten gibt, muss das System andere Methoden anwenden, um dem Benutzer trotzdem angemessene Vorschläge zu machen. Ein ähnliches Problem sind neue Medien. [Li und Li \(2013\)](#) [Weiß u. a. \(2008\)](#)
- **Kontext:** Vorschläge, welche den Benutzer generell interessieren, können in manchen Kontexten falsch sein. So könnte der Zeitpunkt ungünstig sein, oder die anwesenden Personen sollen nichts von der Präferenz wissen. [Biancalana u. a. \(2011\)](#) [Shi u. a. \(2010\)](#)
- **Diversität:** Es ist wichtig, dass die Vorschläge nicht nur einen Themenbereich abdecken, sondern im besten Fall alle Gebiete, welche den Benutzer interessieren. [Li und Li \(2013\)](#)
- **Performance:** Selbst wenn die Menge der Benutzer und die Anzahl der Medien sehr groß ist, muss ein Vorschlag innerhalb einer gewissen Zeit generiert werden. [Das u. a. \(2007\)](#)

- **Disruption:** Wenn der Benutzer aufgrund von Ereignissen sein Konsumverhalten deutlich verändert, muss das System die Vorschläge entsprechend anpassen. So könnte zum Beispiel eine Krankheit ein deutlich verändertes Konsumieren zur Folge haben. In dieser Arbeit wird diese Frage nicht weiter verfolgt.

Zum Lösen der Probleme und Erfüllen der Anforderungen werden die Ansätze in Kapitel 3 näher betrachtet.

3 Related Work

In diesem Kapitel werden drei unterschiedliche Ansätze betrachtet, die zum Lösen der in Kapitel 2 beschriebenen Probleme verwendet werden können.

3.1 User Model Elicitation and Enrichment for Context-sensitive Personalization in a Multiplatform TV Environment Bellekens u. a. (2009)

Das von Bellekens u. a. (2009) erstellte Benutzermodell ist für die Anwendung iFanzzy entwickelt worden. iFanzzy ist eine Kombination dreier interaktiver Plattformen. Es besteht aus einer Web-Anwendung, bei der die Benutzer unter anderem Favoriten festlegen, Sendungen bewerten und Inhalte suchen können; einer Set-Top Box, zum Aufnehmen und Abspielen von Filmen; und aus einer Mobilversion, durch die sich der Benutzer unter anderem an Filme erinnern lassen kann. Der Fokus wurde hierbei auf den Kontext gelegt. Dieser soll verhindern, dass zu unpassenden Zeiten laufende Filme vorgeschlagen werden, selbst wenn diese den Benutzer generell interessieren könnten.

3.1.1 Informationsaufbereitung

Bei der Verwendung unterschiedlicher Informationsquellen zu den laufenden Programmen ist eines der Probleme die divergierende Repräsentation von Elementen wie Personen, Sendungen, Sendern und Genres. Um diesem Problem entgegen zu wirken, werden alle Informationen in ein erweitertes TVAnytime Format konvertiert. Dieses bietet die Möglichkeit, Entitäten eindeutig zu identifizieren. Somit können Sendungen mit einem bestimmten Darsteller vorgeschlagen werden, wenn eine entsprechende Präferenzierung des Nutzers erkannt wurde.

3.1.2 Benutzermodell und Analyse des Benutzers

Der Kontext wird im Benutzermodell besonders berücksichtigt. Hierzu gehört die verwendete Plattform, der Ort, die Zeit sowie die teilnehmenden Personen. Aktionen des Benutzers werden als Events betrachtet. Dies kann zum Beispiel das Anschauen einer Sendung, das Festlegen von Favoriten oder das Bewerten einer Sendung sein. Die Events und Kontexte werden in Beziehung gesetzt. Es wird nicht nur im Benutzermodell gespeichert, dass eine Sendung angesehen wird, sondern auch wann, mit wem und wo. Auf diese Weise

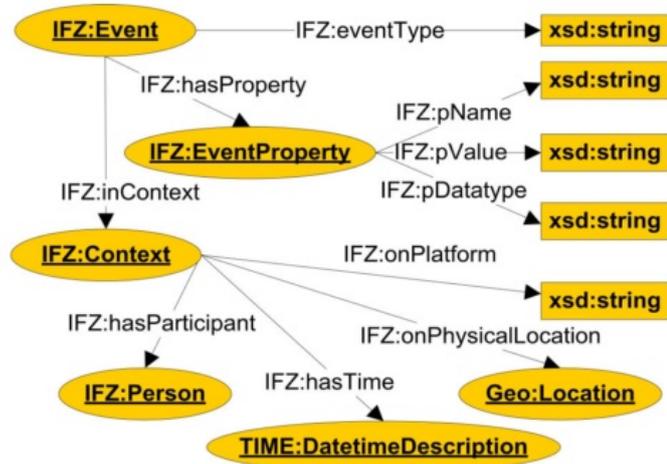


Abbildung 3.1: Event und Kontext

kann zum Beispiel herausgefunden werden, dass einige Sendungen nur betrachtet werden, wenn bestimmte andere Personen mit anwesend sind und umgekehrt. Auch zeitliche Aspekte können hierbei identifiziert werden. Dies wäre zum Beispiel ein Benutzer, der nur abends Nachrichtensendungen schaut, aber morgens nie. Aus den Events werden Behauptungen ab-

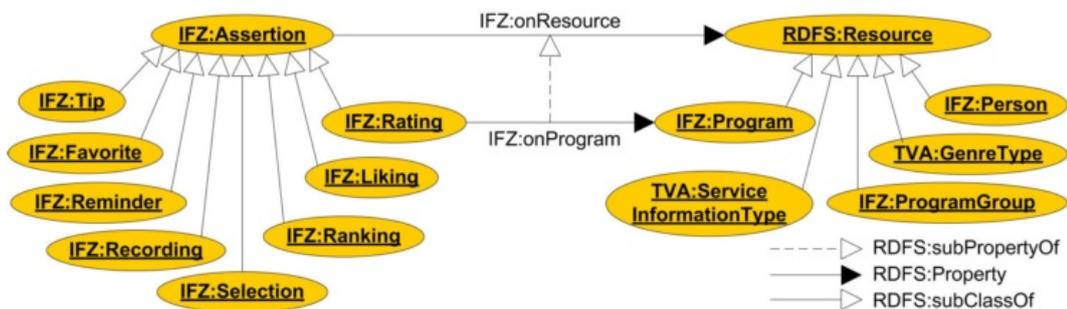


Abbildung 3.2: Behauptungen zu Ressourcen

geleitet. Eine Bewertungs-event führt direkt zu einer Bewertungsbehauptung. Eine besondere Behauptung ist das „Mögen“, da es nicht direkt durch den Benutzer, sondern von dem Pro-

programm gesetzt wird. Wenn jede Folge von einer bestimmten Serie geschaut wird, kann das Programm schlussfolgern, dass der Benutzer diese Serie mag.

Lösen des Kaltstartproblems

Ein Problem entsteht, wenn neue Benutzer hinzugefügt werden, über die noch keine Daten vorhanden sind. Hier haben sich die Autoren zwei Lösungen überlegt. Die erste Lösung ist das Importieren von Daten. Eine Möglichkeit wäre das Parsen eines bereits existierenden Profils des Benutzers. Die Autoren betrachteten Profile aus dem Social Media Netzwerk „Hyves“ und analysierten die Bereiche Filme, Reisen und Helden, um herauszufinden, welche Filme, Schauspieler und Orte ein Benutzer mag.

Die zweite Lösung ist das Vergleichen der Benutzer mit anderen Benutzern. Aus der Ähnlichkeit kann geschlossen werden, dass die gleichen Filme gemocht werden. Dieser Ansatz wird als kollaboratives Filtern bezeichnet. Die Anzahl der Testpersonen war noch nicht groß genug, um sinnvolle Ergebnisse beim kollaborativen Filtern zu erhalten. Daher ist die MovieLens- und IMDb-Klassifikation näher betrachtet worden.

MovieLens wurde von der GroupLens Research Group der Universität Minnesota entwickelt. Es generiert Vorschläge basierend auf kollaborativen Filtern. Die Autoren haben die iFanzzy-Benutzer - anhand des Geschlechts und des Alters - in 14 Gruppen unterteilt. Mithilfe von MovieLens werden neuen Benutzern - ihrer Gruppe entsprechend - Vorschläge gemacht.

Bei der IMDb gibt es nicht nur eine generelle Bewertung der Filme. Neben dem Geschlecht werden die Daten ebenfalls in vier Altersgruppen unterteilt. Auch wenn MovieLens eine feinere Granularität in Bezug auf das Alter bietet, hat IMDb den Vorteil einer größeren Menge an Daten.

3.1.3 Methoden der Vorhersage

In dem Paper von [Bellekens u. a. \(2009\)](#) werden keine näheren Angaben gemacht, inwieweit der Kontext bei der Vorhersage einbezogen oder diese generell realisiert wird. Bei [Biancalana u. a. \(2011\)](#) werden zwei unterschiedliche Verfahren vorgestellt: einen hybriden Ansatz, bei dem das kollaborative Filtern um auf die Zeit bezogene Faktoren erweitert wird, und einen, bei dem neuronale Netze verwendet werden. [Shi u. a. \(2010\)](#) wählten einen Ansatz mit „matrix factorization“

3.1.4 Fazit

Da im Rahmen dieser Arbeit eine Anwendung für den Living Place Hamburg entwickelt wird, ist das Betrachten des Kontextes eine wesentliche Komponente. Somit ist die Betrachtung des Kontextes ein wesentlicher Teil, um sinnvolle Vorschläge machen zu können.

3.2 News recommendation via hypergraph learning: encapsulation of user behavior and news content **Li und Li** **(2013)**

Bei diesem Ansatz wird das Medienkonsumverhalten durch einen Hypergraph repräsentiert. Die Vorschläge werden durch lokales Ranking im Graphen realisiert.

3.2.1 Informationsaufbereitung und Datenmodell

Beim Betrachten einer Gruppe von Nachrichtenlesern haben die Autoren von **Li und Li (2013)** folgende vier wesentlichen Ressourcen herausgearbeitet:

- Benutzer (\mathcal{U})
- Artikel (\mathcal{A})
- Themen (\mathcal{T}^t)
- und Entitäten, wie Personen etc. (\mathcal{T}^e).

Bei einem Hypergraphen kann eine Kante mehr als zwei Knoten miteinander verbinden. In dem Ansatz von **Li und Li (2013)** wurden folgende impliziten Relationen als relevant herausgearbeitet:

- $E^{\mathcal{U}\mathcal{N}\mathcal{T}^t}$: Kanten zwischen Benutzern, Artikeln und Themen. Diese Relationen haben ein Gewicht von 1, was bedeutet, dass Benutzer einen Artikel nur einmal lesen.
- $E^{\mathcal{U}\mathcal{N}\mathcal{T}^e}$: Kanten zwischen Benutzern, Artikeln und Entitäten. Bei diesen Relationen wird das Gewicht ebenfalls auf 1 gesetzt.
- $E^{\mathcal{U}\mathcal{U}\mathcal{N}}$: Zwei Benutzer, welche den selben Artikel lesen. Auch hier ist das Gewicht der Relation 1.
- $E^{\mathcal{U}\mathcal{U}\mathcal{T}^t}$: Kanten zwischen zwei Benutzern und einem Thema. Das Gewicht dieser Relation hängt von der Häufigkeit ab, dass beide Benutzer Artikel dieses Themas lesen. Dieses Gewicht wird normalisiert, um bei viellesenden Benutzern keine falsche Gewichtung zu erhalten.

- E^{UUT^e} : Kanten zwischen zwei Benutzern und einer Entität. Für diese Beziehung wird eine ähnliche Gewichtungsfunktion angewendet, wie bei der zwischen zwei Benutzern und einem Thema.
- E^{NNT^t} : Kanten zwischen zwei Artikeln und einem Thema. Das Gewicht dieser Kanten ist 1.
- E^{NNT^e} : Kanten zwischen zwei Artikeln und einer Entität. Das Gewicht dieser Kanten ist 1.
- E^{N^k} : Die Ähnlichkeit zwischen Artikeln. Diese bezieht sich auf die Komponenten der Nachrichten.

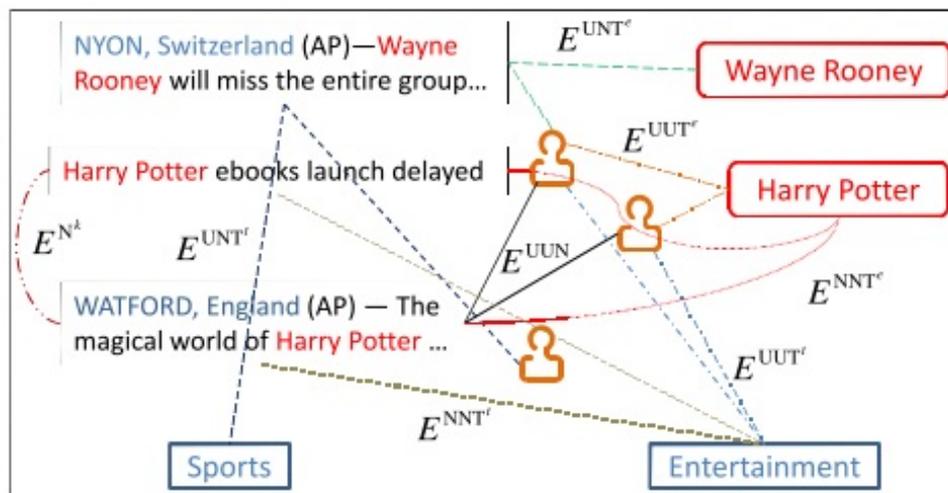


Abbildung 3.3: Beispiel für einen resultierenden Hypergraphen

Abbildung 3.3 zeigt einen beispielhaften Ausschnitt des Resultierenden Hypergraphen mit den vorher beschriebenen Kantenarten.

3.2.2 Methoden der Vorhersage

Li und Li (2013) arbeiteten heraus, dass die Suche durch den gesamten Graphen einerseits zu aufwendig andererseits sogar weniger effizient ist. Für die Vorhersage wird der Graph in von einander abgegrenzte Teile zerlegt. Verbindungen der Teile untereinander werden dabei abgeschnitten. Für die Vorhersage wird nur der Teil des Graphen betrachtet, welcher die Vorlieben des Benutzers beinhaltet. Dies sind Themen, Entitäten und ähnliche Benutzer. Einen

Ansatz mit Teilgraphen, die sich überlappen, wollen die Autoren in zukünftigen Arbeiten evaluieren. Die neuen Nachrichten werden mit dem Teilgraphen verbunden. Dafür werden die Entitäten und Themen extrahiert. Die Vorhersage ist ein Ranking Problem auf dem Teilgraphen. Die Nachrichten mit dem höchsten Ranking werden dem Benutzer vorgeschlagen. Bei [Bu u. a. \(2010\)](#) und [Tan u. a. \(2011\)](#) wird der gesamte Hypergraph zur Vorhersage verwendet.

Lösen des Kaltstartproblems

Benutzer die noch keine ausreichende Historie haben, werden einem Teilgraphen zugeordnet. Danach wird für die Entitäten und Themen berechnet, welche den Benutzer interessieren und welche ihn nicht interessieren. Abschließend können dem Benutzer sinnvolle Vorschläge anhand des Rankingverfahrens gemacht werden.

3.2.3 Fazit

Die Verwendung von Hypergraphen bietet die Möglichkeit, komplexe Beziehungen abzubilden. Das Beschränken des Graphen auf einen Teilgraphen verbessert sowohl die Performance, als auch die Ergebnisse. Es werden alle relevanten Beziehungen abgebildet. Die in dem Paper von [Li und Li \(2013\)](#) dargestellten Methoden bieten eine gute Möglichkeit zur Generierung von Vorschlägen. Ebenfalls wird das Kaltstartproblem mit diesem Ansatz gelöst. Ferner stellten die Autoren heraus, dass durch geschicktes Setzen von Labeln eine hohe Diversität der Vorschläge erreicht werden kann.

3.3 Google News Personalization: Scalable Online Collaborative Filtering [Das u. a. \(2007\)](#)

In dem Paper von [Das u. a. \(2007\)](#) wird eine Lösung für die Verarbeitung großer sich ändernder Datenmengen dargestellt. Zum Verarbeiten vieler Daten werden verteilte Clusterverfahren angewendet. Zur Vorhersage wird kollaboratives Filtern verwendet.

3.3.1 Datenmodell

Von den Benutzern wird gespeichert, welche Nachrichten angeschaut wurden. Anhand dieser Historie werden die Benutzer in Clustern gespeichert. Auf diese Weise werden Benutzer mit ähnlichen Historien im gleichen Cluster abgespeichert. Zu einer Nachricht wird gespeichert, wie oft sie mit welchen anderen Nachrichten zusammen angeschaut wird.

3.3.2 Methoden der Vorhersage

Die (wie in 3.3.1 beschrieben) erstellten Cluster werden zum Vorschlagen von Nachrichten verwendet. Hierfür werden zwei unterschiedliche Methoden angewendet:

- **Covisitation:** Es wird die Nachrichtenhistorie der Benutzer betrachtet. Die Nachrichten, welche am häufigsten mit den Nachrichten der Historie zusammen gelesen wurden, werden als Vorschläge verwendet.
- **Cluster Statistik:** Für ein Cluster wird eine Statistik darüber angelegt, welche Nachrichten von den Benutzern dieses Clusters am häufigsten angeschaut wurden. Diese werden als Vorschläge verwendet, sofern sie nicht in der Historie des Benutzers vorhanden sind.

3.3.3 Fazit

Die in dem Paper von [Das u. a. \(2007\)](#) dargestellten Methoden ermöglichen es, viele sich schnell ändernde Daten zu verarbeiten. Da im Rahmen dieser und weiterer Arbeiten nicht zu erwarten ist, dass eine solche Menge an Daten erfasst werden, werden die Performanceoptimierungen weniger relevant sein. Darüber hinaus erfordern die Methoden eine riesige Datenmenge, um sinnvolle Ergebnisse zu liefern. Somit werden diese Ideen nur theoretisch weiter verfolgt.

4 Fazit und Ausblick

4.1 Fazit

Der erste Ansatz, bei dem der Kontext betrachtet wird, hat für eine Realisierung im Livingplace die höchste Relevanz. Gerade in einer „Wohnung von morgen“ ist von personalisierten Vorschlägen zu erwarten, dass der Kontext betrachtet wird. Ein Bewohner möchte keine zeitlich unpassenden Vorschläge für Sendungen erhalten. Ein weiterer nicht unwesentlicher Punkt sind die anwesenden Personen. So sollte ein Bewohner sich beim System darauf verlassen können, dass, wenn andere Personen anwesend sind, keine Vorschläge gemacht werden, die den Bewohner in eine erklärungswürdige Situation bringen. Hier ist es erforderlich, Methoden zu entwickeln, die den Kontext für die Vorhersage verwenden.

Der zweite Ansatz aus dem Paper von [Li und Li \(2013\)](#) liefert Methoden, wie die Vorschläge generiert werden können. Hier muss evaluiert werden, inwieweit der Kontext in den Hypergraphen integriert und zur Vorhersage verwendet werden kann. Der Ansatz aus dem Paper

von [Das u. a. \(2007\)](#) liefert hilfreiche Methoden, große Datenmengen zu verarbeiten.

Im Rahmen des Livingplaces ist ein stark individualisiertes Benutzerprofil erforderlich. Ebenfalls ist die Frage des Kontextes im Living Place von großer Bedeutung. Somit bietet sich ein Benutzerprofil ähnlich dem Benutzerprofil aus dem Ansatz von [Bellekens u. a. \(2009\)](#) an. Für die Vorhersage kann die Methode des zweiten Ansatzes ([Li und Li \(2013\)](#)) verwendet werden. Hier gilt es zu evaluieren, inwieweit das Benutzermodell aus dem ersten Ansatz mit der Methode aus dem zweiten Ansatz zusammengebracht werden kann.

Es ist nicht zu erwarten, dass im Projekt Datenmengen erfasst werden, die für die Methoden des dritten Ansatzes erforderlich sind. Ebenfalls ist nicht zu erwarten, dass eine verteilte Lösung zur Performanceoptimierung benötigt wird. Daher kann in diesem Projekt der dritte Ansatz nicht verfolgt werden.

4.2 Ausblick

In diesem Paper wurden drei Ansätze für die Erstellung von Benutzermodellen dargestellt. Es wurde erarbeitet, welche der Modelle und Methoden für kommende Arbeiten als relevant betrachtet werden. Im Projekt wird eine Studie entwickelt, in der Benutzer wöchentlich Filme bewerten sollen. Anhand der Bewertungen wird das System Vorhersagen treffen, wie der Benutzer kommende Filme bewertet. Diese Berechnungen werden mit den tatsächlich abgegebenen Bewertungen verglichen. Auf diese Weise können unterschiedliche Methoden verglichen und für kommende Studien optimiert werden. Da es sich bei den Testpersonen voraussichtlich nur um Studenten der HAW Hamburg handeln wird, sollte diese Tatsache bei der Auswertung berücksichtigt werden. Es ist zu erwarten, dass eine Studie mit Testpersonen, welche deutlicher differieren, andere Ergebnisse liefern würde. In weiteren Arbeiten wird evaluiert, wie sich die Methoden und das Benutzermodell für den Livingplace Kontext verwenden lassen.

Literaturverzeichnis

- [Bellekens u. a. 2009] BELLEKENS, Pieter ; HOUBEN, Geert-Jan ; AROYO, Lora ; SCHAAP, Krijn ; KAPTEIN, Annelies: User Model Elicitation and Enrichment for Context-sensitive Personalization in a Multiplatform Tv Environment. In: *Proceedings of the Seventh European Conference on European Interactive Television Conference*. New York, NY, USA : ACM, 2009 (EuroITV '09), S. 119–128. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1542084.1542106>. – ISBN 978-1-60558-340-2
- [Biancalana u. a. 2011] BIANCALANA, Claudio ; GASPARETTI, Fabio ; MICARELLI, Alessandro ; MIOLA, Alfonso ; SANSONETTI, Giuseppe: Context-aware Movie Recommendation Based on Signal Processing and Machine Learning. In: *Proceedings of the 2Nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation*. New York, NY, USA : ACM, 2011 (CAMRa '11), S. 5–10. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/2096112.2096114>. – ISBN 978-1-4503-0825-0
- [Bu u. a. 2010] BU, Jiajun ; TAN, Shulong ; CHEN, Chun ; WANG, Can ; WU, Hao ; ZHANG, Lijun ; HE, Xiaofei: Music Recommendation by Unified Hypergraph: Combining Social Media Information and Music Content. In: *Proceedings of the International Conference on Multimedia*. New York, NY, USA : ACM, 2010 (MM '10), S. 391–400. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1873951.1874005>. – ISBN 978-1-60558-933-6
- [Das u. a. 2007] DAS, Abhinandan S. ; DATAR, Mayur ; GARG, Ashutosh ; RAJARAM, Shyam: Google News Personalization: Scalable Online Collaborative Filtering. In: *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*. New York, NY, USA : ACM, 2007 (WWW '07), S. 271–280. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1242572.1242610>. – ISBN 978-1-59593-654-7
- [Li und Li 2013] LI, Lei ; LI, Tao: News Recommendation via Hypergraph Learning: Encapsulation of User Behavior and News Content. In: *Proceedings of the Sixth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. New York, NY, USA : ACM, 2013 (WSDM '13), S. 305–314. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/2433396.2433436>. – ISBN 978-1-4503-1869-3

- [Probst 2014] PROBST, Bastian: Personalisierung von interaktiven Second ScreenAnwendungen mithilfe von Benutzermodellen. (2014)
- [Shi u. a. 2010] SHI, Yue ; LARSON, Martha ; HANJALIC, Alan: Mining Mood-specific Movie Similarity with Matrix Factorization for Context-aware Recommendation. In: *Proceedings of the Workshop on Context-Aware Movie Recommendation*. New York, NY, USA : ACM, 2010 (CAMRa '10), S. 34–40. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1869652.1869658>. – ISBN 978-1-4503-0258-6
- [Tan u. a. 2011] TAN, Shulong ; BU, Jiajun ; CHEN, Chun ; XU, Bin ; WANG, Can ; HE, Xiaofei: Using Rich Social Media Information for Music Recommendation via Hypergraph Model. In: *ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl.* 7S (2011), November, Nr. 1, S. 22:1–22:22. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/2037676.2037679>. – ISSN 1551-6857
- [Weiß u. a. 2008] WEISS, Diana ; SCHEUERER, Johannes ; WENLEDER, Michael ; ERK, Alexander ; GÜLBAHAR, Mark ; LINNHOFF-POPIEN, Claudia: A User Profile-based Personalization System for Digital Multimedia Content. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Digital Interactive Media in Entertainment and Arts*. New York, NY, USA : ACM, 2008 (DIMEA '08), S. 281–288. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1413634.1413687>. – ISBN 978-1-60558-248-1