



HAL
open science

HCI für Recommender Systems: Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft

André Calero Valdez, Martina Ziefle, Katrien Verbert

► **To cite this version:**

André Calero Valdez, Martina Ziefle, Katrien Verbert. HCI für Recommender Systems: Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft. the 10th ACM Conference, Sep 2016, Boston, France. pp.123-126, 10.1145/2959100.2959158 . hal-02129270

HAL Id: hal-02129270

<https://hal.science/hal-02129270>

Submitted on 14 May 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

HCI für Recommender Systems: Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft

André Calero Valdez
RWTH Aachen
Universität Campus
Boulevard 57
52074 Aachen,
Deutschland calero-valdez@comm.rwth-aachen.de

Martina Ziefle
RWTH Aachen
Universität Campus
Boulevard 57
52074 Aachen,
Deutschland
ziefle@comm.rwth-aachen.de

Katrien Verbert
KU Leuven
Celestijnenlaan 200A
B-3001 Löwen, Belgien
katrien.verbert@cs.kuleuven.be

ABSTRACT

Wie kannst du etwas Neues entdecken, das zu deinem Ziel passt? Recommender-Systeme werden seit den 90er Jahren untersucht. Ihr Nutzen besteht darin, einen Benutzer durch die Dichte des Informationsdschungels zu nützlichen Wissensübersichten zu führen. Die frühe Forschung an Empfehlungssystemen konzentriert sich auf Algorithmen und deren Bewertung zur Verbesserung der Empfehlungsgenauigkeit unter Verwendung von F-Messungen und anderen Methoden der Signalerkennungstheorie. Die gegenwärtige Forschung umfasst andere Aspekte wie menschliche Faktoren, die die Benutzerfreundlichkeit beeinflussen, und interaktive Visualisierungstechniken, um die Transparenz der Ergebnisse und die Kontrolle durch den Benutzer zu unterstützen. In diesem Beitrag werden alle Publikationen zu Empfehlungssystemen aus der Sco-pus-Datenbank, insbesondere auch Papiere mit einem solchen HCI-Fokus, analysiert. Basierend auf einer Analyse dieser Papiere werden zukünftige Themen für die Empfehlungssystem-Forschung identifiziert, die eine erweiterte Unterstützung für Benutzerführung, adaptive Schnittstellen, affektives Computing und Anwendungen in Hochrisikobereichen beinhalten.

Schlüsselwörter

Empfehlungssysteme, Mensch-Computer-Interaktion, Unsicherheit, Risiko, Unsicherheit

1. EINFÜHRUNG

Sie haben sicherlich die Ausgabe eines Empfehlungssystems gesehen. Der Online-Händler Amazon schlägt Ihnen Ihren nächsten Schritt vor, indem er Sie wissen lässt, was andere zusammen mit dem Produkt gekauft haben, das Sie gerade sehen (Häufig zusammen gekauft.). Und vielleicht hast du auch die Eigenschaften solcher Systeme erlebt, indem du Vorschläge bekommen hast, die für dich überhaupt keinen Sinn machten.

Mehrere Empfehlungstechniken, wie inhaltsbasierte, wissensbasierte, kollaborative Filterung und deren Hybridisierung, werden in modernen Umfragen[1, 5] diskutiert, wobei ihre Vorzüge und Grenzen berücksichtigt werden. Typische Anwendungsgebiete sind die Empfehlung von Filmen, Musik oder ähnlichen Produkten.

Die Erlaubnis, digitale oder gedruckte Kopien eines Teils oder der gesamten Arbeit für den persönlichen Gebrauch oder den Unterricht anzufertigen, wird kostenlos erteilt, vorausgesetzt, dass Kopien nicht zu kommerziellen Zwecken angefertigt oder verteilt werden und dass Kopien diesen Hinweis und das vollständige Zitat auf der

ersten Seite tragen. Die Urheberrechte für Komponenten Dritter an diesem Werk sind zu beachten.

RecSys '16, September 15-19, 2016, Boston, MA, USA

©2016 Urheberrecht im Besitz des Inhabers/Autors(s). ACM

ISBN 978-1-4503-4035-9/16/09.

DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2959100.2959158>



Dieses Werk ist unter einer Creative Commons Attribution International 4.0 Lizenz lizenziert.

im E-Commerce. Diese Anwendungsbereiche sind ähnlich: Jede Empfehlung ist wichtig, um zusätzliche Einnahmen zu erzielen und das Risiko relativ gering zu halten. Empfehlungssysteme werden typischerweise nicht verwendet, um medizinische Verfahren, Notfallpläne in Kernkraftwerken oder den Aktienhandel vorzuschlagen, wo Unsicherheit und Risiko hoch sind. Warum ist dies der Fall?

Dieses Papier reflektiert die Entwicklung von Empfehlungssystemen durch die Überprüfung von Publikationen von scopus. Wir blicken auf die Vergangenheit zurück, um über die aktuelle Forschung nachzudenken und versuchen, zukünftige Forschungsthemen für Empfehlungssysteme auf der Grundlage aktueller Trends in der IKT und einer kurzen bibliometrischen Analyse des Bereichs der Empfehlungssysteme vorzugeben.

2. DIE VERGANGENE

Tapestry[8] war das erste System, das die große Anzahl von E-Mails, die die Menschen in Xerox PARC erreichten, durch *kollaboratives Filtern* filterte. Es beinhaltete ein System, das auf der Notierung von E-Mails basiert und später E-Mails nach diesen Anmerkungen filtert. Die Neuheit war der kollaborative Aspekt dieses Annotationsprozesses.

Der Begriff *Empfehlungssystem* taucht erstmals in einem Artikel von Paul Vesnick und Hal R. Varian aus dem Jahr 1997 auf[25] und beschreibt Empfehlungssysteme als ein Werkzeug zur Entscheidungsfindung und nicht nur zur Informationsgewinnung. Sie argumentieren bereits in Bezug auf die Bewertung der Kosten (von False Positives/Negatives) als reine Messungen der Signalerkennungstheorie.

Seitdem hat die Forschung an Empfehlungssystemen drastisch zugenommen. Über 9.400 Artikel und 76 Rezensionen sind auf scopus1 zu finden. Der Trend zeigt eine immer größere Anzahl von Veröffentlichungen über Empfehlungssysteme (siehe Abb. 1). Andererseits sehen wir zwei Spitzenwerte in Übersichtsarbeiten über Empfehlungssysteme (siehe Abb. 1). Der erste Höhepunkt im Jahr 2005 und der zweite im Jahr 2010.

Das erste Review Paper zu Empfehlungssystemen von Herlocker et al.[11] konzentrierte sich auf die Bewertung von Empfehlungssystemen. Eine weitere Rezension von Adomavicius und Thuzhilin[1] diskutiert die Verwendung von inhaltsbasierten, kollaborativen und hybriden Ansätzen und schlägt eine mögliche Erweiterung der Forschung vor. Die Autoren erwähnen auch die bewertungsbezogenen Probleme mit Messungen der Signalerkennungstheorie wie die berühmte F1-Messung. Solche Metriken konzentrieren sich auf Abdeckung und Genauigkeit[1], während gleichzeitig Kriterien wie Nützlichkeit und Qualität sowie Erklärbarkeit, Vertrauenswürdigkeit, Skalierbarkeit und Privilegien eine größere Rolle in Anwendungen spielen können.

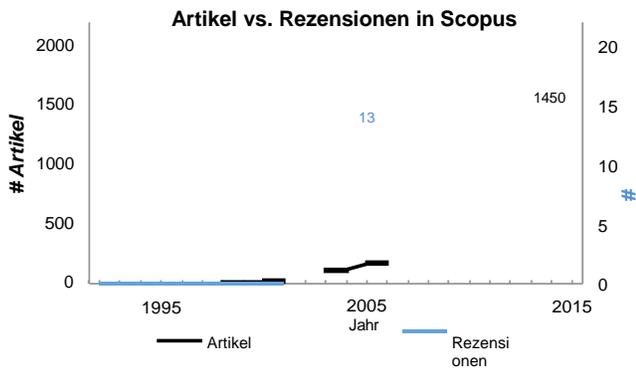


Abbildung 1: Die Anzahl der Artikel, die auf recommender Systemen veröffentlicht wurden, ist ständig gestiegen, während Reviews zwei Spitzen hatten.

3. DIE GEGENWART

In den letzten Jahren sind sich die Forscher der Tatsache bewusst geworden, dass die Wirksamkeit von Empfehlungssystemen über die Empfehlungsgenauigkeit hinausgeht[16]. So hat die Forschung zu diesen humanfaktoren zunehmend an Interesse gewonnen, z.B. durch die Kombination von interaktiven Visualisierungstechniken mit Empfehlungstechniken zur Unterstützung der Transparenz und Kontrollierbarkeit des Empfehlungsprozesses. Der Visualisierungshebel altert visuelle Darstellungen, um die menschliche Wahrnehmung zu erleichtern, während die Interaktion die Einbeziehung der Benutzer durch den Dialog mit dem System betont. In einer aktuellen Studie wurden 24 interaktive Empfehlungssysteme analysiert, die eine interaktive Visualisierungstechnik zur Unterstützung der Benutzerinteraktion einsetzen[10]. Ein großer Teil dieser Systeme konzentriert sich auf die Transparenz des Empfehlungsprozesses zur Lösung des Blackbox-Problems. Hier geht es vor allem darum, dem Anwender die innere Logik eines Empfehlungssystems zu erklären, um die Akzeptanz von Empfehlungen zu erhöhen. Ein gutes Beispiel für diesen Ansatz ist Peer-Chooser[19], ein visueller interaktiver Recommender, der eine grafische Darstellung verwendet, um Beziehungen zwischen Benutzern und empfohlenen Elementen aus einem kollaborativen Filterempfehlungssystem anzuzeigen. Ebenso ermöglicht SmallWorlds[9] die Erforschung von Beziehungen zwischen empfohlenen Gegenständen und Freunden mit einem ähnlichen Profil unter Verwendung mehrerer Aspekte. Auf diese Weise können Benutzer verschiedene Beziehungen erforschen, um Transparenz zu schaffen und letztendlich die Chance zu erhöhen, Elemente zu finden.

Darüber hinaus ermöglicht TasteWeights[3] den Nutzern, den Einfluss der Profile und Verhaltensweisen von Freunden und Kollegen auf die Empfehlungsergebnisse zu kontrollieren. TasteWeights bietet eine Oberfläche für solche hybriden Empfehlungen. Das System ermittelt Präferenzdaten und Relevanzrückmeldungen von Benutzern zur Laufzeit, um Empfehlungen anzupassen. SetFusion[22] ist ein aktuelles Beispiel, das es Anwendern ermöglicht, die Gewichte eines hybrid Recommender-Systems zu optimieren. SetFusion verwendet ein Venn-Diagramm, um die Beziehungen zwischen den Empfehlungen zu visualisieren.

Die Ergebnisse dieser Umfrage deuten darauf hin, dass viele interessante Pro-Totypen entwickelt und bewertet

4. DIE ZUKUNFT

Der Versuch, die Zukunft vorherzusagen, ist nur dann hilfreich, wenn die Vorprüfung das Wissen über die Zukunft über das bereits Bekannte hinaus erweitert. *Sichere Wetten* sind uninteressante Prognosen, während *wilde Vermutungen* aus heutiger Sicht lächerlich erscheinen können. Daher kann sich die Verwendung *sicherer Wetten* aus anderen Bereichen, die sich auf die Empfehlungsforschung beziehen können, als interessanter Mittelweg erweisen.

4.1 Bibliometrische Analyse

Aus der Scopus-Datenbank haben wir alle Dokumente aus dem Bereich der Informatik gesucht, die den Suchbegriff "Empfehlungssystem" enthielten (n=9.432). Aus diesem Datensatz

wurden, die die Bedeutung dieser Forschung für die Gemeinschaft demonstrieren. Dennoch gibt es viele offene Forschungs Herausforderungen, die interessante Möglichkeiten für die Forschung auf diesem Gebiet bieten.

Wir haben die Autorenschlüsselwörter extrahiert. Wir haben alle Stoppwörter, Interpunktion entfernt und gängige Substantivphrasen auf Einzelwortphrasen (z.B. Benutzermodell auf Benutzermodell) abgebildet. Anschließend haben wir die Frequenzen für alle Jahre gezählt und die relative Häufigkeit ausgewählter Begriffe aufgezeichnet, um mögliche Trends unserer Auswahl zu analysieren (siehe Abb. 2). Die Begriffe wurden gewählt, um HCI-bezogene Keywords (in der linken Spalte) mit mehr algorithmusbezogenen Keywords (in der rechten Spalte) zu vergleichen.

4.1 Wohin sollen wir die zukünftige Forschung ausrichten?

Wenn wir uns die Anzahl der Veröffentlichungen genauer ansehen (siehe Abb. 1), sehen wir zwei Spitzen in der Review-Publikationskurve. Die am häufigsten zitierten Werke im ersten Spike sind die zuvor erwähnten Reviews[1, 11]. Im gleichen Jahr (2005) ändert sich auch das Interesse an Themen (siehe Abb. 2), wobei der Schwerpunkt auf adaptiven Recommender-Systemen und dem Nutzermodell liegt. Der zweite Themenwechsel findet 2009 statt, wo Vertrauen zu einem stark publizierten Schlagwort wird. Die zweite Spitze in den Rezensionen drei Jahre später markiert eine weitere Veränderung des Interesses, bei der sich die am häufigsten zitierten Rezensionen[7, 15] auf maschinelles Lernen und Benutzerorientierung konzentrieren.

Sicherlich sind Entwicklungen zur Verbesserung von Algorithmen wichtig und einige interessante Richtungen wurden von Park et al.[21] vorgeschlagen. Andererseits haben einige Forscher in aktuellen Rezensionen[15, 10] dafür plädiert, sich auf den Nutzer des Empfehlungssystems zu konzentrieren. Nach dem letztgenannten Argument sind wir der Meinung, dass HCI-bezogene Aspekte in der Literatur unterrepräsentiert sind (siehe Abb. 2) und dennoch von entscheidender Bedeutung für zukünftige Anwendungen von Empfehlungssystemen.

Benutzerführung.

Die aktuelle Forschung zu interaktiven Empfehlungssystemen konzentriert sich auf die Kontrolle der Bedeutung verschiedener Empfehlungsparameter oder die Überarbeitung des Benutzerprofils[10]. Eine solche Kontrolle ist unzureichend, um ein gutes Maß an Vertrauen aufzubauen und Datenschutzbedenken zu begegnen[2]. Weitere Forschungsarbeiten sind erforderlich, um fortgeschrittenere Interaktionsebenen zu unterstützen, wie z.B. Kontrollen, die definieren, welche Daten für welche Zwecke verfolgt und in die Berechnung einbezogen werden können. Beispiele für solche fortgeschrittenen Kontrollstufen wurden von der Gemeinschaft der visuellen Analytik (VA) umfassend untersucht. Während diese Beispiele vielversprechend sind, ist Forschung

erforderlich, um diese VA-Konzepte, -Methoden und -Techniken auf den Bereich der Empfehlungssysteme und Gelegenheitsnutzer anzuwenden.

Anpassungsfähig.

Das Ziel einer angemessenen Benutzerkontrolle ist es, die Empfehlungsgenauigkeit[24] durch Einbeziehung von Benutzereingaben und Feedback zu erhöhen. Frühere Untersuchungen zeigen jedoch, dass die Zufriedenheit der Nutzer nicht immer mit einer hohen Empfehlung korreliert.

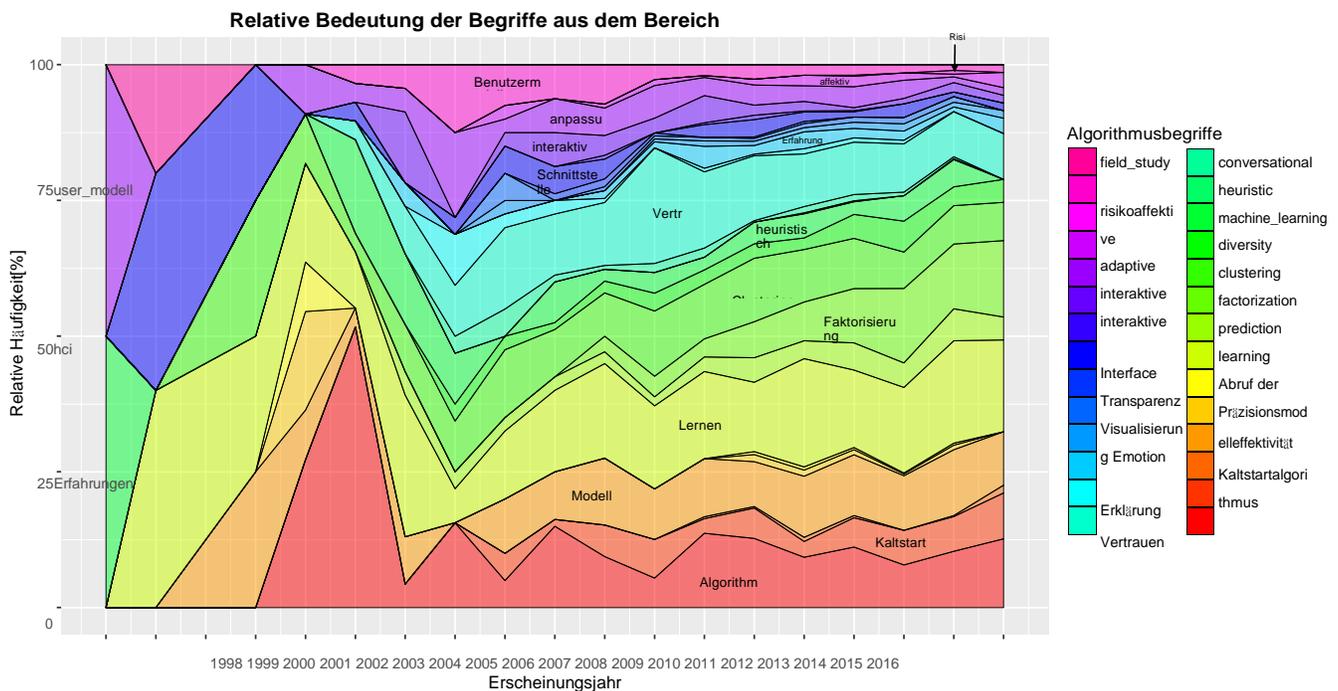


Abbildung 2: Dieses Bild zeigt die relative Bedeutung unserer Suchbegriffe für jedes Jahr. Die Bedeutung ergibt sich aus dem Auftreten von Autoren-Keywords aus 9.432 Publikationen.

Genauigkeit und dass andere Faktoren, wie der Kenntnisstand der Benutzerin[14] und ihre Interessen[12], berücksichtigt werden müssen. Die aktuellen Schnittstellen der Empfehlungssysteme sind *statisch*, d.h. sie passen die Oberfläche nicht an diese Benutzermerkmale an. Es besteht die Notwendigkeit, die Empfehlungssysteme und deren Benutzeroberflächen an diese unterschiedlichen persönlichen und situierenden Eigenschaften anzupassen. Die Forschung der adaptiven Hypermedien, der adaptiven Visualisierung und der personalisierten Suchgemeinschaften bietet einen vielversprechenden Ausgangspunkt, um dieser Herausforderung zu begegnen.

Affektiv.

Emotionen spielen eine entscheidende Rolle bei der Entscheidungsfindung[23]. Eine interessante zukünftige Forschungsrichtung ist das Experimentieren mit neuartigen Sensortechnologien zur Erfassung von Verhaltensdaten (physiologische Daten, Gesichtsausdrücke, Sprache,...), um Emotionen zu erkennen und Empfehlungen basierend auf emotionalen Reaktionen anzupassen. Obwohl die Messung von Emotionen in einer kontrollierten Laborumgebung von einer Vielzahl von Arbeitsgruppen seit Jahren gut untersucht wird[20], ist die multimodale Emotionserkennung in realen Umgebungen immer noch eine herausfordernde Aufgabe[17]. Eine gute Überprüfung der bestehenden Methoden wurde von Hrabal berichtet[13]. Da noch keine der Methoden zu einer erfolgreichen themen- und situationsunabhängigen Emotionserkennung geführt hat, erscheinen interaktive Methoden, die es dem Anwender ermöglichen, erkannte Variablen zu überarbeiten, vielversprechend. Die Herausforderung besteht darin, die Entwicklung einer nächsten Generation von Empfehlungssystemen zu überdenken, die sowohl automatisch erfasste Daten als auch Überarbeitungen durch Endbenutzer als Grundlage

für die Anpassung von Empfehlungen an die aktuellen kontextuellen Bedürfnisse des Benutzers, einschließlich Emotionen, die für die Entscheidungsfindung entscheidend sind, berücksichtigen können.

Hochriskante Bereiche.

Das größte Risiko, dem ein Nutzer von E-Commerce-Produkten ausgesetzt ist, ist die Ausgabe von Geld für ein unerwünschtes Produkt. Somit sind Produktempfehlungen von ganz besonderem Risiko. Andere Bereiche weisen ein höheres Maß an Unsicherheit und Risiko auf. Empfehlungen in der Praxis zu geben, wo Entscheidungen unter Unsicherheit getroffen werden müssen und das Risiko schwieriger ist. Risikobewusste Algorithmen[4] oder Vorhersagen von Risiken[6] wurden erst in jüngster Zeit und ohne großen Aufwand untersucht. Wie Unsicherheit und Risiko einer Empfehlung visualisiert oder kommuniziert werden sollen, ist noch nicht untersucht worden, kann aber für deren Anwendung in Hochrisikobereichen wie der Medizin entscheidend sein[18].

5. SCHLUSSFOLGERUNGEN

Betrachtet man die großen Trends in der IKT, so stellt man fest, dass Big Data und damit fortgeschrittenere Techniken aus der KI (z.B. Deep Learning) verfügbar werden und dann auf Empfehlungssysteme angewendet werden. Diese spielen nicht nur bei der Verbesserung von Algorithmen eine Rolle, sondern auch bei neuen Interaktionsparadigmen. In Zukunft könnten wir nicht nur die Transaktionen der Benutzer, sondern auch Interaktionsmuster (z.B. Mausbewegungen, Tastenanschläge, Gesichtsausdrücke etc.) analysieren. Daraus ergeben sich letztlich neue Forschungsfragen für neue adaptive Interfaces und wie der Anwender diese Empfehlungssysteme steuert. Bei der Empfehlung im Falle von Risiken oder Unsicherheiten sind neue Visualisierungen erforderlich, um das Vertrauen und Verständnis der Empfehlungen zu verbessern. Die Verwendung vertraulicherer Daten wie Mimik wird auch neue Probleme der Privatsphäre und der Benutzerakzeptanz mit sich bringen.

6. EINSCHRÄNKUNGEN

Die bibliometrische Analyse wurde mit einem vordefinierten Satz von Schlüsselwörtern durchgeführt. Wir haben uns bemüht, eine ähnliche Abbildung zu erstellen.

Begriffe zu unseren Bedingungen, dennoch könnten einige Keywords übersehen worden sein. Der Blick auf die relativen Frequenzen verzerrt die Daten zugunsten dieses Satzes von Keywords. Daher stellen unsere Ergebnisse obere Schwellenwerte für die relative Bedeutung dar.

7. DANKSAGUNGEN

Die Autoren danken der DFG für die freundliche Unterstützung der Forschung im Exzellenzcluster 'Integrative Produktionstechnik in Hochlohnzählungen'. Die Arbeit von Katrien Verbert wird vom Forschungsrat der KU Leuven im Rahmen der Starthilfe 'Flexible Interaction with Intelligent Systems' (Fördervereinbarung STG/14/019) unterstützt.

8. REFERENZEN

[1] G. Adomavicius und A. Tuzhilin. Auf dem Weg zur nächsten Generation von Empfehlungssystemen: Ein Überblick über den Stand der Technik und mögliche Erweiterungen. *Wissens- und Datentechnik, IEEE-Transaktionen am*, 17(6):734-749, 2005.

[2] F. Bakalov, M. -J. Meurs, B. König-Ries, B. Sateli, R. Witte, G. Butler und A. Tsang. Ein Ansatz zur Steuerung von Benutzermodellen und Personalisierungseffekten in Empfehlungssystemen. In *Proceedings of the 2013 int. conf. on Intelligent user interfaces*, Seiten 49-56. ACM, 2013.

[3] S. Bostandjiev, J. O'Donovan und T. Höllerer. Tasteweights: ein visuell interaktives Hybrid-Empfehlungssystem. In den *Proceedings der sechsten ACM-Konferenz zu Recommender-Systemen*, Seiten 35-42. ACM, 2012.

[4] D. Bouneffouf, A. Bouzeghoub und A. L. Ganarski. Risikobewusste Empfehlungssysteme. In *Neural Information Processing*, Seiten 57-65. Springer, 2013.

[5] R. Burke. Hybride Empfehlungssysteme: Vermessung und Experimente. *Benutzermodellierung und benutzerangepasste Interaktion*, 12(4):331-370, 2002.

[6] R. Conforti, M. de Leoni, M. La Rosa, W. M. van der Aalst und A. H. ter Hofstede. Ein Empfehlungssystem zur Vorhersage von Risiken über mehrere Geschäftsprozessinstanzen hinweg. *Systeme zur Entscheidungsunterstützung*, 69:1-19, 2015.

[7] P. Domingos. Ein paar nützliche Dinge, die Sie über maschinelles Lernen wissen sollten. *Mitteilungen des ACM*, 55(10):78-87, 2012.

[8] D. Goldberg, D. Nichols, B. M. Oki und D. Terry. Verwendung von kollaborativem Filtern zum Erstellen eines Informationsgobelin. *Mitteilungen der ACM*, 35(12):61-70, 1992.

[9] B. Gretarsson, J. O'Donovan, S. Bostandjiev, C. Hall und T. Höllerer. Kleine Welten: Visualisierung von Sozialempfehlungen. Im *Computer Graphics Forum*, Band 29, Seiten 833-842. Wiley Online Bibliothek, 2010.

[10] C. Er, D. Parra und K. Verbert. Interaktive Empfehlungssysteme: Ein Überblick über den Stand der Technik und zukünftige Herausforderungen und Möglichkeiten der Forschung. *Expertensysteme mit Anwendungen*, 56:9-27, 2016.

[11] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen und J. T. Riedl. Bewertung von Empfehlungssystemen für kollaborative Filterung. *ACM-Transaktionen auf Informationssystemen (TOIS)*, 22(1):5-53, 2004.

[12] Y. Hijikata, Y. Kai und S. Nishida. Der Zusammenhang zwischen Benutzereingriff und Benutzerzufriedenheit bei der

Informationsempfehlung. In den *Proceedings des 27. Annual ACM Symposium on Applied Computing*, SAC '12, Seiten 2002-2007, New York, NY, USA, 2012. ACM.

[13] D. Hrabal. *Emotionale Klassifikation in der Mensch-Computer-Interaktion auf der Grundlage physiologischer Daten*. Dissertation, Universität Ulm. Medizinische Fakultät, 2013.

[14] B. P. Knijnenburg, N. J. Reijmer und M. C. Willemsen. Jeder für sich allein: Wie verschiedene Benutzer nach unterschiedlichen Interaktionsmethoden in Empfehlungssystemen verlangen. In *Anlehnung an die Fünfte ACM Conf. on Recommender Systems*, RecSys '11, Seiten 141-148, New York, NY, USA, 2011. ACM.

[15] J. A. Konstan und J. Riedl. Empfehlungssysteme: von Algorithmen bis hin zu User Experience. *Benutzermodellierung und benutzerangepasste Interaktion*, 22(1-2):101-123, 2012.

[16] S. M. McNee, J. Riedl und J. A. Konstan. Genauigkeit ist nicht genug: Wie Genauigkeitsmetriken die Empfehlungssysteme geschädigt haben. In *CHI'06 erweiterte Abstracts über menschliche Faktoren in Computersystemen*, Seiten 1097-1101. ACM, 2006.

[17] S. Meudt und F. Schwenker. Verbesserte Autokorrelation in der realen Emotionserkennung. In den *Proceedings der 16. Internationalen Konferenz über multimodale Interaktion*, ICM'I'14, Seiten 502-507, New York, NY, USA, 2014. ACM.

[18] G. Naik, H. Ahmed und A. G. Edwards. Kommunikation von Risiken für Patienten und Öffentlichkeit. *Br J Gen Pract*, 62(597):213-216, 2012.

[19] J. O'Donovan, B. Smyth, B. Gretarsson, S. Bostandjiev und T. Höllerer. Peerchooser: Visuelle interaktive Empfehlung. In den *Proceedings der SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Seiten 1085-1088. ACM, 2008.

[20] M. Ouwerkerkerk. Unauffällige Emotionen im täglichen Leben. In *Sensing Emotions*, Seiten 21-39. Springer, 2011.

[21] D. H. Park, H. K. Kim, I. Y. Choi und J. K. Kim. Eine Literaturübersicht und Klassifizierung der Empfehlungssystem-Forschung. *Expertensysteme mit Anwendungen*, 39(11):10059-10072, 2012.

[22] D. Parra und P. Brusilovsky. Benutzergesteuerte Personalisierung: Eine Fallstudie mit setfusion. *International Journal of Human-Computer Studies*, 78:43-67, 2015.

[23] R. W. Picard, S. Papert, W. Bender, B. Blumberg, C. Breazeal, D. Cavallo, T. Machover, M. Resnick, D. Roy und C. Strohecker. Affektives Lernen - ein Manifest. *BT Technology Journal*, 22(4):253-269, 2004.

[24] P. Pu, L. Chen und R. Hu. Bewertung von Empfehlungssystemen aus Anwendersicht: Überblick über den Stand der Technik. *Benutzermodellierung und benutzerangepasste Interaktion*, 22(4-5):317-355, 2012.

[25] P. Resnick und H. R. Varian. Empfehlungssysteme. *Mitteilungen der ACM*, 40(3):56-58, 1997.