eMarketing mittels Recommendersystemen

Von Wolfgang Gaul, Andreas Geyer-Schulz, Michael Hahsler und Lars Schmidt-Thieme

Recommendersysteme liefern einen wichtigen Beitrag für die Gestaltung von eMarketing-Aktivitäten. Ausgehend von einer Diskussion von Input-/Output-Charakteristika zur Beschreibung solcher Systeme, die bereits eine geeignete Unterscheidung praxisrelevanter Erscheinungsformen erlauben, wird erörtert, warum eine solche Charakterisierung durch die Einbeziehung methodischer Aspekte aus der Marketing-Forschung angereichert werden muss. Ein auf der Theorie des Wiederkaufverhaltens basierendes Recommendersystem sowie ein System, das Empfehlungen mittels Analyse des Navigationsverhaltens von Site-Besuchern erzeugt, werden vorgestellt. Am Beispiel der Amazon-Site werden die Marketing-Möglichkeiten von Recommendersystemen verdeutlicht. Abschließend wird zur Abrundung auf weitere Literatur mit Recommendersystem-Bezug eingegangen. In einem Ausblick werden Hinweise gegeben, in welche Richtungen Weiterentwicklungen geplant sind.

1. Einführung

Die über das Web verfügbaren Informationen erlauben den Zugriff auf eine der zurzeit am stärksten wachsenden Datenquellen. Hier werden auch marketing-relevante Informationen in einer Fülle bereitgestellt bzw. können für Marketing-Fragestellungen verwertbare Resultate in einer Art und Weise zusammengestellt werden, die man früher als Wunschtraum bezeichnet hätte. Allerdings erfordern Datenvielfalt und neue Kommunikationsmöglichkeiten (z. B. auch über Handy; Stichwort: „m-Commerce") den intelligenten Einsatz der dafür verfügbaren Technologien. Man spricht hier von „eIntelligence" und von „eMarketing", wenn es sich um die Nutzbarmachung des bisherigen Marketing-Wissens bzw. die Erprobung neuer Marketing-Maßnahmen in diesem weltweit vernetzten und sich ständig um zusätzliche Kommunikationsformen erweiternden Informations- und damit verbundenen Leistungsaustausch handelt.

Vor diesem Hintergrund ist die Bedeutung von Recommendersystemen für das eMarketing nicht hoch genug einzuschätzen.

Dabei steht die Bezeichnung „Recommendersystem" als Oberbegriff für Software, die zumindest einige der Eigenschaften (i) – (iv) und Eigenschaft (v) erfüllt. Ein Recommendersystem unterstützt:

(i) die Speicherung und Aggregation historischer Informationen über Site-Besucher (z. B. gewünschte oder wünschenswerte Suchdimensionen, (gewichtete) Listung von (Informations-)Angeboten, die das Interesse von Site-Besuchern auf sich gezogen haben, Kaufhistorien),

(ii) die Aufzeichnung des aktuellen Navigations- und Kaufverhaltens von Site-Besuchern (z. B. Navigationspfadvervollständigung aus Site-Server Logs, Klassenbildung bei Kunden mit speziellen Kaufmustern),

(iii) die Berücksichtigung von zusätzlichem Wissen (z. B. Kenntnisse über bereits vorhandene Angebote von Produkten und Leistungen im Wettbewerbsumfeld,

Prof. Dr. *Wolfgang Gaul* ist Leiter des Instituts für Entscheidungstheorie und Unternehmensforschung an der Universität Karlsruhe (TH), Kaiserstraße 12, Postfach 6980, 76128 Karlsruhe, Tel.: 0721/608-3726, E-Mail: wolfgang.gaul@wiwi.uni-karlsruhe.de.

Prof. Dr. *Andreas Geyer-Schulz* ist Inhaber des Lehrstuhls für Informationsdienste und Neue Medien an der Universität Karlsruhe (TH), Gebäude 20.20, 76128 Karlsruhe, Tel.: 0721/608-8402, E-Mail: andreas.geyer-schulz@em.uni-karlsruhe.de.

Dr. *Michael Hahsler*, Abteilung für Informationswirtschaft, Institut für Informationsverarbeitung und -wirtschaft an der Wirtschaftsuniversität Wien, Augasse 2-6, A-1090 Wien, Österreich, Tel.: 0043-1-31336-6081, E-Mail: Michael.Hahsler@wu-wien.ac.at.

Dr. *Lars Schmidt-Thieme* ist Wissenschaftlicher Assistent am Institut für Entscheidungstheorie und Unternehmensforschung an der Universität Karlsruhe (TH), Kaiserstraße 12, 76128 Karlsruhe, Tel.: 0721/608-8941, E-Mail: lars.schmidt-thieme@wiwi.uni-karlsruhe.de.

andere für Beratungs- und Verkaufssituationen wichtige Neuigkeiten),

(iv) die Erzeugung von Kombinationen von geeigneten Datenquellen (z. B. Verbindung von historischen und aktuellen Daten, Einbeziehung zusätzlichen Wissens) sowie

(v) die Bereitstellung von Empfehlungen (recommendations).

Recommendersysteme sind sowohl für Betreiber (Verkäufer-Sichtweise) als auch für Besucher (Käufer-Sichtweise) von Web-Sites von Interesse. Site-Betreiber wünschen sich z. B.:

- Hilfen beim Aufspüren von Konsumentensegmenten mit ähnlichem Kaufverhalten,
- Hinweise, wie Angebotsbündelungen auf Kundenwünsche angepasst werden können,
- die Aufdeckung von Cross- und Up-Selling Möglichkeiten,
- Analysen in Bezug auf zukünftige Wettbewerbsszenarien und
- die Überprüfung von Nachfragetrends.

Site-Besucher interessieren sich z. B. für:

- möglichst genau auf ihre Wunschvorstellungen zugeschnittene Empfehlungen,
- ohne Wartezeiten bereitgestellte Informationen,
- eine geeignete Unterstützung bei der Suche und Auswahl von Angeboten im Web und
- vergleichende Beurteilungen von Wettbewerbsangeboten.

So ist es nicht verwunderlich, dass Recommendersysteme zum Gegenstand der Forschung im eMarketing-Bereich geworden sind. Frühe Untersuchungen findet man z. B. in *Resnick et al.* (1994), die die Bezeichnung „Collaborative Filtering" benutzen. Neuere Überblicke über Recommendersystem-Anwendungen wurden von *Schafer et al.* (1999; 2000) erstellt, während *Sarwar et al.* (2000) Experimente beschreiben, in denen unterschiedliche Recommendersystem-Technologien (collaborative filtering, singular value decomposition) verglichen werden. Aktuelle Beiträge aus dem deutschsprachigen Raum stammen z. B. von *Gaul/Schmidt-Thieme* (2002), die neue Auswertungsmöglichkeiten von „clickstream"-basierten Strukturen im Navigationsverhalten von Web-Nutzern aufzeigen und von *Geyer-Schulz et al.* (2001a), die die in *Ehrenberg* (1988) beschriebene Theorie des Wiederkaufverhaltens auf webbasierte Informationsprodukte im Rahmen von Recommendersystem-Entwicklungen anwenden.

2. Zur Typenvielfalt von Recommendersystemen

Die Vielfalt möglicher Ausprägungsformen von Recommendersystem-Implementationen macht es notwendig, eine möglichst einfache Klassifizierungsvorschrift anzugeben, in die sich auch bereits aus der Anwendungspraxis bekannte Varianten einordnen lassen. Als offensichtliche Vorgehensweise bietet sich hier ein Schema an, das den benutzten Input, die verwendete Methodik zur Erzeugung von Empfehlungen sowie den erzeugten Output in Beziehung setzt (*Abb. 1*). Da aus Anwendungssicht die verwendete Methodik nicht von vorrangiger Bedeutung ist, kann für die Praxis oft ein eingeschränktes Input-/Output-Schema verwendet werden, wofür wir im nächsten Abschnitt eine Beschreibung liefern. In Fällen, in denen sich hinter der zugrunde liegenden Input-/Output-Beziehung mehr verbirgt, als eine intuitiv einsichtige Verarbeitungsvorschrift der Input-Informationen zu leisten vermag, liefert die Input-/Output-Charakterisierung von Recommendersystemen den bekannten Black-Box-Effekt. Wenn es um mehr als die Interpretation von Black-Box-Output geht, muss eine Diskussion der eingesetzten Recommendersystem-Techniken erfolgen. Die Beschreibung der Typenvielfalt von Recommendersystemen wird dadurch natürlich beträchtlich erweitert. In *Ab-*

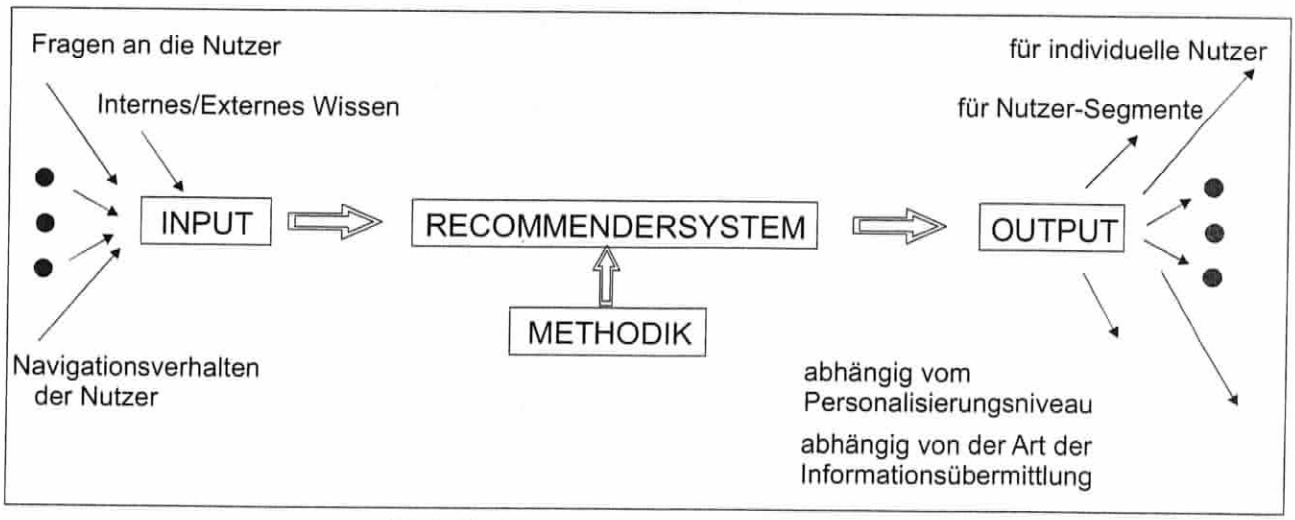

Abb. 1: Klassifizierungsschema für Recommendersysteme

schnitt 4 werden zwei aktuelle Entwicklungen auf diesem Gebiet vorgestellt.

3. Input-/Output-Charakterisierung von Recommendersystemen und Marketing-Bezug

Bei einer Einschränkung eines Recommendersystem-Klassifikationsschemas auf Input-/Output-Dimensionen ist die Auswahl der Beschreibungsmerkmale samt Merkmalsausprägungen von besonderer Wichtigkeit.

Folgende Charakterisierungen können für die wichtigsten Input-/Output-Dimensionen benutzt werden (siehe auch *Schafer et al.* 1999; 2000): Beim Output sind das **Personalisierungsniveau** (mit den Ausprägungen keine Personalisierung, aktuelle Personalisierung und langfristige Personalisierung), die **Art der Informationsübermittlung** (mit den Ausprägungen Pull-Technologie, Push-Technologie, nutzungsbegleitende Technologie) sowie die **Informationsaufbereitung** (mit den Ausprägungen Bewertungen, Kurzberichte, Vorhersagen, Vorschläge) intuitive Beschreibungsdimensionen. Beim Input ist eine Unterscheidung zwischen den Dimensionen **(individuelle) Informationen über den Empfehlungsempfänger** (mit den Ausprägungen Textkommentare, Bewertungen, Schlüsselworte (für Sachverhalte), explizite Navigation, implizite Navigation, Kaufhistorie (explizit/implizit), Informationen über andere (potenzielle) Nutzer, Informationen über empfehlenswerte Angebote) und **(aggregierte) Informationen über (virtuelle) Gemeinschaften** (mit den Ausprägungen Textkommentare, Bewertungen, Merkmalszuordnungen (für Sachverhalte), Kaufhistorie der Gemeinschaft, externe Zusatzinformationen) sinnvoll (*Abb. 2*). Andere Charakterisierungsmöglichkeiten sind denkbar. Allerdings lassen sich die bekannten Recommendersystem-Typen gut in das oben gewählte Schema einordnen. Zwar muss es den Lesern überlassen bleiben, alle von ihnen benutzten Web-Sites auf das Vorhandensein von Recommendersystemen zu überprüfen und gegebenenfalls eine Zuordnung gemäß zuvor beschriebener Input-/Output-Charakterisierung vorzunehmen. In *Abschnitt 5* zeigen wir aber, welche Typenvielfalt bereits auf einer einzelnen Web-Site – der von Amazon.com – auftreten kann.

Die in *Abb. 2* gewählte Input-/Output-Charakterisierung lässt erkennen, welches Marketing-Potenzial der Einsatz von Recommendersystemen beinhaltet.

Man kann Recommendersysteme benutzen, um:

- Aufmerksamkeit (z. B. mittels Einblendung entsprechender Werbung) zu erzeugen,
- über Angebote (z. B. über Hinweise auf Angebotsbündel, Sonderpreisaktionen) zu informieren,
- das Navigationsverhalten von Site-Besuchern zu protokollieren und diese Kenntnis zur Kommunikation mit Site-Nutzern (z. B. durch Bereitstellung von Navigationshilfen) zu verwenden,
- die Navigationsstruktur der eigenen Site (z. B. im Hinblick auf das Auffinden wichtiger Informationen oder zur Vereinfachung des Checkouts) zu verbessern,
- die Zusammenstellung von Warenkörben (z. B. über Kaufverbundsanalyse oder mittels Rabattgewährung) zu beeinflussen,
- das Kaufverhalten (z. B. zur Erforschung von Verbrauchertrends) aufzuzeichnen,
- Sortimentsentscheidungen (z. B. über die Neuaufnahme oder das Auslisten von Artikeln) zu treffen,
- den eVerkaufsvorgang (z. B. unter Berücksichtigung der Haftungsproblematik) geeignet zu gestalten und abzuwickeln,
- die Bezahlung (z. B. durch Kontrollmitteilungen) sicherzustellen,
- die Auslieferung (z. B. durch Order Tracking) zu überwachen,
- die Kundenzufriedenheit (z. B. durch Analyse des Beschwerde-/Wiederkaufverhaltens) zu überprüfen,
- Komponenten des Kundenwertes (z. B. basierend auf dem Empfehlungsverhalten von Kunden) zu schätzen oder
- die Kundenbindung (z. B. durch Überzeugung der Kunden, dass Recommendersysteme für sie nützliche Empfehlungen generieren) zu erhöhen.

4. Methoden-Charakterisierung und Marketing-Bezug

Die Ausführungen zur Input-/Output-Charakterisierung von Recommendersystemen lassen nicht nur erahnen, welche Möglichkeiten der Einsatz solcher Systeme für das eMarketing eröffnet, sondern zeigen auch deutlich, dass für anspruchsvolle Anwendungen eine die aktuellen und/oder bewährten Modelle und Methoden der Marketing-Forschung berücksichtigende Ausgestaltung von Recommendersystem-Techniken unerlässlich ist. Im Folgenden wird eine solche Vorgehensweise an zwei Beispielen verdeutlicht: einerseits durch Nutzbarmachung der in den „clickstreams" der Site-Besucher enthaltenen Navigations- und Kaufhistorien, sowie andererseits durch Einbeziehung der in *Ehrenberg* (1988) beschriebenen Theorie des Wiederkaufverhaltens in ein Recommendersystem, das Wiederkaufverhalten mit wiederholter Verwendung von Informationsprodukten assoziiert und damit Vermittlungen von einem Informationsbroker (von einem elektronischen Katalog) auf Informationsprodukte (Web-Sites) zur Erstellung von Empfehlungen nutzt.

4.1. „Clickstream"-basierte Recommendersysteme

Bereits bei der Beschreibung von Recommendersystemen durch Input-/Output-Charakteristika (*Abb. 2*) war

Outputdimension	Ausprägung	Erläuterung, z. B.
O.1: Personalisierungsniveau	**O.1.1**: keine Personalisierung	Es erfolgen identische Empfehlungen für jeden Nutzer.
	O.1.2: aktuelle Personalisierung	Aktuelle Nutzerinformationen werden verwendet, um Empfehlungen an das augenblickliche Nutzerinteresse anzupassen.
	O.1.3: langfristige Personalisierung	Bei Empfehlungen werden längerfristig stabile Nutzerinformationen mit berücksichtigt, auch wenn augenblickliche Interessen unterschiedlicher Nutzer übereinstimmen.
O.2: Art der Informationsübermittlung	**O.2.1**: Pull-Technologie	Möglichkeit, die es den Nutzern erlaubt, selbst zu entscheiden, ob und wann sie Empfehlungen empfangen wollen. Empfehlungen werden nur erteilt, wenn sie angefordert werden.
	O.2.2: Push-Technologie	Empfehlungen erfolgen unaufgefordert, selbst wenn Nutzer augenblicklich gar nicht mit der zum Recommendersystem gehörenden Web-Site in Kontakt stehen (z. B. mittels E-Mail).
	O.2.3: nutzungsbegleitende Technologie	Empfehlungen beziehen sich auf aktuelle Kontakte mit dem Nutzer (z. B. auf das Navigationsverhalten), weil dann ein besonderes Interesse an solchen Informationen unterstellt wird.
O.3: Informationsaufbereitung	**O.3.1**: Bewertungen	Angebote werden zusammen mit Bewertungskategorien und erfolgten Bewertungen gezeigt.
	O.3.2: Kurzberichte	Angebote werden mit Statements und Berichten versehen, die Beurteilungsdimensionen und bereits erfolgte Beurteilungen enthalten.
	O.3.3: Vorhersagen	Zur (Un-)Sicherheit des Eintretens von Ereignissen werden Aussagen gemacht.
	O.3.4: Vorschläge	Man erhält Hinweise über Wissenswertes im Angebotsumfeld (Kunden, die das gekauft haben, wofür sich der jetzige Nutzer interessiert, haben folgende zusätzliche Interessen).
Inputdimension	Ausprägung	Erläuterung, z. B.
I.1: (individuelle) Informationen über den Empfehlungsempfänger	**I.1.1**: Textkommentare	Die freie Gestaltung der Wiedergabe von Beurteilungen, Meinungen, Abschätzungen zukünftiger Entwicklungen, u. a., wird inputseitig unterstützt.
	I.1.2: Bewertungen	Nutzer werden zur Abgabe von Bewertungen auf vorgegebenen Skalen aufgefordert und erhalten gegebenenfalls Incentives.
	I.1.3: Schlüsselworte (für Sachverhalte)	Die Eingabe oder das Anklicken von Schlüsselworten hilft, die Bedürfnisse/Interessen/Wünsche der Nutzer besser kennen zu lernen und darauf mit geeignetem Output zu reagieren.
	I.1.4: explizite Navigation	Es werden Mengen von Wahlmöglichkeiten zur Unterstützung der Navigation bereitgestellt, deren Nutzung protokolliert werden kann.
	I.1.5: implizite Navigation	Aus dem Navigationsverhalten der Nutzer können durch Auswertung der „clickstreams" Folgerungen gezogen werden (u. a. auch ohne Mithilfe und Wissen der Nutzer).
	I.1.6: Kaufhistorie (explizit/implizit)	Explizite Verwendung erfolgt über die Auswertung abgegebener Stellungnahmen (Habe gekauft → mag es (nicht) → würde es (nicht) wiederkaufen, etc.) Implizite Verwendung bedeutet, dass durch Kombination mit anderen Daten oder Transformation in geeignete Beurteilungsdimensionen Folgerungen gezogen werden.
	I.1.7: Informationen über andere (potenzielle) Nutzer	Die Benennung von anderen Site-Besuchern (Freunde, Bekannte) soll ermöglichen, dass diese Zielgruppen spezielle Empfehlungen erhalten.
	I.1.8: Informationen über empfehlenswerte Angebote	Die Möglichkeit, den eigenen Geschmack bei empfehlenswerten Angeboten dokumentieren zu können, soll andere bei ihren Kaufentscheidungen unterstützen.
I.2: (aggregierte) Informationen über (virtuelle) Gemeinschaften	**I.2.1**: Textkommentare	Von Mitgliedern der Gemeinschaft abgegebene Meinungen werden (gegebenenfalls geeignet aggregiert) in Textform zur Wiedergabe aufbereitet.
	I.2.2: Bewertungen	Bewertungen auf vorgegebenen Skalen werden aus Gemeinschaftssicht geeignet aggregiert (z. B. zur Vereinfachung der Beurteilung von Textkommentaren).
	I.2.3: Merkmalszuordnungen (für Sachverhalte)	Möglichkeit, die es erlaubt, die Durchschnittsmeinung der Gemeinschaft bzgl. Auswahl von Merkmalen und Merkmalsausprägungen anzugeben.
	I.2.4: Kaufhistorie der Gemeinschaft	Die Angabe von Ähnlichkeiten von Segmenten von Gemeinschaftsmitgliedern bei Kaufvorgängen (z. B. website-spezifische Topseller-Listen) oder aggregierte Beschreibungen von Kaufhandlungen sind möglich.
	I.2.5: externe Zusatzinformationen	Außerhalb der Gemeinschaftsgrenzen anfallende interessierende Sachverhalte werden nach Aktualitätsgesichtspunkten mit den zuvor genannten Inputs in Beziehung gesetzt.

Abb. 2: Input-/Output-Charakteristika von Recommendersystemen

unter den Inputdimensionen als Ausprägung **implizite Navigation** bei den individuellen Nutzerinformationen gelistet worden und es ist ohne umfangreiche Erläuterungen einsichtig, dass aus den „clickstreams" der Site-Besucher Rückschlüsse möglich sind, die sowohl für Site-Nutzer als auch für Site-Betreiber von großem Interesse sind. Es handelt sich hier um eines der Beispiele, wo die Input-/Output-Charakterisierung eines Recommendersystems durch eine methodenorientierte Sichtweise zu ergänzen ist, wenn man die Möglichkeiten des Recommendersystem-Ansatzes optimal für Marketing-Belange nutzen will. Folgende Notation wird benötigt:

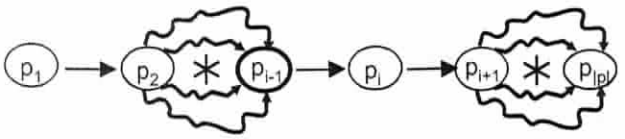

*Abb. 3: Pfad-Fragment (p_1,p_2, *, p_{i-1},p_i,p_{i+1}, *, $p_{|p|}$) des Navigationspfads ($p_1,p_2,...,p_{|p|}$)*

Sei R die Menge der aufrufbaren Informationen einer Website und G(R) der Verbindungsgraph der Website, in dem die Knoten des Graphen den aufrufbaren Informationen entsprechen und die Kanten des Graphen die Linkstruktur der Website wiedergeben. Ein Tupel $p = (p_1,p_2,...,p_{|p|})$ mit $p_i \in R$, $i = 1,..., |p|$, beschreibt einen Navigationspfad oder „clickstream" der Länge $|p|$ (als Folge von verlinkten aufrufbaren Informationen von R) in G(R). Die Bestimmung solcher „clickstreams" ist durchaus mit Schwierigkeiten verbunden (siehe z. B. *Gaul/Schmidt-Thieme* 2000), aber selbst wenn wir hier vereinfachend annehmen, dass allen Site-Besuchern ihre individuellen „clickstreams" zugeordnet werden konnten, ist für Aggregationszwecke noch das Problem zu lösen, wie man ähnliches Navigationsverhalten beschreiben will, weil identische „clickstreams" selten vorkommen. Hier hilft die Überlegung weiter, dass es doch genügen müsste, wenn bei der Nutzung von (wichtigen) Teilpfaden Übereinstimmung festgestellt werden kann. Zwischen diesen gemeinsam genutzten Teilpfaden können Site-Besucher ihre eigenen Wege gehen. Als Notation benutzt man das so genannte Wildcard-Symbol *, das man überall dort einsetzt, wo man bereit ist, auf die Kenntnis des tatsächlich aufgetretenen Navigationsverhaltens zu verzichten. In *Abb. 3* wird als Beispiel ein spezielles Pfad-Fragment von $(p_1,p_2,...,p_{|p|})$, welches nur noch die Teilpfade (p_1,p_2), (p_{i-1},p_i,p_{i+1}) und $(p_{|p|})$ (letzter besteht nur aus dem Endknoten $p_{|p|}$) des o. a. „clickstreams" $(p_1,p_2,...,p_{|p|})$ enthält, wiedergegeben. Pfad-Fragmente dürfen nicht mit einer Wildcard beginnen oder enden, auch die Aufeinanderfolge mehrerer Wildcards macht keinen Sinn, wenn sie nicht durch konkret spezifizierte Teilpfade (die evtl. aus einzelnen Knoten bestehen) getrennt werden.

Auf dieser Basis können jetzt „clickstream"-basierte Recommendersysteme angegeben werden, die (verallgemeinerte) Assoziationsregelalgorithmen benutzen, um Navigations- und/oder Kaufverhalten (durch Markierung derjenigen aufrufbaren Informationen, durch die Kaufakte beschrieben werden) zu modellieren. Hier spielen Verallgemeinerungen des a priori-Algorithmus eine Rolle, der ursprünglich für Mengen entwickelt (*Agrawal/Srikant* 1994), auf Folgen übertragen (*Agrawal/Srikant* 1995) und schließlich zur Nutzung von Pfad-Fragmenten (*Gaul/Schmidt-Thieme* 2000) modifiziert wurde.

Zur Güte von durch unterschiedliche Recommendersysteme erzeugten Empfehlungen muss man noch Folgendes überlegen:

Wenn man eine Liste L von „clickstreams" von Site-Besuchern gespeichert hat, aus der man Empfehlungen für die Site-Nutzer ableiten möchte, dann muss man für $p \in L$ mit $p = (p_1,...,p_i,p_{i+1},...,p_{|p|-1},p_{|p|})$ Unterteilungen an ausgewählten, so genannten Empfehlungspunkten p_i durchführen, wobei man $h_i(p) = (p_1,...,p_i)$ die Historie und $z_i(p) = (p_{i+1},...,p_{|p|-1}, p_{|p|})$ die Zukunft von p nennt.

Auf Grund der Kenntnis der Historie $h_i(p)$ wäre eine Empfehlung $e(h_i(p))$ dann als „gut" zu bezeichnen, wenn sie wichtige Teile der Zukunft $z_i(p)$ vorhersagen kann.

Für ausgewählte Empfehlungspunkte p_i und zugehörige Historien $h_i(p)$, mit $p \in L^{train}$ (L^{train} bezeichnet die Teilliste von L, mit der man das Recommendersystem trainiert) erzeugt man die Tupel $(h_i(p), z_i(p), e(h_i(p)))$, über die man die Qualität der abgegebenen Empfehlungen beurteilen kann. Dazu benutzt man die nicht bereits zu Trainingszwecken eingesetzten „clickstreams" $p \in L^{test} = L \setminus L^{train}$. Nachdem Recommendersysteme in der zuvor beschriebenen Art trainiert und getestet worden sind, können sie jetzt nachfolgende Site-Besucher in ihrem Navigations- und Kaufverhalten auf vielfältige Weise unterstützen und zusammen mit den Empfehlungen anderer Recommendersysteme unterschiedliche Grade der Personalisierung realisieren. Bei einem bereits bekannten Site-Besucher können frühere Informationen (z. B. Kaufhistorie, bereits erfolgte Empfehlungen) berücksichtigt werden, ansonsten können z. B. ähnliche Kauf- und Navigationsmuster anderer Site-Besucher benutzt werden, um dem augenblicklich betreuten Individuum weiterzuhelfen (Klassifikation: I.1.5, I.2.4, O.1.2, O.1.3).

4.2. „Repeat Buying"-basierte Recommendersysteme

Suchmaschinen, eShops und Portale sind Beispiele für Informationsbroker, bei denen beinahe automatisch Verhaltensdaten von Benutzern anfallen. Solche Systeme verwenden Warenkorbdaten (Sitzungen) zum Kauf- oder Benutzungsverhalten von Informationsprodukten, die als Kaufgeschichten, teilweise mit nicht beobachteter Identität des Informationslieferanten, interpretiert werden. Eine reine Input-/Output-Klassifikation eines Recommendersystems, das auf Basis von Kaufgeschichten oder Warenkörben Vorschläge generiert, muss aus Marketing-Sicht in vielen Fällen auch durch entsprechende methodische Überlegungen ergänzt werden, um optimal genutzt werden zu können. Als theoretische Basis für eine gewisse Klasse solcher Recommendersysteme wird von *Geyer-Schulz et al.* (2001b) *Ehrenbergs* Theorie des Wiederkaufverhaltens (Repeat-Buying) verwendet. Dies bietet beispielsweise den Vorteil, für den Informationsbroker im Bereich der Consumer Panel Analyse etablierte Marktforschungsergebnisse zu erhalten und Ergebnisse für den Distributionskanal Internet direkt mit den Ergebnissen klassischer Distributionskanäle vergleichen zu können.

Ein solcher Informationsbroker hat eine klar definierte Systemgrenze. Anklicken eines externen Links, also eines Links, der vom Informationsbroker zum Informationsgut führt, wird mit dem „Kauf eines Informationsprodukts" gleichgesetzt.

Im Marketing wird angenommen, dass Produkte oder Produktkombinationen nur dann mehrfach gekauft werden, wenn Konsumenten damit zufrieden sind. Diese Überlegung gilt auch für Informationsprodukte, da ihr Konsum immer mit Such-, Auswahl- und Bewertungskosten verbunden ist. Empfehlungen werden aus wiederholt gemeinsam (gleiche Sitzung = gleiche Kaufgelegenheit) benutzten (= gekauften) Produkten abgeleitet. Damit nun nicht zufällig gemeinsam gekaufte Informationsprodukte für Empfehlungen verwendet werden, ist es notwendig, folgende Probleme zu lösen:

- Welche gemeinsam gekauften Informationsprodukte sind nicht zufällig gemeinsam gekauft worden?
- Wie viele Informationsprodukte sollen empfohlen werden?

Ehrenbergs Repeat-Buying Theorie liefert dafür ein Referenzmodell, mit dem wir auf nicht zufällige Ausreißer (= Empfehlungen) testen können. Für diese Theorie spricht, dass sie in mehreren hundert Konsumgütermärkten seit mehr als 40 Jahren immer wieder erfolgreich getestet wurde. Die Theorie beschreibt, wie sich Konsumenten verhalten, nicht warum.

Im Prinzip trifft jeder Konsument zwei Entscheidungen, nämlich wann er ein Produkt aus einer bestimmten Produktklasse kauft (Wahl des Kaufzeitpunkts) und welches Produkt er auswählt (Markenwahl). Konsumenten kaufen nach der Repeat-Buying Theorie ein Produkt in einem stationären Poissonprozess, der von allen anderen Kaufprozessen unabhängig ist. Aggregation dieser Kaufprozesse unter der (ziemlich allgemeinen) Annahme, dass der Mittelwert der Poisson-Verteilung einer abgeschnittenen Gamma-Verteilung folgt, führt zu einer logarithmischen Reihenverteilung, die beschreibt, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Produkt 1, 2, 3, ... -mal gekauft wird.

Zwei Varianten solcher Recommendersysteme, wurden in den Informationsbroker einer Virtuellen Universität integriert und in *Geyer-Schulz et al.* (2001a) beschrieben: eine personalisierte Variante mit einer Marktsegmentierung durch Selbstselektion und eine anonyme Variante auf der Basis von Kaufgeschichten mit nicht beobachtbarer Benutzeridentität.

Anonyme Recommendersysteme auf Basis von *Ehrenbergs* Theorie sind seit September 1999 in der *Virtuellen Universität* der *WU-Wien* im Einsatz. Zu den 9498 Informationsprodukten in der virtuellen Universität zählen Lehrangebote, Online-Manuals, akademische Journale, Fachzeitschriften, u. a. Für fast 20% dieser Informationsprodukte in der *Virtuellen Universität* der *WU-Wien* ließen sich ein Kaufverhaltensmodell, das *Ehrenbergs* Repeat-Buying Theorie entspricht, schätzen und entsprechende Ausreißer als Empfehlungen identifizieren. Für die Site **Java Code Engineering & Reverse Engineering** erhalten Nutzer z. B. Vorschläge anderer nützlicher Web-Sites, wie sie in *Abb. 4* gezeigt werden. Die Vorschläge sind nach abnehmender Anzahl r von Wiederkäufen geordnet.

Eine erste Validierung ergab einen Anteil von mehr als 75% guter Empfehlungen, wenn zwar eine logarithmische Reihenverteilung geschätzt, aber noch kein Signifikanztest auf Grund der geringen Anzahl von Beobachtungen möglich war. Bei ungefähr zwei Drittel der Listen, für die signifikante logarithmische Reihenverteilungen geschätzt werden konnten, wurden mehr als 85% der Empfehlungen als gut eingestuft. Detaillierte Evaluierungsergebnisse sind in *Geyer-Schulz et al.* (2001b) enthalten (Klassifikation: I.1.6, I.2.4; O.1.1, O.2.1, O.3.4).

Der nächste Abschnitt zeigt, wie Recommendersystem-Technologien bei Amazon zum Aufbau von Kundenbeziehungen genutzt werden.

```
          Java Code Engineering & Reverse Engineering


r          Andere Nutzer verwenden auch:

8         1. Free Programming Source Code
7         2. Softwareentwicklung: Java
6         3. Developer.com
5         4. Java-Einfuehrung
5         5. The Java Tutorial
5         6. JAR Files
4         7. The Java Boutique
4         8. Code Conventions for the Java(TM) Programming Language
4         9. Working with XML: The Java(TM)/XML Tutorial
4        10. Java Home Page
4        11. Java Commerce
```

Abb. 4: Empfehlungen für Java Code Engineering & Reverse Engineering

5. Recommendersystem-Einsatz am Beispiel von Amazon.com

Amazon.com macht intensiven Gebrauch von Recommendersystemen, die z. T. sogar patentiert wurden (siehe etwa *Jacobi/Benson* 1997 und *Linden et al.* 2001). Auf der Site von Amazon.com lassen sich beispielsweise folgende Arten von Recommendersystemen identifizieren:

(1) **Implizite Bewertungen auf Grund des Kaufverhaltens:** Unter dem Stichwort „People who bought this article also bought..." werden dem Nutzer Produkte angeboten, die häufig von anderen Kunden zusammen mit dem aktuell präferierten Produkt gekauft wurden. Die Empfehlungen lassen sich relativ einfach und ohne Aufwand für den Nutzer mit statistischen Methoden generieren (Klassifikation: I.1.6, I.2.4, O.1.1, O.1.2, O.2.1, O.2.2, O.3.4).

(2) **Empfehlungen basierend auf der Kaufgeschichte des Kunden:** Hier kommen die gleichen Methoden wie bei (1) zur Anwendung, diesmal allerdings nicht auf das aktuell betrachtete Produkt bezogen, sondern unter Berücksichtigung der Kaufgeschichte des jeweiligen Kunden (Klassifikation: I.1.6, O.1.1, O.1.2, O.1.3, O.3.4).

(3) **Buy both now!:** Dem Nutzer wird zu einem Produkt immer ein zweites, ähnliches Produkt zu einem reduzierten Set-Preis angeboten (Klassifikation: I.1.6, O.1.1, O.2.2).

(4) **Implizite Bewertungen auf Grund des Surfverhaltens:** „People who shopped for this article also...": Prinzipiell ähnlich wie bei (1), diesmal allerdings basierend auf dem Surfverhalten anderer Nutzer. Diese Technik hat zwei potenzielle Anwendungsgebiete: Zum einen lassen sich so Substitute identifizieren, wenn der Nutzer sich eine Vielzahl von Produkten ansieht, bevor er eines davon kauft. Zum anderen kann die Technik dort eingesetzt werden, wo für Empfehlungen basierend auf dem Kaufverhalten nicht genügend Daten vorliegen (Klassifikation: I.1.5, I.2.4, O.1.1, O.2.1, O.3.4).

(5) **The page you made:** Jeder Nutzer erhält automatisch eine Seite mit allen in der laufenden Sitzung besuchten Produkten (Klassifikation: I.1.5, O.2.1, O.3.4).

(6) **Your recent history:** Dem Nutzer wird immer die Sequenz der letzten n von ihm besuchten Produkte als Navigationshilfe angeboten (Klassifikation: I.1.5, O.2.1, O.3.4).

(7) **Top-n Liste:** Für verschiedene Kategorien von Produkten werden Bestsellerlisten basierend auf den Verkaufszahlen von Amazon angeboten (Klassifikation: I.1.6, I.2.4, O.3.4).

(8) **Kaufverhaltensaufschlüsselung nach Branchen oder Unternehmen:** In den „Purchase Circles" werden die Verkaufszahlen nach der Herkunft der Käufer aus verschiedenen Branchen bzw. Unternehmen aufgeschlüsselt. Bei diesem Feature fordert Amazon derzeit seine Kunden noch zum Feedback darüber auf, welchen Nutzen sie aus diesem Angebot ziehen (Klassifikation: I.2.3, O.3.4).

(9) **Explizite Bewertungen mit Notensystem und ausführlicher Beurteilung:** Diese Form der Empfehlung erlaubt es Nutzern, die das entsprechende Produkt gekauft und getestet haben, ihre Meinung als Freitext (bis 1000 Wörter) sowie in Form einer Note abzugeben. Der Vorteil dieses Systems ist die Detaillierung der weitergegebenen Information. Dafür ist hier der Aufwand für den Rezensenten bei ausführlicher Bewertung relativ hoch (Klassifikation: I.1.1, I.1.2, O.3.1).

(10) **Empfehlungen basierend auf den angegebenen Interessen des Kunden:** Mit Hilfe des „Recommendations' Explorer" kann ein Kunde eine Selbsteinschätzung abgeben, indem er vom System vorgeschlagene Produkte mit den Kategorien „I own it", „Not interested", „More like this" bewertet. Der Kunde kann auf diese Weise das System relativ schnell lernen lassen, wie seine Präferenzen sind. Dadurch kann das System passende Produkte in entsprechenden Situationen vorschlagen (Klassifikation: I.2.2, I.2.4, O.1.2, O.1.3, O.2.1, O.3.4).

(11) **Recommendations über E-Mail:** Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Systemen kommt hierbei eine Push-Strategie zum Einsatz. Der Kunde kann aber selber bestimmen, über welche Themengebiete er informiert werden möchte (Klassifikation: I.1.3, I.2.2, O.2.1, O.3.4).

(12) **Bewertungssystem für Empfehlungen:** Nach dem Lesen von Empfehlungen wird dem Nutzer die Frage gestellt: „Was this recommendation helpful for you?" Die Werte werden aggregiert und der jeweiligen Bewertung zugeordnet sowie dem Nutzer zur Kenntnis gegeben (Klassifikation: I.1.2, O.3.1).

(13) **Bewertungssystem für Reviewer:** Die Reputation von Reviewern wird auf Basis der Bewertung ihrer Reviews (siehe (12)) ermittelt (Klassifikation: I.1.2, I.1.7, O.3.1).

(14) **Bewertung von Anbietern bei Auktionen und zShops:** Amazon bietet externen Anbietern im Rahmen der so genannten zShops die Möglichkeit, ihr Angebot in die Site zu integrieren. Außerdem haben bei Amazon.com Privatkunden die Möglichkeit, Gegenstände zu versteigern. Diese Anbieter können im Hinblick auf Zuverlässigkeit, Geschwindigkeit, etc. durch eine Note und einen kurzen Kommentar bewertet werden. Sinn des Systems ist es, schwarze Schafe kenntlich zu machen (Klassifikation: I.1.2, O.3.1).

(15) **Möglichkeit des direkten Vergleichs von Eigenschaften konkurrierender Produkte:** Bei technischen Produkten bietet das System einen Vergleich ähnlicher Produkte anhand vorgegebener Kriterien an. Die Bewertung bezüglich der Kriterien stammt hierbei meist aus Datenblättern (Klassifikation: I.2.5, O.3.4).

(16) **Einblicke in die Wish Lists anderer Nutzer:** Jeder Nutzer hat die Möglichkeit, Artikel anzugeben, für die er sich interessiert, die er aber noch nicht direkt kaufen will. Diese Liste ist je nach Einstellung für

alle oder nur für eingeladene Nutzer zugänglich. Solche Nutzer können die Artikel aus der Liste erwerben und dem Ersteller der Liste von Amazon zuschicken lassen. Daneben gibt es die Möglichkeit, sich ähnliche Artikel anzeigen zu lassen (See more items like those in your Wish List), sowie eine Auflistung der Artikel, die Benutzer mit ähnlichen Wunschlisten gekauft haben. Interessant ist die „Wish List" besonders im Zusammenhang mit Anreizsystemen (Klassifikation: I.1.8, O.3.1, O.3.2).

(17) **Listmania Lists:** Hier kann der Benutzer seine „Favoriten" (Products that really made a difference in your life) angeben. Der Kunde kann somit für andere Kunden spezielle „Pakete" aus Artikeln schnüren, die er in dieser Kombination als sinnvoll oder hilfreich erachtet (Klassifikation: I.1.8, O.3.1, O3.2).

(18) **Amazon Friends (vorher Trusted Friends):** Jeder Kunde kann eine Liste anderer Nutzer anlegen, denen er vertraut. Dadurch erhält der Amazon Friend mehr Informationen über die ihm vertrauende Person. Unter anderem hat er die Möglichkeit, ihre bisherigen Einkäufe einzusehen (Shared Purchases). Umgekehrt wird der Inhaber der Liste über Empfehlungen seiner Freunde auf dem Laufenden gehalten. Hier findet also eine explizite Teambildung statt (Klassifikation: I.1.7, O.3.1, O.3.2, O.3.4).

(19) **Reading Groups:** In den nach Themen unterteilten „Reading Groups" können Mitglieder der Gruppe über Bücher diskutieren, sowie Bücher zur Diskussion vorschlagen (Klassifikation: Kein Recommendersystem i. e. S.).

6. Weitere Arbeiten mit Recommendersystem-Bezug

Erste Ansätze für „clickstream"-basierte Recommendersysteme finden sich in so genannten adaptiven Hypertextsystemen (*Stotts et al.* 1991), die ein spezielles Programm zum Anzeigen von Hypertext-Dokumenten erfordern, das zuvor in die Dokumente codierte Links auf Grund des Nutzungsverhaltens anpassen kann.

Die Idee, Recommendersysteme mittels eines Standard-http-Servers unter Nutzung der in dessen Logfiles enthaltenen Informationen umzusetzen, geht auf *Yan et al.* (1996) zurück, wo ein einfacher Clustering-Algorithmus benutzt wird und die Recommendersystem-Idee als Dynamic Hypertext Linking bezeichnet wird. *Perkowitz et al.* (1998) konstruieren Recommendersysteme auf Grund der Häufigkeit gemeinsamer Nutzung von Resourcen unter der Bezeichnung „Adaptive Web Sites". *Mobasher* (2001) setzt verschiedene Clustering-Methoden zur Berechnung von Empfehlungen ein (k-means, association rule hypergraph partitioning).

Bodner et al. (1999) behandeln das Problem aus Sichtweise des Text Retrieval. Sie erzeugen aus den Beschriftungen besuchter Links eine Liste von Stichwörtern, die in eine Suchmaschine gefüttert werden. Die Ergebnisse dieser Suchanfrage werden jeweils vom aktiven Dokument aus verlinkt. *Joachims et al.* (1995) und *Lieberman* (1995) haben zwei Agenten – Web Watcher und Letizia – entwickelt, die Nutzer bei der Informationssuche im Web unterstützen, indem sie auf Grund des bisherigen Suchverhaltens Empfehlungen abgeben. Web Watcher verwendet dabei Ähnlichkeiten in der Linkstruktur, um ähnliche Dokumente zu finden, Letizia greift auf das Nutzerverhalten zurück (wie z. B. das Setzen von Bookmarks, Verwenden von Dokumenten auf verschiedenen Servern, etc.). *Fu et al.* (2000) beschreiben eine dritte Sorte von Agenten, die Nutzungs-Informationen zentral auf einem Server speichern und so Empfehlungen auf Grund häufig gemeinsam besuchter Seiten abgeben.

In Suchmaschinen, wie z. B. Google, die die Hypertextstruktur des World Wide Web mit Web-Crawlern durchsuchen, wird die Linkstruktur mit Hilfe von so genannten „Authority-Hub" Algorithmen analysiert, die die Wichtigkeit und Relevanz von Seiten ermitteln. In *Kleinberg* (1999) wird ein Algorithmus präsentiert, der eine solche Bewertung als Principal Eigenvektor des Produkts $A^T A$ der Adjazenzmatrix A der Hyperlinks zwischen Webseiten vornimmt.

Ansari et al. (2000) nähern sich dem Problem mit einem ökonometrischen Ansatz. Auf der Basis von Kunden- und Expertenbewertungen wird ein Regressionsmodell, das die Bewertung eines Produkts durch einen Kunden aus Kundenbewertungen, Expertenbewertungen, Kundeneigenschaften und Experteneigenschaften unter Berücksichtigung von Kunden- und Produktheterogenität erklärt, mittels Markov-Chain Monte-Carlo Methoden geschätzt. Empfohlen werden jene Produkte, für die dieses Modell eine hohe Bewertung durch einen bestimmten Kunden voraussagt.

7. Ausblick

Die im eBusiness Bereich anfallende Datenvielfalt kann aus vielen Blickwinkeln heraus betrachtet werden (z. B. als Herausforderung zur optimalen Ausgestaltung von eMarketing-Aktivitäten, als Bürde, als Verwendungsbeschränkungen unterliegende Informationsquelle zur Beschreibung von Kaufverhalten).

In diesem Beitrag wurden Möglichkeiten angesprochen, wie Recommendersysteme daraus Empfehlungen für Site-Besucher (und Site-Betreiber) ableiten können, um eKontakte effizient (kundenfreundlich, beratungseffektiv, zielgerichtet, verkaufsunterstützend, etc.) zu gestalten. Bei den „Repeat-Buying"-basierten Recommendersystemen wird an der Integration von Selbstselektionsmechanismen zur Adaptierung an personalisierte Erfahrungsprofile gearbeitet. Im Rahmen der „clickstream"-basierten Ansätze werden weitere Substrukturen von Navigationspfaden untersucht, die den Interpretationsspielraum für Empfehlungen erweitern. Insgesamt darf bei der Erforschung von Recommendersystem-Techniken in

nächster Zukunft eine rasante Entwicklung erwartet werden.

Literaturverzeichnis

Agrawal, R./Srikant, R. (1994): Fast algorithms for mining association rules, in: Bocca, J.B./Jarke, M./Zaniolo, C. (Eds.): Proceedings of the 20th international conference on very large data bases (VLDB'94), Santiago de Chile, pp. 487-499.

Agrawal, R./Srikant, R. (1995): Mining sequential patterns, in: Yu, P.S./Chen, A.L.P. (Eds.): Proceedings of the eleventh international conference on data engineering, Taipei, Taiwan, pp. 3-14.

Ansari, A./Essegaier, S./Kohli R. (2000): Internet recommendation systems, in: Journal of Marketing Research, Vol. 37, No. 8, pp. 363-375.

Bodner, R.C./Chignell, M.H. (1999): ClickIR: Text retrieval using a dynamic hypertext interface, in: Voorhees, E.M./Harman, D.K. (Eds.): Proceedings of the seventh text retrieval conference (TREC-7), Gaithersburg, Maryland, pp. 573-582.

Ehrenberg, A.S.C. (1988): Repeat-buying: Facts, theory and applications, London.

Fu, X./Budzik, J./Hammond, K.J. (2000): Mining navigation history for recommendation, in: Proceedings of the 2000 international conference on intelligent user interfaces, New Orleans, LA, pp. 106-112.

Gaul, W./Schmidt-Thieme, L. (2000): Frequent generalized subsequences – a problem from web mining, in: Gaul, W./Opitz, O./Schader, M. (Eds.): Data Analysis, Scientific Modeling and Practical Application, Berlin u. a., pp. 430-445.

Gaul, W./Schmidt-Thieme, L. (2002): Recommender systems based on user-navigational behavior in the Internet, Behaviormetrika, Vol. 29, No. 1, 2002, pp. 1-22.

Geyer-Schulz, A./Hahsler, M./Jahn, M. (2001a): Educational and scientific recommender systems: Designing the information channels of the virtual university, in: International Journal of Engineering Education, Vol. 17, No. 2, pp. 153-163.

Geyer-Schulz, A./Hahsler, M./Jahn, M. (2001b): A customer purchase incidence model applied to recommender services, in: Kohavi, R./Masand, B./Spiliopoulou, M./Srivastava, J. (Eds.): Working Notes of the WEBKDD2001 Workshop on Mining Web Log Data Across All Customer Touch Points, San Francisco, CA, pp. 35-46.

Jacobi, J./Benson, E. (1998) : System and methods for collaborative recommendations, US Patent No. 6064980.

Joachims, T./Mitchell, T./Freitag, D./Armstrong, R. (1995): WebWatcher: Machine learning and hypertext, in: Morik, K./Herrmann, J. (Eds.): GI Fachgruppentreffen Maschinelles Lernen, Universität Dortmund.

Kleinberg, J.M. (1999): Authoritative sources in a hyperlinked environment, in: Journal of the ACM, Vol. 46, No. 5, pp. 604-632.

Lieberman, H. (1995): Letizia: An agent that assists web browsing, in: Mellish, C.S. (Ed.): Proceedings of the fourteenth joint conference on artificial intelligence, San Mateo, CA.

Linden, G.D./Jacobi, J.A./Benson, E.A. (2001): Collaborative recommendations using item-to-item similarity mappings, US Patent No. 6266649.

Mobasher, B. (2001): Mining web usage for automatic site personalization, in: Gaul, W./Ritter, G. (Eds.): Classification, Automation, and New Media, Berlin u. a., pp. 299-312.

Perkowitz, M./Etzioni, O. (1998): Adaptive web sites, automatically synthesizing web pages, in: Proceedings of the fifteenth national conference on artificial intelligence, Madison, WI, pp. 727-732.

Resnick, P./Iacovou, N./Such[illegible]/Bergstrom, P./Riedl, J. (1994): Group Lens: An open arch[illegible]e for collaborative filtering of netnews, in: Proceedings o[illegible]nference on computer supported cooperative work, Ch[illegible], NC, pp. 175-186.

Sarwar, B./Karypis, G./Konstan[illegible]edl, J. (2000): Analysis of recommendation algorithms fo[illegible]-commerce, in: ACM conference on electronic commerce (EC-00), pp. 158-167.

Schafer, J.B./Konstan, J.A./Riedl, J. (1999): Recommender System in e-commerce, in: ACM conference on electronic commerce (EC-99), pp. 158-166.

Schafer, J.B./Konstan, J.A./Riedl, J. (2000): Electronic commerce recommender applications, in: Journal of Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 5, Nos. 1/2, pp. 115-152.

Stotts, P.D./Furuta, R. (1991): Dynamic adaptation of hypertext structure, in: Third ACM conference on hypertext proceedings, ACM, pp. 219-231.

Yan, T.W./Jacobsen, M./Garcia-Molina, H./Dayal, U. (1996). From user access patterns to dynamic hypertext linking, in: Fifth international world wide web conference, Paris.

Summary

Recommender systems provide an important contribution with respect to the design of eMarketing activities. Starting from a discussion of input/output features for the description of such systems that already allow an adequate distinction into praxisrelevant phenomena, it is motivated why such a characterization has to be enriched by methodological aspects from marketing research. „Repeat buying" based and „clickstream" based recommender systems are described. The Amazon site is used to elucidate the marketing potential of recommender systems. Finally, for completion, related work concerning recommender systems is mentioned. In an outlook hints are given to directions in which further developments are planned.

Schlüsselbegriffe

Recommendersysteme, eMarketing, clickstreams, Wiederkaufverhalten

Keywords

Recommender systems, eMarketing, clickstreams, repeat buying