



Benutzermodellierung in heterogenen virtuellen Fachbibliotheken

Thomas Mandl - Christa Womser-Hacker

Informationswissenschaft - Universität Hildesheim
Marienburger Platz 22- 31141 Hildesheim
mandl@rz.uni-hildesheim.de
womser@cl.uni-hildesheim.de

Zusammenfassung

In diesem Arbeitsbericht wird ein adaptives Benutzermodell auf der Basis vagen Wissens vorgestellt. Das Modell lernt anhand von explizitem Benutzer-Feedback Beziehungen zwischen Objekten und deren Repräsentationsformen für den Anwendungsfall Information Retrieval. Damit individualisiert das Modell nicht den Inhalt und die Informations-Objekte, sondern optimiert abhängig vom Benutzermodell die Kombination unterschiedlicher Repräsentationen und Retrievalverfahren. Ein Lernverfahren auf der Basis neuronaler Netze und eine Methode zur Identifikation von Stereotypen werden vorgestellt.

1 Individualisierung

Die Individualisierung von Informationsdienstleistungen gewinnt vor dem Hintergrund der immens wachsenden Menge an Wissen, die online zur Verfügung steht, immer mehr an Bedeutung. Individualisierung wirkt in bestehenden Systemen häufig auf die Benutzungsoberfläche (cf. z.B. Krause et al. 1998), die präsentierten Inhalte und deren Anordnung (cf. z.B. Arens et al. 1991). Die Individualisierung führt sogar zu völlig neuen Produkten, wie der personalisierten Tageszeitung (cf. z.B. Kolcz & Alspector 1999) oder dem personalisierten online-Nachrichtenservice (cf. z.B. Schirmer & Müller 1999). Die Implementierung erfolgt oft mit adaptiven Agenten oder einem Benutzer- oder Aufgabenmodell.

Ein typisches Beispiel bietet das tutorielle Hilfesystem WING-MIT (Multimediales und Intelligentes tutorielles Hilfesystem für WING-M2, cf. Kim 1996). Darin wirkt die Individualisierung auf den Umfang und Inhalt von Hilfeinformationen und tutoriellen Lehrereinheiten. WING-MIT umfasst eine Planerkennung und eine Benutzermodellierungskomponente, die alle Benutzeraktionen verfolgt und versucht, Plankategorien und einzelne Pläne zu identifizieren. Die Hilfefunktion bietet kontextsensitive Hilfe an, wenn der

erkannte Plan und die aufgezeichneten Aktionen darauf hinweisen, dass der Benutzer sowohl einen Plan verfolgt als auch Hilfe braucht. Die Hilfeinformationen werden anhand des Benutzerwissens, das WING-MIT in einem Benutzermodell verwaltet, adaptiert. Die Ausgangsinformationen werden aus einem kurzen Fragebogen zu Beginn einer Sitzung gewonnen und dementsprechend wird dem Benutzer ein Stereotyp zugewiesen. Das System evaluiert die folgenden Aktionen und verbessert so das Benutzermodell. Aus erkannten und erfolgreich abgeschlossenen Plänen folgert das auf der Basis der Benutzermodellierungs-Shell BGP-MS implementierte System (cf. Kobsa et al. 1994; Pohl et al. 1995), dass der Benutzer die damit verbundenen Konzepte kennt.

2 Das MIMOR-Modell für Information Retrieval Systeme

Information Retrieval beschäftigt sich mit der Suche nach Information und mit der Repräsentation, Speicherung und Organisation von Wissen. Information Retrieval modelliert Informationsprozesse, in denen Benutzer aus einer großen Menge von Wissen die für ihre Problemstellung relevante Teilmenge suchen (cf. Baeza-Yates & Ribeiro-Neto 1999). Dabei entsteht Information, die im Gegensatz zum gespeicherten Wissen problembezogen und an den Kontext angepasst ist.

Das Informationsbedürfnis eines Benutzers ist der Ausgangspunkt eines Dialogs mit einem Information Retrieval System. Der Benutzer formuliert sein Informationsbedürfnis in der Benutzungsoberfläche und das System vergleicht die Anfrage mit den im System vorhandenen Dokumenten bzw. deren Repräsentationen. Ein Teil der Dokumente, die aus Sicht des Systems gut zu der Eingabe des Benutzers passen, wird dem Benutzer als Ergebnis vorgelegt. Das System sucht dazu Dokumente, die sehr ähnlich zu der Anfrage sind. Dazu berechnet ein Information-Retrieval-System für alle Dokumente eine System-Relevanz oder Retrieval Status Value (RSV) in bezug auf die Anfrage. Der Benutzer entscheidet, ob die gefundenen Ergebnis-Dokumente für sein Problem relevant sind und es eventuell lösen oder nicht.

Die Individualisierung von Information Retrieval Systemen erfolgt meist anhand von schlagwort-basierten Filter- oder Agenten-Systemen (cf. z.B. Menczer & Belew 1998). Das MIMOR-Modell (Mehrfach-indexierung zur dynamischen Methoden-Objekt-Relationierung; cf. Womser-Hacker 1997) optimiert die Kombination unterschiedlicher Retrieval-Verfahren in einem Fusions-System auf der Basis von Benutzerverhalten. Die Individualisierung wirkt damit zunächst auf systeminterne Faktoren, die für den Benutzer nicht unbedingt transparent sind. Im Einsatz liefert MIMOR auf der Basis unterschiedlicher Benutzermodelle individuelle Ergebnisse und wirkt somit auf die präsentierten Inhalte des Informationssystems.

Das Benutzermodell besteht in MIMOR aus expliziten Urteilen des Benutzers über die Relevanz von Dokumenten. Ebenso ist die Berücksichtigung impliziten Relevanz Feedbacks möglich, wie etwa aus der Verfolgung von weiterführenden Links (cf. Kolcz/Alspector 1999) oder der für ein Dokument verwendeten Zeit (cf. Mattox et al. 1999).

Die Beziehung zwischen den relevanten Dokumenten und den Systemkomponenten oder Retrieval-Verfahren, die diese gefunden haben, lässt sich nicht anhand von Regeln oder Eigenschaften der beteiligten Objekten herleiten. Die inhärente Vagheit des Information Retrieval Prozesses betrifft zahlreiche Aspekte, wie z.B. das Verhältnis zwischen Benutzerinteresse und der Formulierung der Anfrage, das Verhältnis zwischen Anfrage und Ergebnisobjekten und die Repräsentation unstrukturierter Objekte wie etwa Text-Dokumente. Bei einem Fusions-System wie MIMOR kommt als weitere Komplexitätsebene der Einfluss eines Verfahrens im Gesamtsystem hinzu, der durch ein Gewicht definiert ist. Der exakte Einfluss eines Verfahrens oder seiner Eigenschaften auf die Qualität des Ergebnisses lässt sich nicht bestimmen.

Trotz der exakt definierten Wissensbasis, der Benutzerurteile zu den Ergebnis-Objekten, führt die Vagheit des Gesamtprozesses zu einem vagen Benutzermodell, das aus den Gewichten für die einzelnen Verfahren besteht.

2.1 Poly-Repräsentation und Ergebnis-Fusion

Die Ergebnisse großer Evaluierungsstudien von Information Retrieval Systemen haben gezeigt, dass sich die Integration mehrerer Verfahren und die Fusion der Ergebnisse oft positiver auf das Gesamtergebnis auswirken, als der Versuch, ein einzelnes Verfahren zu optimieren. Die TREC-Initiative (Text Retrieval Conference) gilt als größte und aktuellste Evaluierungsstudie (cf. Harman & Voorhees 1998). Über nunmehr zehn Jahre hinweg bietet das National Institute of Standards and Technology (NIST) eine Plattform für die Untersuchung sowohl experimenteller als auch kommerzieller IR-Systeme. Die Teilnehmer erhalten einen Korpus aus Testdokumenten und Aufgaben (Topics) und liefern die Ergebnismengen ihres Systems zurück. Am NIST erfolgt die Bewertung hinsichtlich der Effektivität. Auf einer jährlichen Konferenz werden die Ergebnisse vorgestellt (cf. Harman 1995, 1996, Voorhees & Harman 1998).

Relevanz Feedback, also die Bewertung der Relevanz einzelner Dokumente durch den Benutzer, ist eine der erfolgreichsten Methoden zur Verbesserung der Qualität von Retrieval Verfahren. Dabei erhält das System Wissen über den Benutzer, sein Problem und zieht daraus Rückschlüsse über notwendige Eigenschaften der gewünschten Objekte (cf. Harman 1992).

TREC hat ebenfalls gezeigt, dass die Qualität guter Information Retrieval Systeme häufig sehr ähnlich ist und sich die Ergebnismengen trotzdem stark in ihrer Zusammensetzung unterscheiden. Oft liefert jedes Verfahren einige relevante Dokumente, die von den anderen als kaum relevant eingestuft und so dem Benutzer nicht präsentiert werden. Als Konsequenz daraus gewinnen in den letzten Jahren sog. Fusionsverfahren an Bedeutung, die mehrere Verfahren kombinieren und so versuchen, im Gesamtergebnis insgesamt eine höhere Qualität zu erreichen (cf. Bartell et al. 1994; Lee 1995).

2.2 Modellbildung

Das MIMOR-Modell (cf. Womser-Hacker 1997) baut v.a. auf den zwei oben genannten Ergebnissen der TREC-Konferenzen auf (cf. Voorhees & Harman 1998) und integriert Relevance Feedback und den Fusionsansatz in einem adaptiven Modell.

Die Repräsentation der Retrieval-Objekte ist die Grundlage eines Information Retrieval-Modells. Für Text-Dokumente existieren zahlreiche Repräsentationsverfahren und MIMOR setzt einige von ihnen parallel ein (Polyrepräsentation der Objekte), wobei der Benutzer dies nach aussen hin nicht wahrnimmt. Da weder der Benutzer noch der Systembetreiber vom Repräsentationsverfahren auf die Qualität des Retrievals schliessen können, soll der Benutzer lediglich das Endergebnis des Prozesses bewerten. Aus den Ergebnisdokumenten wählt er die aus, die für sein Informationsbedürfnis hilfreich sind. Diese Relevance Feedback Information nutzt das System zur Optimierung der Anfrage, ein bewährtes Verfahren im Kontext interaktiven Retrievals.

Neben dieser kurzfristig wirkenden Verbesserung nutzt MIMOR die Relevance Feedback Information zusätzlich für eine kontextabhängige Qualitätseinschätzung der Repräsentationsverfahren aus. Dazu sammelt es die Urteile und versucht Verfahren und Eigenschaften der Objekte zu korrelieren. Ziel ist es, während des Einsatzes des Information-Retrieval-Systems die geeignetsten Verfahren stärker zu berücksichtigen. Ein adaptierbares Lernkonzept organisiert Systemkomponenten und gewichtet die Verfahren.

MIMOR räumt zu Beginn allen beteiligten Repräsentationsverfahren das gleiche Gewicht und damit den gleichen Einfluss auf das Gesamtergebnis ein. In dieser Situation ist die Retrieval Status Value (RSV) eines Dokuments gleich der Summe seiner RSV der einzelnen Verfahren geteilt durch deren Anzahl. Im Lauf seines Einsatzes adaptiert MIMOR die Gewichte und erhöht so den Einfluss von Repräsentationsverfahren, die zu guten Retrievalergebnissen führen. Ausgehend von der Entscheidung des Benutzers durch das Relevanz Feedback, stärkt MIMOR die Verfahren, die den positiv bewerteten Dokumenten auch hohe System-Relevanz zugewiesen haben.

Die Aufgabe von MIMOR besteht in der Fusion mehrerer Ergebnisse und der Konstruktion eines Gesamtergebnisses. Dazu erhält jedes Verfahren ein Gewicht w_i , mit dem es zum MIMOR-Ergebnis beiträgt. Formel 1 zeigt, wie die System-Relevanz bei einer Anfrage für ein Dokument j bestimmt wird:

$$(1) \quad RSV_j = \frac{\sum_{i=1}^N (w_i RSV_{ij})}{N}$$

RSV_{ij} *Retrieval Status Value des Verfahrens i für Dokument j*
 w_i *Gewicht des Repräsentationsverfahrens i*

Ausgehend von der RSV für jedes Dokument präsentiert MIMOR das Gesamtergebnis als Ranking-Liste der relevantesten Dokumente. MIMOR ist nicht auf Text-Dokumente beschränkt, sondern eignet sich auch für Multimedia-Retrieval oder stärker strukturierte Objekte. Bei letzteren haben sich aber noch keine festen Erschließungsverfahren etabliert.

2.3 Lernverfahren

Aufgrund der Komplexität und Heterogenität von Retrieval-Anforderungen kann ein statisches MIMOR-Modell nicht als optimale Lösung gelten. Die Frage, welche Kombination von Retrieval-Systemen die beste Qualität liefert, hängt von vielen, sehr variablen Kontextfaktoren ab, wie Dokumenten-Kollektion, Aufgaben oder Benutzergruppen.

MIMOR muss daher als System konzipiert werden, das nicht nur einmal ein optimales Modell erlernt, sondern sich möglichst selbständig an den Kontext anpasst. MIMOR adaptiert die Gewichte der Verfahren abhängig von den Relevanz-Bewertungen der Benutzer. Der Benutzer ordnet Dokumenten einen Relevance Feedback Wert F zu. Dokumente ohne explizites Urteil erhalten den Feedback-Wert Null. Die Veränderung der Gewichte der Repräsentationsverfahren erfolgt nach folgender Formel:

$$(2) \quad \mathbf{w}_l = \mathbf{w}_l + (\mathbf{e} \text{ RSV}_j F_j)$$

\mathbf{e} *Lernrate*
 F_j *Feedback-Wert für Dokument j*

Hohe System-Relevanz für Dokumente, die auch der Benutzer als relevant einstuft, führen zu einer Verstärkung des Gewichts. Die Lernaufgabe für MIMOR kann je nach Kontext sehr komplex sein, so dass ein leistungsfähigeres Lernverfahren integriert werden muss. In der ersten Implementierung soll alternativ ein Lernverfahren auf Basis des neuronalen Backpropagation-Netzwerks getestet werden.

Künstliche neuronale Netzwerke verarbeiten Information massiv parallel. Einfache Prozessoren empfangen Signale, berechnen daraus ihre Aktivierung und senden Signale an andere Prozessoren weiter, wobei die Verbindungsstärken das Signal beeinflussen. Das sehr populäre Backpropagation-Netzwerk berechnet so aus einer Schicht von Input-Neuronen die Aktivierung einer Output-Schicht und leistet eine Abbildung von einem n -dimensionalen Raum in einen m -dimensionalen Raum. Ein Lernverfahren stellt anhand von zahlreichen Beispielen für korrekte Abbildungen die Verbindungen so ein, dass das Netzwerk in vielen Fällen generalisiert und auch für andere Fälle eine gute Abbildung leistet. Eine Einführung in neuronale Netze und das Backpropagation-Netzwerk bietet Scherer 1997.

Lernen für die Optimierung von MIMOR führt zu einer Netzwerkarchitektur, die aus den RSV der einzelnen Verfahren ein Gesamtretrievalergebnis berechnet (siehe Abbildung 1). Der Optimierungsvorgang basiert also auf den einzelnen Objekten, und jedes bewertete Dokument bildet ein Trainingsbeispiel. Jedoch liegt auch für ein positiv bewertetes Dokument keine explizit *korrekte* RSV vor, so dass der Lern-Algorithmus eine maximale

RSV (in der Regel 1) vergibt. Für negativ bewertete Dokumente ist das Vorgehen analog. Dieses Vorgehen realisiert im Rahmen des überwachten Lernverfahrens Backpropagation-Netzwerk eine Art Reinforcement-Lernen.

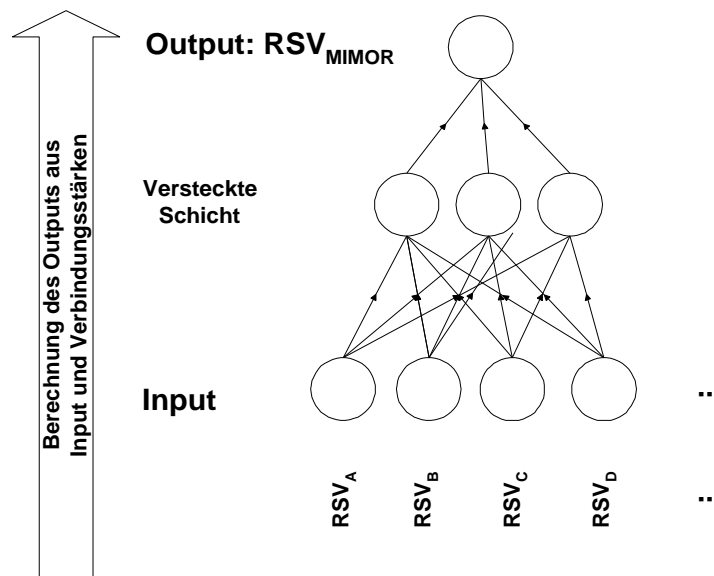


Abbildung 1: Architektur des Backpropagation-Netzwerks

3 Individualisierung auf der Basis von vagem Wissen

Evaluierungen von Information Retrieval Systemen zeigen immer wieder, dass die Relevanz-Bewertungen unterschiedlicher Benutzer zum Teil variieren (cf. z.B. Voorhees 1998), so dass die Optimierung im Rahmen von MIMOR für jeden Benutzer erfolgen müsste. Die hohe Anzahl von dafür erforderlichen Feedback-Bewertungen bringt aber sicher lediglich ein Teil der Benutzer eines Information Retrieval Systems ein. In der Anfangsphase der Nutzung verfügen selbst fortgeschrittene oder professionelle Benutzer eines Informationsdienstes noch nicht über ein optimal trainiertes Netz, da dies erst durch eine hohe Anzahl von Trainingsbeispielen garantiert wird. Trotzdem ist eine Individualisierung in dem Anwendungsfall Information Retrieval besonders sinnvoll. Eine Lösungsmöglichkeit liegt im parallelen Aufbau eines privaten und eines öffentlichen Modells, wobei der Grad der Individualisierung am Gesamtergebnis mit der Anzahl der abgelegten Bewertungen wächst (cf. Womser-Hacker & Mandl 1999). Beide Modelle umfassen ein Gewicht für jedes der beteiligten Repräsentationsverfahren, die deren Einfluss auf das Ergebnis ausdrücken. Während das private Modell ein individuelles Benutzermodell darstellt, handelt es sich bei dem öffentlichen Modell um einen allgemeinen Stereotyp (cf. Rich 1979), der aus der Summe aller Benutzerurteile gewonnen wurde und für jeden neuen Benutzer eingesetzt wird.

Anfangs ist der Einfluss des öffentliche Modells sehr hoch, da das private Modell nach nur wenigen Relevanzbewertungen noch nicht zuverlässig ist. Hinter dem öffentlichen Modell dagegen stehen bereits sehr viele Urteile, und es kann als ausgewogen gelten. Nachdem ein Benutzer zahlreiche Urteile gefällt hat, sein privates Modell gesättigt ist und gute Retrievalqualität liefert, wächst sein Gewicht an. Ändert sich das private Modell nur noch wenig, so kann es für den aktuellen Kontext als stabil gelten.

Dieses Verhalten wird durch einen Parameter p erreicht, der zwischen 0 und 1 liegt und den Einfluss des privaten MIMOR-Modells auf das Gesamtergebnis steuert. Das Gewicht des öffentlichen Modells liegt damit bei $1-p$. Im Lauf der Benutzung steigt p mit der Anzahl der abgegebenen Feedback-Bewertungen an. Auch eine explizite Veränderung durch einen Systembetreuer sollte möglich sein.

Tabelle 1: Individualisierung von MIMOR

	Gewicht im privaten Modell	Gewicht im öffentlichen Modell	Retrieval Status Value
System A	$w_{A\ priv}$	$w_{A\ public}$	RSV_A
System B	$w_{B\ priv}$	$w_{B\ public}$	RSV_B
System C	$w_{C\ priv}$	$w_{C\ public}$	RSV_C
...

Das Gesamtergebnis berücksichtigt nun zwei MIMOR-Modelle und damit zwei Vektoren von Gewichten. Es integriert das private und das öffentliche Modell:

$$(3) \quad RSV_j = \frac{\sum_{i=1}^N ((p w_{i,priv} + (1-p) w_{i,public}) RSV_{ij})}{N}$$

Eine Erweiterung stellt die Einführung weiterer Stereotypen für Benutzergruppen dar, die in der Anfangsphase die Zuordnung eines passenderen Modells für einen Benutzer erlauben. Trotz der weitgehend individuellen Bedürfnisse bei der Informationssuche treten auch im Information Retrieval teilweise homogene Gruppen auf, deren Eigenschaften zueinander ähnlich sind. Aufgrund der Vagheit des Benutzermodells bestimmt MIMOR diese Gruppen jedoch nicht a-priori über exakte Eigenschaften. Ein hierarchischer Aufbau der Stereotypen ist bei dem vagen Wissen im Benutzermodell ebenfalls nicht realisierbar.

Erfolgsversprechend sind hier numerische Cluster-Verfahren, die Benutzer nach ihren MIMOR-Modellen mit den internen Gewichten und anderer Eigenschaften gruppieren. So lassen sich Cluster von Benutzern mit ähnlichen Modellen identifizieren und Stereotypen bilden. Einem neuen Benutzer weist MIMOR dann nach Möglichkeit nicht den allgemeinen öffentlichen Stereotyp zu, sondern ein Modell einer Gruppe.

4 Fazit

Der vorliegende Arbeitsbericht zeigt ein Benutzermodell für den Anwendungsfall Information Retrieval, das die Vagheit des Retrieval-Prozesses berücksichtigt. Das individualisierte MIMOR-Modell leitet aus Relevance Feedback Entscheidungen vages Wissen für ein Benutzermodell ab. Daraus gewinnt das Modell Stereotypen auf verschiedenen Ebenen, welche in der Einstiegsphase die Zuordnung eines passenderen Modells erlauben.

Literaturverzeichnis

- Arens, Y.; Miller, L.; Sondheimer, N. (1991): Presentation Design Using an Integrated Knowledge Base. In: Sullian, J.; Tyler, S. (eds.): Intelligent User Interfaces. S. 241-258.
- Baeza-Yates, R.; Ribeiro-Neto, B. (eds.) (1999): Modern Information Retrieval.
- Bartell, B.; Cottrell, G.; Belew, R. (1994): Automatic Combination of Multiple Retrieval Systems. In: Croft, B. (eds.): Proc. of the 17th Annual Intl. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '94). Dublin, 3.-6.7.1994. London et al.
- Bayraktar, O.; Womser-Hacker C. (1998) Qualitätsbewertung von Information-Retrieval-Systemen: Sind Synergieeffekte durch die Koordination verschiedener Bewertungsmethoden möglich? In: Zimmermann/Schramm 1998. S. 427-437.
- Belkin, N. (1993): Interaction with Texts: Information Retrieval as Information Seeking Behavior. In Knorz, G.; Krause, J.; Womser-Hacker, C. (eds.). Information Retrieval '93. Von der Modellierung zur Anwendung. Proc. d. 1. Tagung Information Retrieval. Konstanz. pp. 55-66.
- Bullinger, H-J., Ziegler, J. (eds.): Human-Computer Interaction: Communication, Cooperation and Application Design. Proc. of the HCI International '99 (8th Intl. Conf. on Human-Computer Interaction), Munich, Germany, 22-27. August 1999. Mahwah, NJ; London.
- Croft, B.; Moffat, A.; Rijsbergen, K. van; Wilkinson, R.; Zobel, J. (1998) (eds.): Proc. 21st Annual Intl. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '98). Melbourne 24.-28.8.1998.
- Fox, E., Shaw, J. (1994). Combination of Multiple Searches. In Harman, D. (ed.): The Second Text Retrieval Conference (TREC-2). NIST Publ. 500-215. pp. 243-252.
- Harman, D. (1992): Relevance feedback revisited. In: Belkin, N.; Ingwersen, P.; Pejtersen, A. (eds.): Proc. 15th Annual Intl. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '92). Kopenhagen, Dänemark. 21-24.6.1992. London et al. S. 1-10.
- Harman, D. (1995): The TREC conferences. In: Kuhlen, R.; Rittberger, M. (eds.) (1995): HIM'95. Hypertext, Information Retrieval, Multimedia. Synergieeffekte elektronischer Informationssysteme. Konstanz. 5.-7. April 95. Konstanz. S. 9-28.
- Harman, D. (ed.) (1996): The Fourth Text Retrieval Conference (TREC-4). NIST Special Publication 500-236. National Institute of Standards and Technology. Gaithersburg, Maryland, 1.-3.11.1995.

http://trec.nist.gov/pubs/trec4/t4_proceedings.html

- Kolcz, A.; Alspector, J. (1999): An Internet-based Newspaper Filtering and Personalization System. In: Proc. 22nd Annual Intl. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 99). S. 332.
- Kim, Do-Wan (1996): Das auf einer multimedialen und intelligenten Benutzungsschnittstelle basierte tutorielle Hilfesystem für das Werkstoffinformationssystem WING-M2. Dissertation. Universität Regensburg.
- Kobsa, A.; Müller, D.; Nill, A. (1994): KN-AH: An Adaptive Hypertext Client of the User Modeling System BGP-MS. In: Proc. of the 4th Intl. Conf. On User Modeling. S. 99-105.
- Krause, J.; Mandl, T.; Stempfhuber, M. (1998): Design der Benutzungsoberfläche des ZVEI-Verbandsinformationssystems ELVIRA. In: Scheinost, U.; Haas, H.; Krause, J.; Lindlbauer, J. (eds.): Marktanalyse und Marktprognose. Das ZVEI Verbandsinformationssystem ELVIRA. Bonn: Informationszentrum Sozialwissenschaften. S. 39-65.
- Lee, Joon Ho (1995): Combining Multiple Evidence from Different Properties of Weighting Schemes. In: Fox, E. (eds.): Proc. 18th Annual Intl. ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 95). Seattle, USA 9.-13.7.95 . New York.
- Mattox, D.; Maybury, M.; Morey, D. (1999): Enterprise Expert and Knowledge Discovery. In: Bullinger/Ziegler 1999. Bd. 2, S. 303-307.
- Menczer, Filippo; Belew, Richard (1998): Adaptive Information Agents in Distributed Textual Environments. In: Proc. Autonomous Agents. Minneapolis, MN 1998. New York. S. 157-164
- Over, P. (1998). TREC-6 Interactive Track Report. In: Voorhees/Harman 1998. S. 73-81.
- Pohl, W.; Höhle, J.; Fink, J.; Kim, Do-Wan (1995): Building adaptive applications on widely-used platforms with BGP-MS. In: Stephanidis, C. (ed.): Towards Interfaces for All: Current Efforts and Future Trends. Heraklion: ICS-FORTH.
- Rich, E. (1979): User Modeling via Stereotypes. In: Cognitive Science 3. S. 329-354.
- Scherer, A. (1997): Neuronale Netze: Grundlagen und Anwendungen. Braunschweig, Wiesbaden.
- Schirmer, K.; Müller, A. (1999): Nachrichtenfilterdienste in Deutschland. In: Schmidt 1999. Schmidt, Ralph (ed.): Proceedings der 21. Online Tagung der DGI. Aufbruch ins Wissensmanagement. Deutsche Gesellschaft für Informationswissenschaft und Informationspraxis. Frankfurt, 18.-20.5.99. Frankfurt. S. 153-156.
- Voorhees, E. (1998): Variations in relevance judgments and the measurement of retrieval effectiveness. In: Croft et al. 1998. S. 315-323
- Voorhees, E., Harman, D. (1998). The Sixth Text Retrieval Conference (TREC-6). NIST Special Publication on 500-240. August 1998. http://trec.nist.gov/pubs/trec6/t6_proceedings.html
- Wilkinson, R.; Zobel, J.; Sacks-Davis, R. (1996): Similarity Measures for Short Queries. In: Harman 1996.
- Womser-Hacker, C. (1997). Das MIMOR-Modell. Mehrfachindexierung zur dynamischen Methoden-Objekt-Relationierung im Information Retrieval. Habilitationsschrift. Universität Regensburg.
- Womser-Hacker C., Mandl, T. (1999): Adapting Meta Information Retrieval to User Preferences and Document Features. In: Bullinger/Ziegler 1999 Vol. 2. S. 604-608.
- Zimmermann, H.; Schramm, V. (eds.) (1998): Knowledge Management und Kommunikationssysteme: Workflow Management, Multimedia, Knowledge Transfer. Proc. 6. Intl. Symposium für Informationswissenschaft. (ISI '98). 3.-7.11.98, Karlsuniversität Prag. Konstanz.