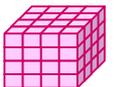


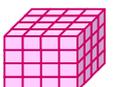
7. Data-Warehouse-Einsatz für Web-Zugriffsanalyse und Recommendations

- Einführung Web-Zugriffsanalyse / Website-Optimierung
- Recommendations und Recommender
- Adaptive Bestimmung von Recommendations (AWESOME)
 - Architektur
 - Einsatzbeispiele
 - Datenvorverarbeitung
 - Warehouse-Schema
 - Automatische Bestimmung von Selektionsregeln
 - Evaluierung



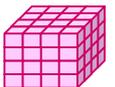
Website-Optimierung

- Websites sind für den Erfolg von Unternehmen / Organisationen mitentscheidend
 - Optimale Informationsbereitstellung
 - Gewinnung neuer Kunden
 - Ausbau bestehender Kundenbeziehungen
 - Service-Angebote (Entlastung eigener Mitarbeiter) ...
- Optimierung erfordert
 - umfassende Website-Bewertung / Zugriffsanalyse
 - Umsetzung geeigneter Anpassungen (hoher manueller Tuning-Aufwand !)
- Typische Ziele der Web-Zugriffsanalyse
 - Identifikation von Fehlern (Broken Links), Engpässen bzgl. Reaktionszeiten etc.
 - Wissen über Nutzungsverhalten gewinnen
 - Wissen über Besucher / Kunden gewinnen
 - **einfache statistische Bewertungs-Metriken:** Zugriffshäufigkeiten, #Besucher, Verweilzeiten ...
 - **Referrer-Analyse:** Von woher kommen die Besucher (Effektivität von Werbemaßnahmen)
 - **Konversionsraten:** Anteil der Besucher, die in bestimmten Zustand wechseln (Kauf, Angebotseinholung, Kontaktaufnahme mit persönlichem Vermittler, etc.)
 - **Return on Investment (ROI):** Umsatz- und Gewinn-Summe der Besucher

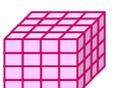
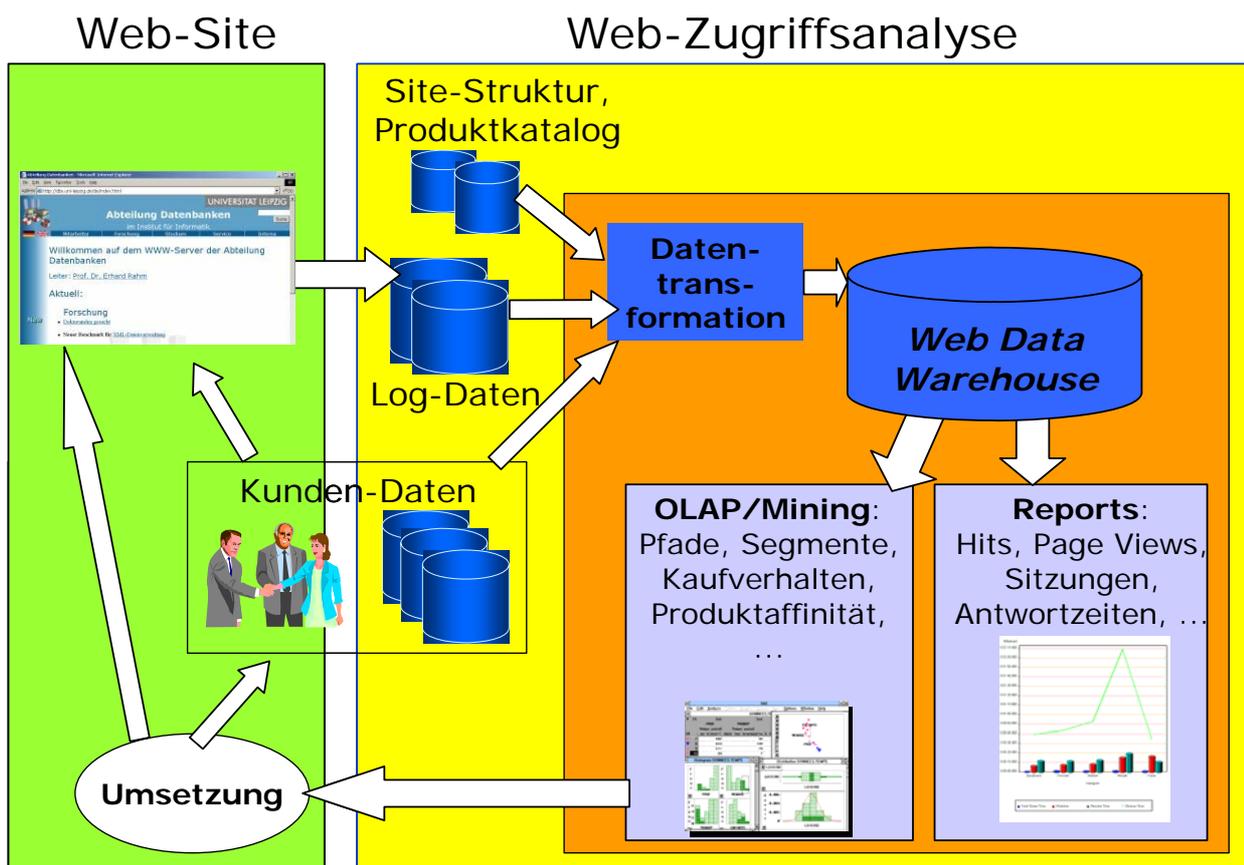


Anforderungen/Probleme

- Skalierbarkeit: sehr große Datenmengen und Benutzerzahlen
 - Beschränkungen der Log-Daten (Proxies, Caching, dynamische IP-Adressen, dynamische Web-Seiten ...)
 - inhaltlicher / fachlicher Bezug erfordert Kombination von Log-Daten mit weiteren Datenquellen
 - Benutzeridentifikation
 - Änderungen im Aufbau der Web-Seiten
 - einfache Umsetzung und Nutzung
- **Data-Warehouse-Lösung** ermöglicht skalierbaren Ansatz und fachbezogene Auswertungen (Kopplung mit Inhaltskategorien / Produktkatalogen, Kundendaten ...)



Web-Zugriffsanalyse und Website-Optimierung



Reaktionen auf Analyseergebnisse

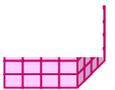
- Umgestaltung der Website
- Marketing-Aktivitäten, ...
- optimierte *Recommendations* (z.B. Produktempfehlungen)
 - Hinweise auf bestimmte Inhalte einer Website
 - v.a. für große Websites sehr wichtiges Instrument der Nutzerführung
- Beispiel: Buch für Freundin bei Amazon kaufen
 - Recommendations helfen interessante Produkte zu finden
 - Bundle-Angebote (Cross-Selling)

[The Amazon.com 100](#)
Save up to 40%

1. [Unfit for Command: Swift Boat Veterans Speak Out...](#)
by John E. O'Neill,
Jerome R. Corsi

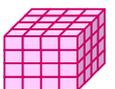
Customers who bought this book also bought:
Look for similar books by subject:

NEW FOR YOU
Andreas, see what's
[New for You](#)
(If you're not Andreas, [click here.](#))

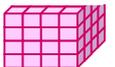
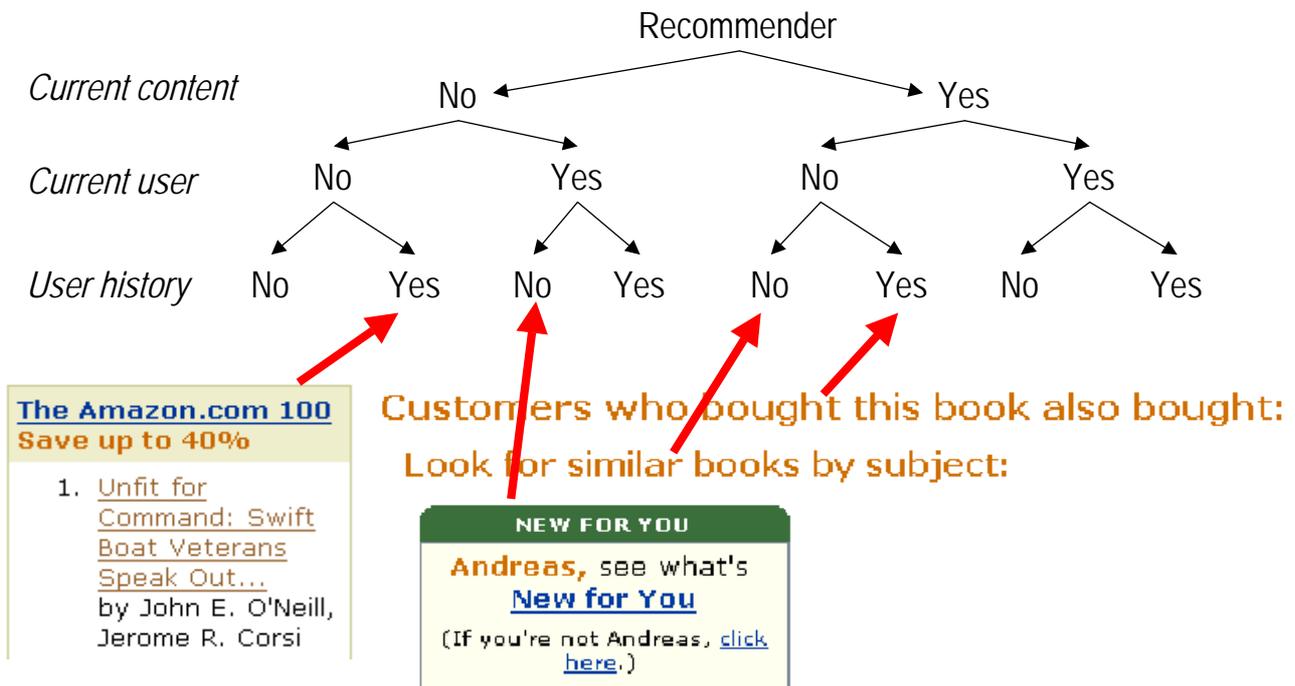


Recommender

- **Recommender** = Verfahren zur Berechnung von Recommendations
- Viele Arten von Recommender (-> Klassifikation)
- Manuell bestimmte Recommendations suboptimal
 - v.a. bei sehr vielen Produkten / Nutzern
 - Hoher Aufwand
- **Automatische Berechnung von Recommendations** erforderlich
- **Qualität** der Recommender/Recommendations abhängig von verschied. Faktoren
 - Produkt (Kategorie, Kaufverhalten)
 - Einsatzzweck (Bundle, Produktsuche)
 - Kunden (Neukunde vs. Stammkunde)
 - Weitere Faktoren (Zeitpunkt, ...)
- Hoher Administrationsaufwand für manuelle Optimierung
- **Automatische Optimierung der Recommendations** anzustreben (Adaptivität)



Recommender Klassifikation

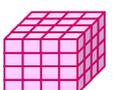


Automatische und adaptive Optimierung

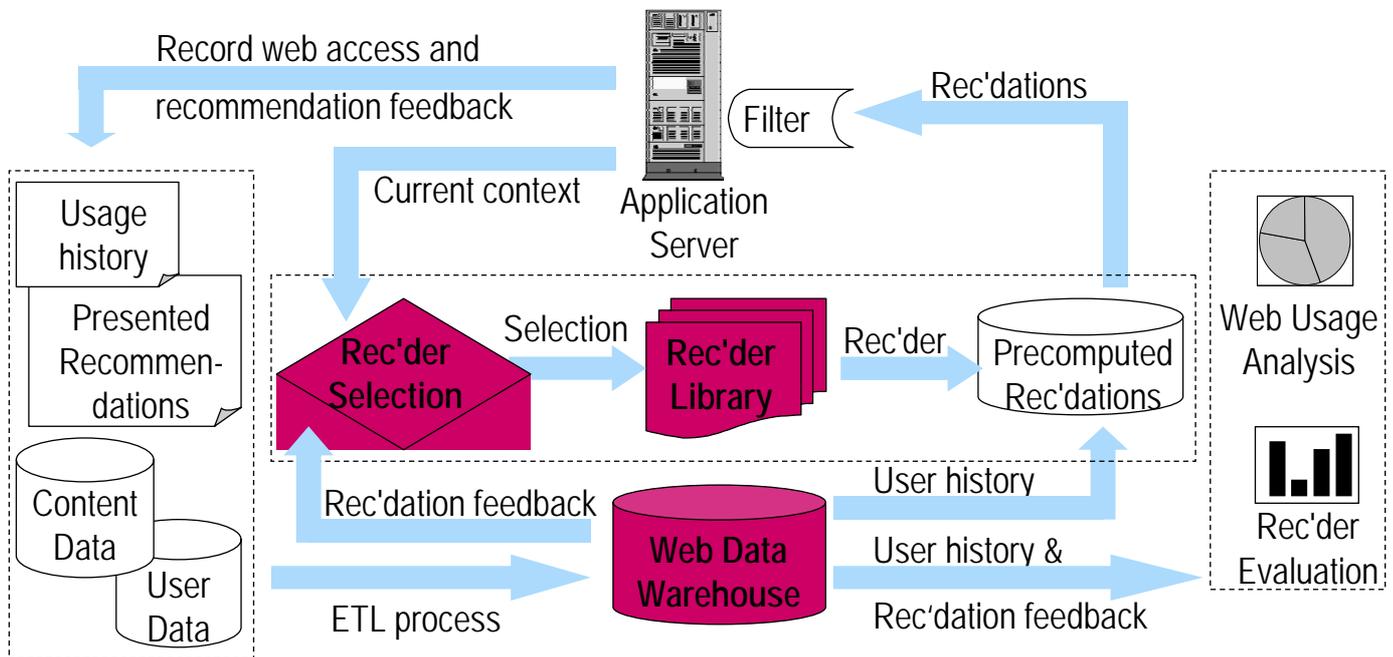
AWESOME = Addaptive Website Recommendations*

- Kontinuierliches Messen und Nutzen von *implizitem* Nutzer-**Feedback** zu präsentierten Recommendations
 - Explizites Feedback („Was this recommendation helpful?“) wird selten geliefert
- Evaluierung der Recommendation / Recommender-Qualität
- Automatische und adaptive Auswahl des besten Recommenders pro Webzugriff
- Hohe Skalierbarkeit durch Data-Warehouse-Technologie
- Minimaler Administrationsaufwand

*Thor, A.; Rahm, E.: *AWESOME – A Data Warehouse-based System for Adaptive Website Recommendations*. Proc. 30th Intl. Conf. On Very Large Databases (VLDB), Toronto, Aug. 2004

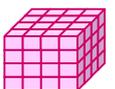


AWESOME Architektur



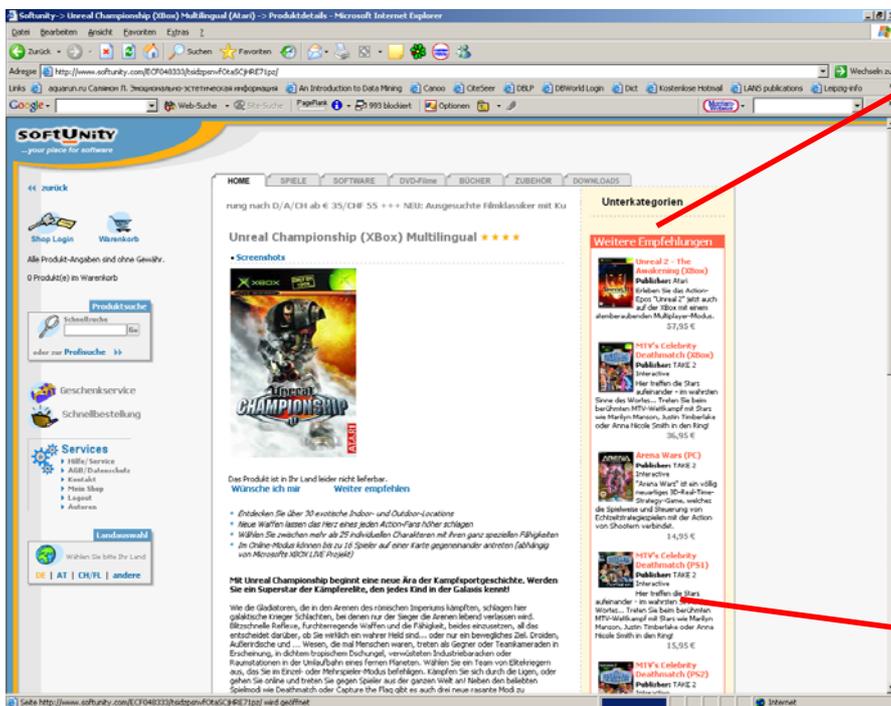
AWESOME-Anwendung 1

- Nicht-kommerzieller Site <http://dbs.uni-leipzig.de>



AWESOME-Anwendung 2

Online-Shop www.softunity.com



Weitere Empfehlungen



Unreal 2 - The Awakening (Xbox)

Publisher: Atari

Erleben Sie das Action-Epos "Unreal 2" jetzt auch auf der Xbox mit einem atemberaubenden Multiplayer-Modus.

57,95 €



MTW's Celebrity Deathmatch (Xbox)

Publisher: TAKE 2

Interactive

Hier treffen die Stars aufeinander - im wahren Sinne des Wortes... Treten Sie beim berühmten MTV-Wettkampf mit Stars wie Marilyn Manson, Justin Timberlake oder Anna Nicole Smith in den Ring!

36,95 €



Arena Wars (PC)

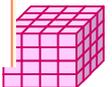
Publisher: TAKE 2

Interactive

"Arena Wars" ist ein völlig neuartiges 3D-Real-Time-Strategy-Game, welches die Spielweise und Steuerung von Echtzeitstrategiespielen mit der Action von Shootern verbindet.

14,95 €

Powered by Uni Leipzig (4)



AWESOME-Anwendungen

■ Implementationsdetails

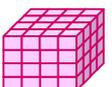
- Data Warehouse: MS SQL-Server
- Recommendations, Selektionsregeln: MySQL
- Applikationsserver: PHP mit Zugriff auf MySQL
- Tägliches Update (ETL Prozess)

■ Kennzahlen dbs.uni-leipzig.de

- Ca. 3500 Seiten
- Täglich ca. 2000 Pageviews (von Menschen), d.h. 4000 Recommendations
- Größe DWH (Stand Oktober 2004): ca. 1,1 GB

■ Kennzahlen www.softunity.com

- Ca. 2600 Produkte
- Täglich ca. 5200 Pageviews (26.000 Recommendations)
- Größe DWH ca. 5 GB



Datenvorverarbeitung in AWESOME

■ Entscheidender Schritt für Datenqualität

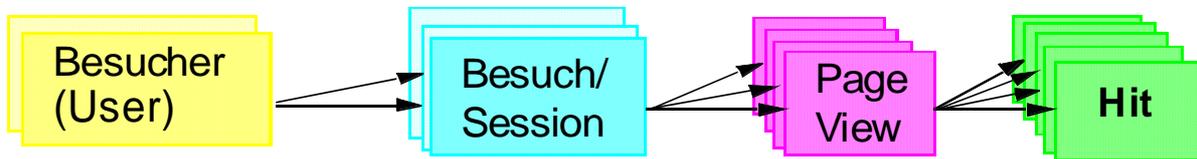
- Pageview-Identifikation
- Eliminierung von Roboterzugriffen (präparierte Links, Navigationsmuster, ...)
- Session-Identifikation (temporärer Cookie bzw. Referrer-Heuristiken)
- Nutzer-Wiedererkennung (permanenter Cookie)

■ Eigene Logfiles (Erweiterung des CLF) → Applikations-Log

- Angezeigte + angeklickte Recommendations

■ Kategorisierung der Daten

- Pages / Produkte: Inhaltshierarchien
- Nutzertyp: Wiederkehrend vs. Neu ...



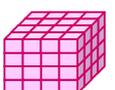
Application Server Logfiles

■ Usage Logfile

- 1 Satz pro Pageview
- ECLF-Attribute: Hostname, Date-Time, Request, Referrer, User Agent ...
- User ID ID zur Wiedererkennung des Nutzers (permanenter Cookie)
- Session ID ID zur Erkennung der Session (temporärer Cookie)
- Session Pos Position der Seite innerhalb der Session
- Recommendation Code zur Erkennung, ob Request auf Grund einer Recommendation zustande kam (**Feedback**)

■ Recommendation Logfile (für präsentierte Recommendations)

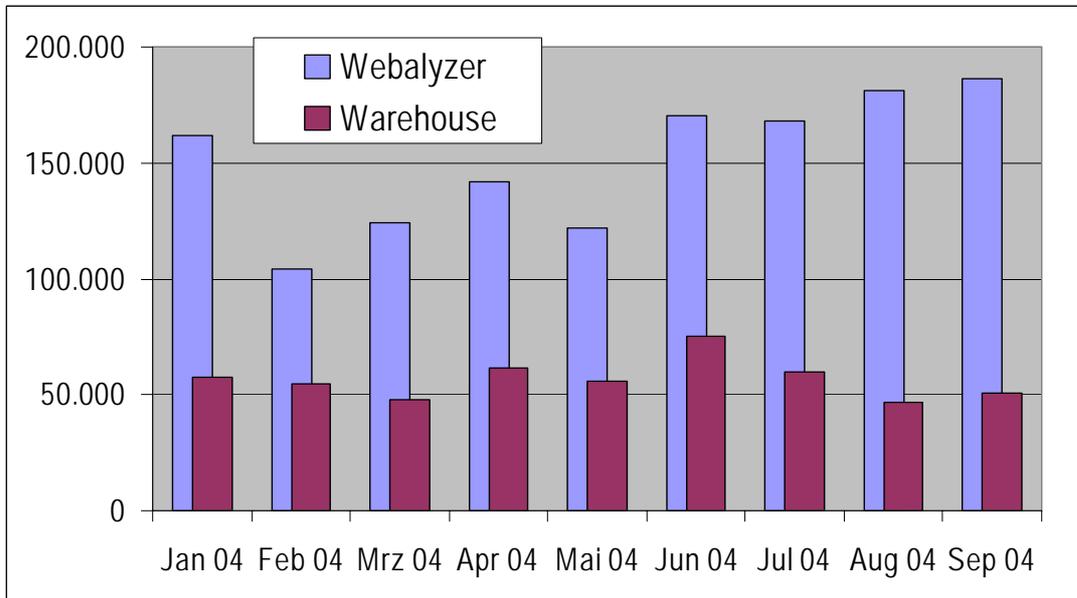
- User ID
 - Session ID
 - Session Pos
 - Date-Time
 - Recommendation
 - Rec-Position
 - Recommender
 - Rec-Strategy
- } Zuordnung zu Pageview
- empfohlene URL
 - Layoutposition der Recommendation
 - angewendeter Recommender
 - angewendete Strategie



Einfluss des Crawler-Erkennung

■ Vergleich der Pageviews mit Webalyzer-Tool

- Stetige Zunahme von Zugriffen – bedingt durch Crawler
- "Menschliche" Zugriffe relativ konstant mit zeitlichen Aspekten (Vorlesungszeit vs. Semesterferien)

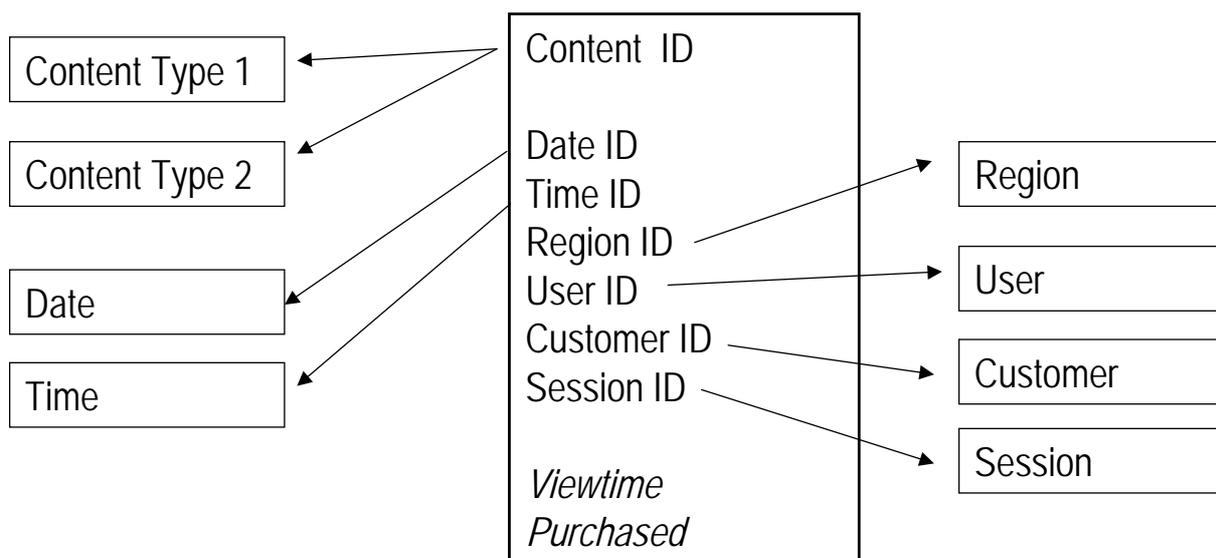


© Prof. E. Rahm

7 - 15



Pageview Faktentabelle (Ausschnitt)

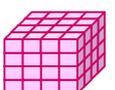


■ Dimensionen bestimmen **Kontext**

- Abhängig von Website (bzw. deren Domäne)

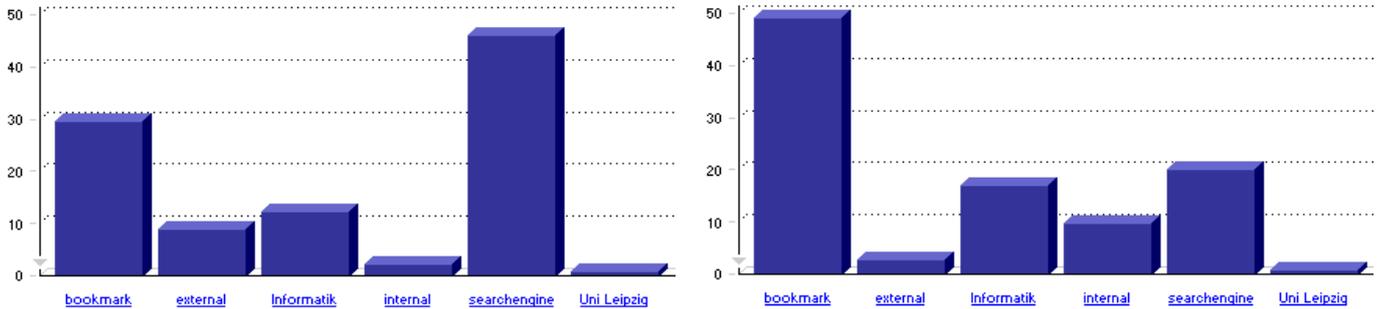
© Prof. E. Rahm

7 - 16



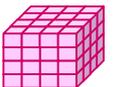
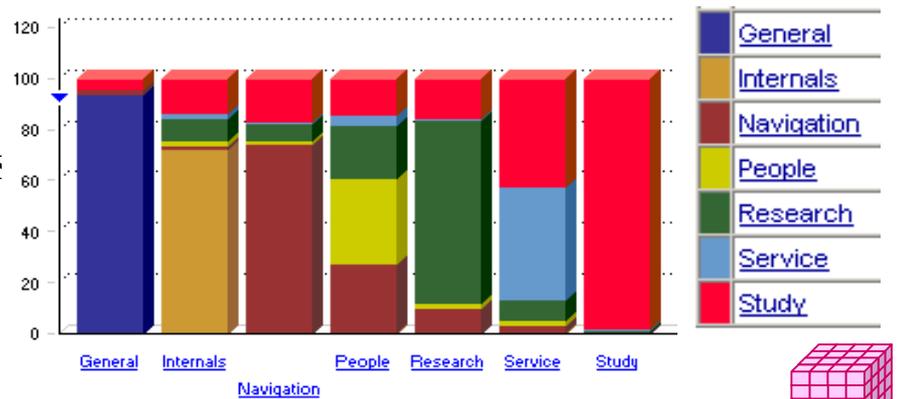
Zugriffsanalyse mit OLAP

- Verteilung der Referrer, d.h. woher kommen die Nutzer (links: neue Nutzer, rechts: wiederkehrende Nutzer)

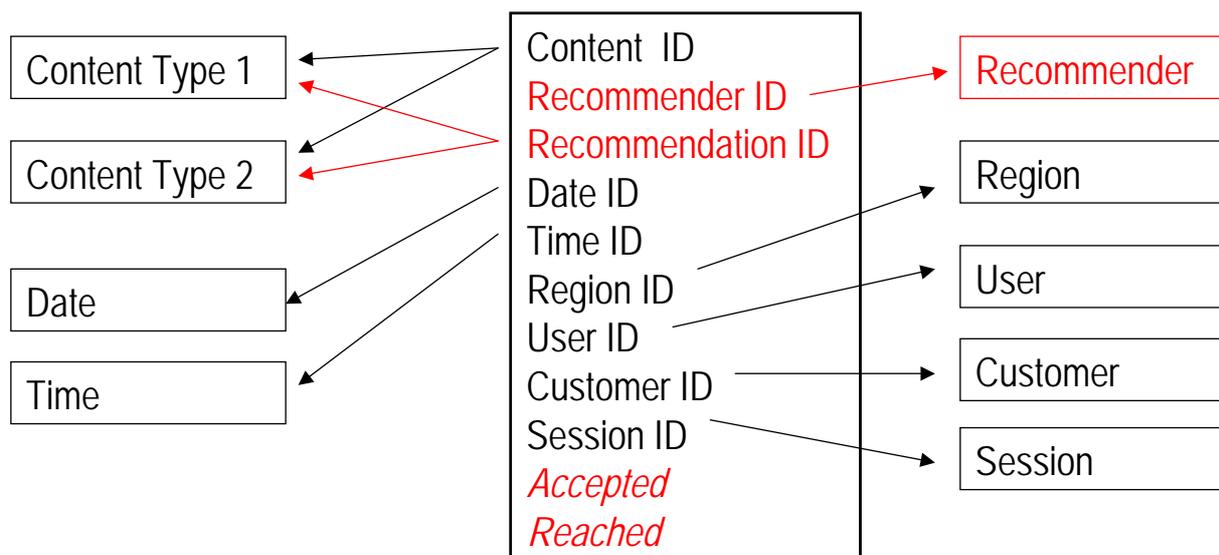


- Analyse des Navigationsverhaltens für neue Nutzer

- X-Achse: Aktuelle Seite
- Y-Achse: Verteilung der nächsten Seite

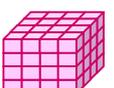


Recommendation Facttable (Ausschnitt)



- Zusätzliche Dimension Recommender

- Basiert auf Top-Level-Klassifikation



Recommender Evaluation

■ Metriken Recommendation-Qualität

- **Acceptance Rate** =
#Angeklickte Rec's / #Präsentierte Rec's
- **Session Acceptance Rate** =
Anteil der Sessions mit mind. 1 akzeptierten Recommendation
- **RecommendedPurchaseRate** =
Anteil der Sessions mit Kauf eines Produkts, für das eine Recommendation in der Sitzung akzeptiert wurde

■ Vergleichende Evaluation mit verschiedenen Dimensionen

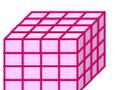
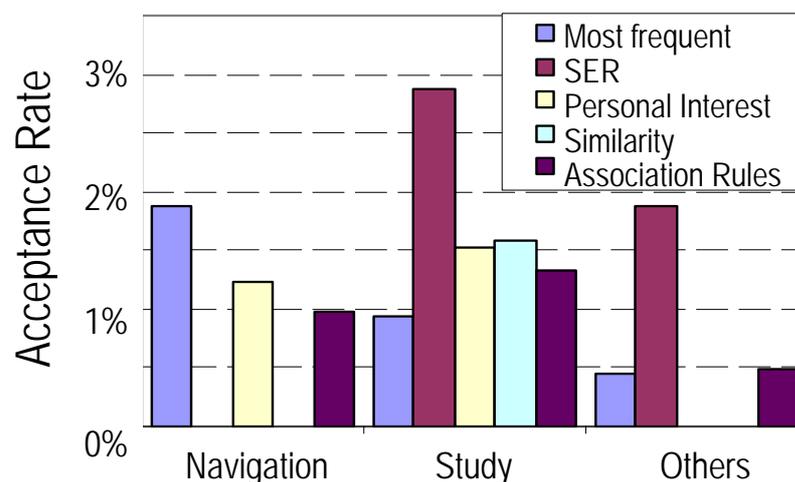
- Neue Nutzer vs. Wiederkehrende Nutzer
- Suchmaschinen- vs. Bookmark-Benutzer
- Hub-Seiten vs. Content-Seiten



Recommender Evaluation (Beispiel)

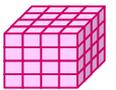
■ OLAP Evaluation u.a. für

- Manuelle Optimierung der Website
- Optimierung einzelner Recommender



Adaptive Recommender Selektion

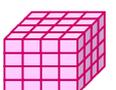
- Recommender-Qualität abhängig von vielen Einflussfaktoren
- Idee: *Wähle pro Kontext den vielversprechendsten Recommender automatisch aus basierend auf aufgezeichnetem Feedback*
- Regel-basierter Ansatz: Erweiterbare Menge von **Selektionsregeln**
 - Aufbau: *ContextPattern* \Rightarrow *Recommender* [Weight]
 - Context pattern = Kontext mit NULL-Attributen
- Beispiele
 - { *Usertype='new user' AND ContentCategory1='Navigation'* } \rightarrow 'Most frequent' [0.6]
 - { *Referrer='search engine'* } \rightarrow 'SER' [0.8]
 - { *Clienttype='university' AND Usertype='returning user'* } \rightarrow 'Personal interest' [0.4]
- **Selektionsstrategie** = Ansatz zur Bestimmung der Selektionsregeln



Erzeugen von Selektionsregeln

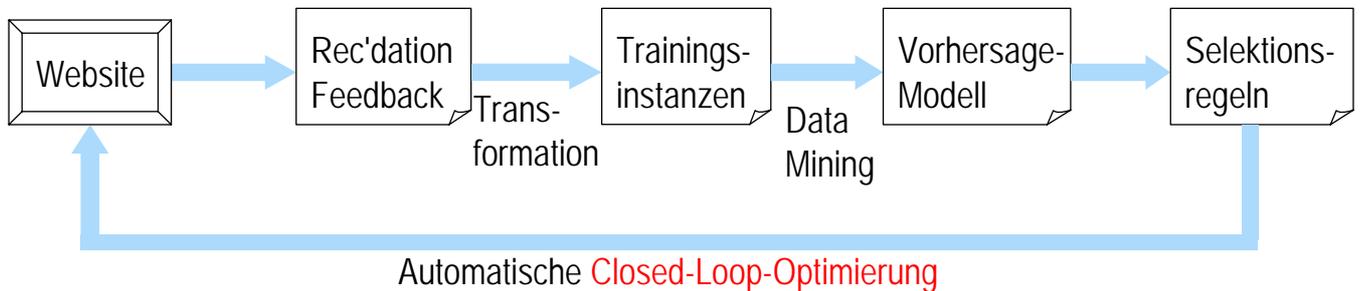
Zwei **automatische adaptive** Ansätze

- Automatische Transformation des Feedbacks in Selektionsregeln
1. Query based
CUBE-Query zur Bestimmung des Recommenders mit höchster Acceptance Rate (=Weight) pro Context Pattern
 2. Machine Learning
 3. Random
 - Alle Recommender erhalten Feedback
 - Vergleichsstrategie bei Evaluation
 4. Manual
 - Manuell erstellte Regeln (nach OLAP Analyse)

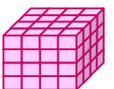


Machine-Learning-Ansatz

- Selektion als Klassifikations/Vorhersage-Problem interpretieren
- Data-Mining-Algorithmen anwendbar, um Selektionsregeln zu berechnen

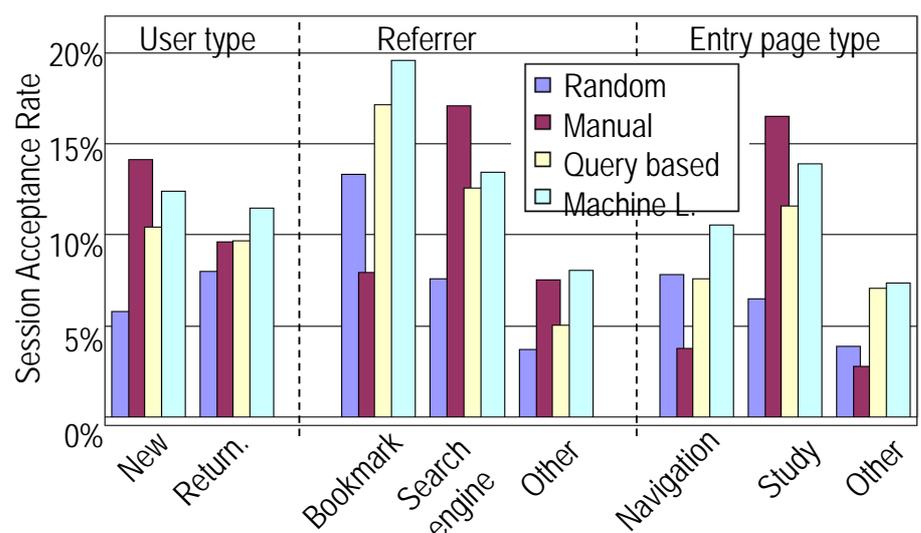


- Vollautomatisch, u.a. auch die Berechnung der Trainingsinstanzen
- Entscheidungsbaum-Verfahren (J48)
 - Pfad von Wurzel zu Blatt ist Context Pattern
 - Blatt-Knoten ist Recommender

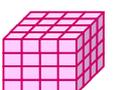


Evaluation (Beispiel)

- Paralleler Test aller Strategien

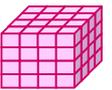


- Ergebnisse:
 - Am besten: Machine L. oder Manual
 - Machine L. stets besser als query-basiert



Evaluation: Interpretation

- **Manuelle Strategie (5 Regeln)**
 - Hintergrundwissen fließt mit ein
 - Sehr gut für "Hauptnutzergruppen"
- **Query-basierte Strategie (~ 2000 Regeln)**
 - Behandelt alle Attribute gleichwertig
 - Auswahl daher z.T. basierend auf irrelevanten Attributen
- **Machine-Learning-Strategie**
 - Wichtet die Attribute gemäß ihrer Relevanz



Ergebnisse www.softunity.com

- **Kaufverhalten bezüglich Empfehlungen**
 - 3,4 % aller gekauften Produkte waren Empfehlungen
 - 3,0 % sofort nach Anzeige der Empfehlung gekauft
- **Customer Conversion Rate**
 - Im Durchschnitt auf der Webseite: 2,1 %
 - Bei den Benutzern, die eine Empfehlung akzeptiert haben: 8,6 %



Zusammenfassung

- **Analyse von Website-Zugriffen stellt hohe Anforderungen**
 - große Datenmengen, Skalierbarkeit
 - flexible Kombination von Log-Daten mit weiteren Datenquellen
 - Business-orientierte Bewertungen erfordern Kundenzuordnung und fachlichen Bezug
- **Einsatz eines Data Warehouse, OLAP- und Data-Mining-Verfahren**
 - Großteil der Arbeit liegt in der Datentransformation
 - Eliminieren von Roboter-Zugriffen, Benutzer-Identifikation, Session-Identifikation
- **AWESOME: automatische Bestimmung von Recommendations auf Basis von Akzeptanz-Feedback**
 - Closed-Loop-Optimierung zur Minimierung manueller Festlegungen / Administrationsaufwand, v.a. bei großen Websites
 - Erweiterbarkeit durch modulare Recommender-Bibliothek
 - Dynamische Auswahl des Recommenders verbessert Qualität der Recommendations
 - Automatische und adaptive Regelerzeugung (Entscheidungsbaum) hat vergleichbare Qualität wie manuelle Regeln

