Personalisierung

Ziel: Auflösen der inhärenten Ambiguität von Suche

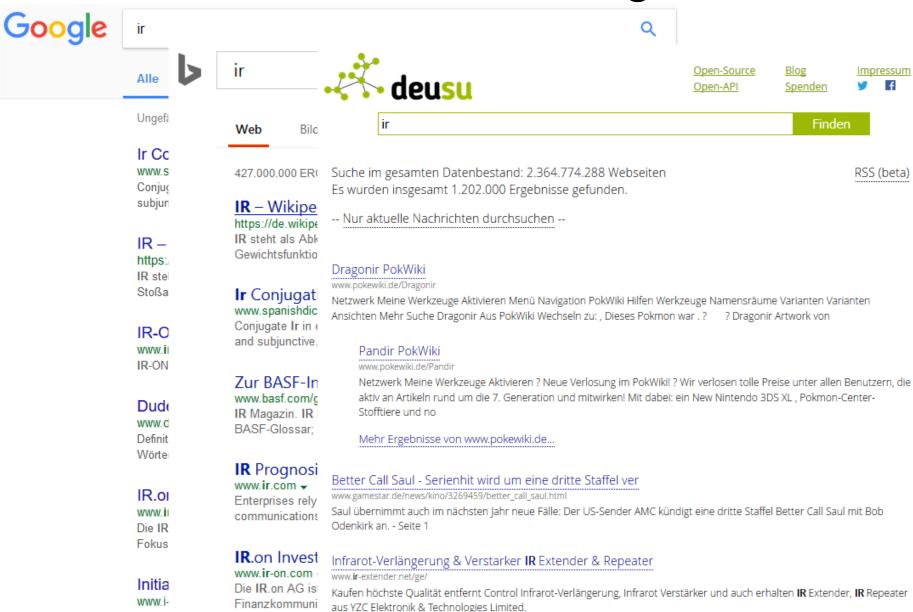
Beispiel 1: Suche nach "IR" könnte liefern

- Ingersoll-Rand Company
- Webseiten in Arabisch aus dem Iran (*.ir)
- Infrarotlicht
- Interregio (Deutsche Bahn)
- Iridium
- Israel Railways
- Information Retrieval

• ...

Universität Trier

Ziel: Auflösen der inhärenten Ambiguität von Suche



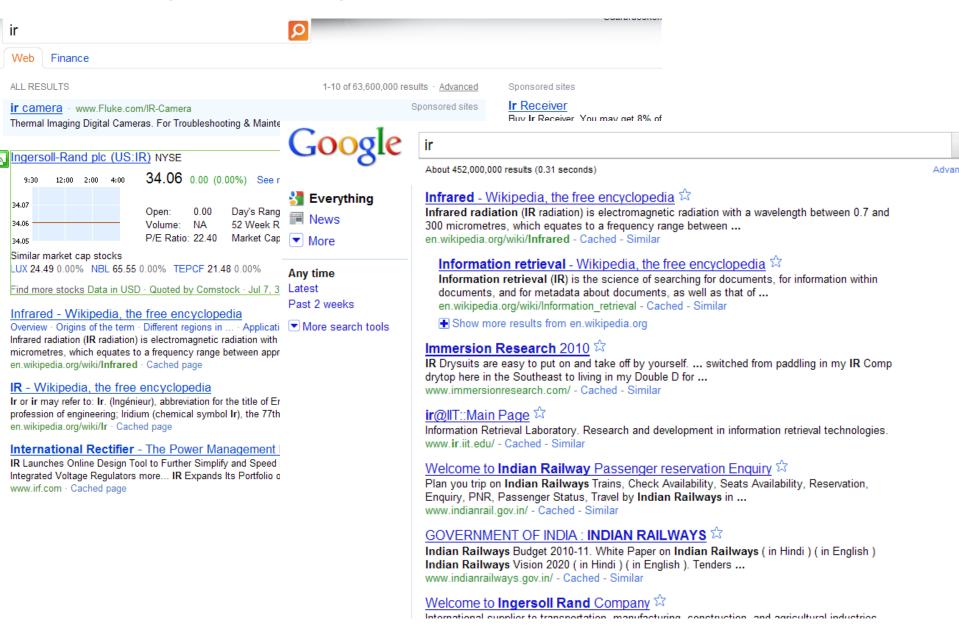
Billigflüge mit Ryanair ab 19 - Low-Cost Flugtickets - B

Die Re Rhein

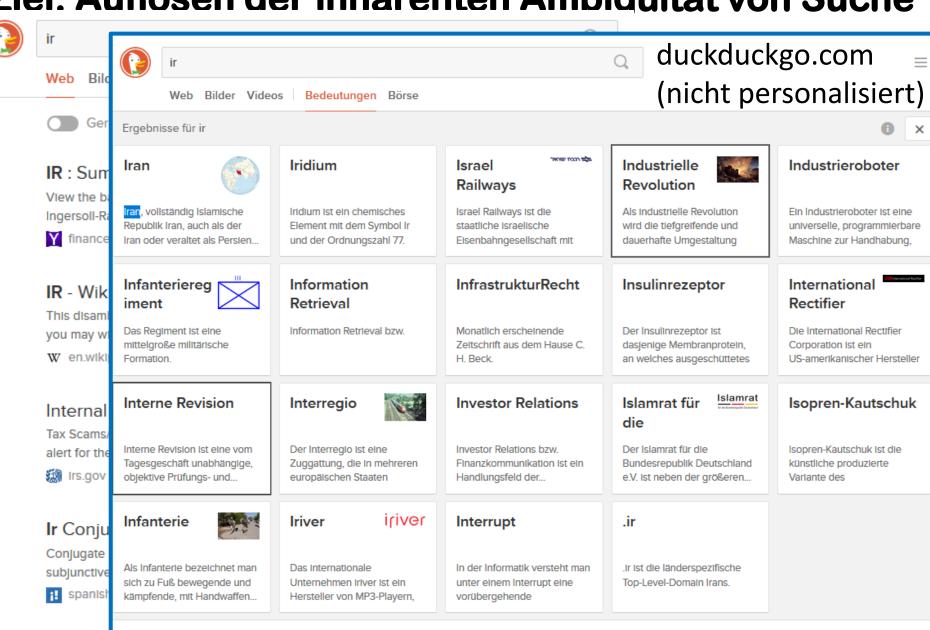
Infrared - \

Universitat mer

Zum Vergleich: Ergebnisse von 2010



Ziel: Auflösen der inhärenten Ambiquität von Suche



ir.is - lbr Siálfhoðal

Rückmeldung senden

Germany ▼

Irgendwann ▼

Ziel: Auflösen der inhärenten Ambiguität von Suche

Beispiel 2: Suche nach "Java" sollte liefern

- Programmierwerkzeuge für einen Programmierer
- FAQ-Listen für einen neuen Benutzer

Tutorials für einen Lehrer

- **Beispiel 3**: Suche nach "restaurant" sollte liefern
- Orte in Stuttgart während der Planung für BTW 17
- Orte in München während der Planung für VLDB 17
- Orte in Trier während der Arbeitszeit
- **Beispiel 4**: Suche nach "Trier" sollte liefern
- Restaurants (wenn ich vorher danach gesucht habe)
- Geschäfte, Zahnärzte, Krankenhäuser, ...

Suchergebnisse können vom aktuellen Kontext abhängen (der nicht konstant ist und sich mit der Zeit verändert)

globaler Kontext

Dimensionen von Personalisierter Suche

- Verschiedene Arten des Benutzerkontextes:
 - global: Hintergrund des Benutzers, Langzeitprofil
 - Sitzung: Menge der Anfragen mit ähnlichen Bedürfnissen
 - Anfrage: verwende letzte Anfrage & folgende Aktionen/Clicks
- Jeweils
 - nur für Suchen
 - für alle Browseraktionen (z.B. Ausdrucken, Aufnahme in Favoriten)
 - für (andere/alle) Aktionen (z.B. Schreiben einer Mail an Hotel, Kauf eines Buchs)
- Kontext kann an verschiedenen Stellen gesammelt und genutzt werden:
 - Dienstanbieter vs. Webserver vs. Lokaler Rechner
- Kontext kann auf verschiedene Weise genutzt werden:
 - Modifiziere Anfrage
 - Verändere Ranking der Ergebnisse ("reranking")

Universität Trier

8-

Einfache Personalisierung: Relevance Feedback

- Sammle Feedback des Benutzers für Anfrageergebnisse
 - Explizites Feedback (Knopf im Interface)
 - Implizites Feedback (Klicks des Benutzers)
- Generiere verbesserte Anfrage
 - Füge neue Terme hinzu
 - Lösche existierende Terme
 - Ändere Gewicht von Termen

Beispiel: Einfaches Feedback mit iGoogle

2007-2013

Web <u>Bilder Videos Maps News Shopping E-Mail Mehr</u> ▼	
Google ir Suche Enweiterte Suche Einstellungen Suche: © Das Web © Seiten auf Deutsch	
Web	
Infrarotspektroskopie – Wikipedia Die IR-Spektroskopie wird zur quantitativen Bestimmung von bekannten Substanzen, Spektroskopie im mittleren Infrarot – häufig nur als de.wikipedia.org/wiki/Infrarotspektroskopie - Im Cache - Ähnlich - 💬 🖹 🗵	e or negative r results
Infrarotstrahlung — Wikipedia Als Infrarot wird der Bereich zwischen 780 nm und 1 mm (das sind 1.000.000 nm) Umgangssprachlich wird IR-Licht oft mit Wärmestrahlung gleichgesetzt, de.wikipedia.org/wiki/Infrarotstrahlung - Im Cache - Ähnlich - P T X Weitere Ergebnisse von de.wikipedia.org »	
IR-Spektroskopie Auf dieser privaten Seite werden die Grundlagen der IR-Spektroskopie und die Technik der FTIR-Spektrometer erklärt. www.ir-spektroskopie.de/ - Im Cache - Ähnlich - P T	
Initiativkreis Ruhr - Home Die Repräsentanten der führenden Wirtschaftsunternehmen sowie des öffentlichen Lebens zwischen Rhein und Ruhr arbeiten seit 1989 zusammen,	



Beispiel: Einfaches Feedback mit iGoogle

Web

Ergebnisse beinhalten Ihre SearchWiki-Hinweise für ir. 🖶 Diese Hinweise weitergeben

Infrarot-Strahlung (R)

Infrarotstrahlung (IR-St ahlung) - auch als Wärmestrahlung bezeichnet - ist Teil der optischen Strahlung und damit Teil des elektromagnetischen Spektrums. ...

www.bis.de/de/dv/ir - im Cache - Anniich - 🎾 🛊

1 ≥ 0 - Sie sind der Erste, der dieses Ergebnis auswählt.

Infrarotspektroskopie – Wikipedia

Die IR-Spektroskopie wird zur quantitativen Bestimmung von bekannten Substanzen, ... Die Spektroskopie im mittleren Infrarot – häufig nur als ...

de.wikipedia.org/wiki/Infrarotspektroskopie - Im Cache - Ähnlich - 💬 \Lambda 🗶

<u>Infrarotstrahlung – Wikipedia</u>

Als Infrarot wird der Bereich zwischen 780 nm und 1 mm (das sind 1.000.000 nm) ... Umgangssprachlich wird IR-Licht oft mit Wärmestrahlung gleichgesetzt, ... de.wikipedia.org/wiki/Infrarotstrahlung - Im Cache - Ähnlich - P T Weitere Ergebnisse von de.wikipedia.org »

IR-Spektroskopie

Auf dieser privaten Seite werden die Grundlagen der IR-Spektroskopie und die Technik der FTIR-Spektrometer erklärt.

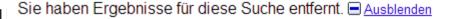
www.ir-spektroskopie.de/ - Im Cache - Ähnlich - 🤛 \Lambda 🔀

Infrared - Wikipedia, the free encyclopedia - [Diese Seite übersetzen]

Infrared (IR) radiation is electromagnetic radiation whose wavelength is longer than that of visible light (400-700 nm), but shorter than that of terahertz ... en.wikipedia.org/wiki/Infrared - Im Cache - Ähnlich - 🗇 🛪

AIM INFRAROT-MODULE GmbH

Die AIM INFRAROT-MODULE GmbH entwickelt und fertigt Infrarot-Detektoren und –Module für Thermografiesysteme. Das Hightech-Unternehmen ist weltweit als ein ... www.aim-ir.de/ - Im Cache - Ähnlich - PAIX



Feedback im Google-Interface

ir Suche

Ungefähr 457.000.000 Ergebnisse (0,23 Sekunden)

Erweiterte Suche

Markierte Ergebnisse für ir

Infrarot-Strahlung (IR) - www.bfs.de/de/uv/ir

Workshop IR - LWA2010 - Lernen, Wissen, Adaptivität. 4.-6. Oktober ..



3 Besuche - 17. Juni

Webseite des Fachgebiets Wissensverarbeitung, Fachbereich 17, Universität Kasse www.kde.cs.uni-kassel.de/conf/lwa10/ir - Im Cache

Infrarotspektroskopie – Wikipedia 🌣

Zu <u>Lage der IR-Absorptionsbanden</u> springen: IR-Spektren werden dahingehend interpretiert, dass man aus der Kurve des gemessenen IR-Spektrums die ...

Varianten - Messprinzip - IR-Spektroskopie-Techniken - Siehe auch

de.wikipedia.org/wiki/Infrarotspektroskopie - Im Cache - Ähnliche

Infrarotstrahlung – Wikipedia 🕸

Als Infrarotstrahlung (kurz IR-Strahlung, auch Ultrarotstrahlung) bezeichnet man in der Physik elektromagnetische Wellen im Spektralbereich zwischen ... de.wikipedia.org/wiki/Infrarotstrahlung - Im Cache - Ähnliche

■ Weitere Ergebnisse anzeigen von de.wikipedia.org

IR-Spektroskopie 🕸

Auf dieser privaten Seite werden die Grundlagen der IR-Spektroskopie und die Technik der FTIR-Spektrometer erklärt.

www.ir-spektroskopie.de/ - Im Cache - Ähnliche

Infrarot-Strahlung (IR) A

Infrarotstrahlung (IR-Strahlung) - auch als Wärmestrahlung bezeichnet - ist Teil der optischen Strahlung und damit Teil des elektromagnetischen Spektrums. ...

www.bfs.de/de/uv/ir - Im Cache - Ähnliche

Infrared Wikingdia the free encyclopedia 5/2 | Dioce Soite übercetzen I

iGoogle: Kollaboratives Feedback





19 Einträge gespeichert für: ir

IR Japan | 株式会社アイ・アールジャパン - [Diese Seite übersetzen]

IR活動支援のパイオニア、アイ・アールジャパンは委任状争奪戦などの有事においてはプロキ シーアドバイザー(PA)として、また、平時においては買収防衛策導入支援、... www.irjapan.net/ - vor 6 Stunden gefunden - Im Cache - Ähnlich - 🗇 🖹 🔀 6 2 ≥ 0

Infrarot-Strahlung (IR) 7 - Wiederherstellen

Infrarotstrahlung (IR-Strahlung) - auch als Wärmestrahlung bezeichnet - ist Teil der optischen Strahlung und damit Teil des elektromagnetischen Spektrums. ... www.bfs.de/de/uv/ir - Im Cache - Ähnlich - 🦃 🔻 🔻 **雨**1 図 0

Welcome to WAR LIBRARY - [Diese Seite übersetzen]

welcome to war library, you can find many books about wars in this library in persian, english and arabic

www.warlib.ir/ - Im Cache - Ähnlich - 🖃 🖹 🔀 □ 1 × 0

Time Warner: Time Warner Inc.: Investor Relations - [Diese Seite übersetzen]

Reports & SEC Filings. Financial publications, earnings information and SEC filings, including Annual Reports; 10-K, 10-Q and 8-K reports; proxy statements; ...

ir.timewarner.com/ - vor 8 Stunden gefunden - Im Cache - Ähnlich - 🗇 🖹 🔀 1 ≥ 0

اذاعة الجمهورية الاسلامية في ايران | الصفحة الرئيسية

زوروا موقع اذاعة طهران العربية على الانترنت للاطلاع على أخر الاخبار والانباء والتقارير واهم عناوين الصحف العربية والإبرانية وإحداث العالم عبر الصور arabic.irib.ir/ - vor 3 Stunden gefunden - Im Cache - Ähnlich - 💬 🖹 🔀 1 0 X 1 Kommentar

Internal Revenue Service - [Diese Seite übersetzen]

US government agency responsible for tax collection and tax law enforcement. Provides downloadable income tay forms, instructions, agency publications,



Implizites Feedback durch Clicks

Allgemeine Regeln zum Sammeln von impliziten Feedback:

- Geclickte Ergebnisse sind relevant f
 ür die Anfrage
 - Außer der Benutzer hat die Seite sofort wieder verlassen
- Nicht geclickte Ergebnisse erlauben keine Aussage
 - Benutzer könnte sie sofort als nichtrelevant erkannt haben (auf Basis des Snippets)
 - Benutzer könnte das Ergebnis bereits kennen (welches relevant oder nichtrelevant sein könnte)
 - Benutzer könnte das Ergebnis überhaupt nicht angesehen haben (andere Ergebnisse waren ausreichend)



Verbessertes implizites Feedback

Ergänze Überwachungsfunktionen im Browser, um Benutzerverhalten zu beobachten:

- Wie lange bleibt ein Benutzer auf einer Seite
- Wohin scrollt er, welche Bereiche sieht er wie lange an
- Mausbewegungen, z.B. über Textstellen
- Mausclicks
- Geclickte Links
- ⇒ Erlaubt eine bessere Schätzung der Relevanz

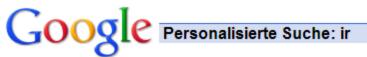
iGoogle: Logging von Suchen und Clicks (2010)

Webprotokoll für ralf.schenkel@gmail.com

Gesamtes Protokoll	Heute	
<u>Web</u>	11:12	Gesucht nach google search personalization - E 3 Ergebnisse angezeigt
<u>Bilder</u>		☆ Google Ramps Up Personalized Search - searchengineland.com
<u>News</u>		The Future of Google's Search Personalization - Search searchenginewatch.com
<u>Produkte</u>		☆ Google Web History and Search Personalization - googletutor.com
Anzeigen		Section 1 is a section 1 or contained and googletate



Context-basierte Suche auf Google (2010)



Wenn möglich, passt Google Ihre Suchergebnisse anhand des Standortes und/oder Ihrer aktuellen Suchvorgänge an. Wenn Sie in Ihrem Google-Konto angemeldet sind, erhalten Sie außerdem begierend auf Ihrem Suchverlauf meier nech releventere und nützlichere Ergebnisse.

Die folgenden Informationen wurden verwendet, um Ihre Suchergebnisse für ir zu verbessern:

Webprotokoll Ein oder mehrere Elemente in Ihrem Webprotokoll wurden zur Verbesserung der Suchergebnisse verwendet.

Webprotokoll verwalten

Webprotokoll aus meinem Google-Konto entfernen

Wenn Sie neugierig sind, können Sie sich anschauen, wie eine Suche nach ir ohne Anpassungen aussieht.

Der Link 'Weitere Details' auf der Suchergebnisseite kann verwendet werden, um diese Seite für etwa 30 Minuten anzuzeigen. Danach wird diese Seite nicht länger angezeigt.

Markierte Ergebnisse für ir

Infrarot-Strahlung (IR) - www.bfs.de/de/uv/ir

Infrarotspektroskopie – Wikipedia 🌣

Zu <u>Lage der IR-Absorptionsbanden</u> springen: IR-Spektren werden dahingehend interpretiert, dass man aus der Kurve des gemessenen IR-Spektrums die ...

Varianten - Messprinzip - IR-Spektroskopie-Techniken - Siehe auch

de.wikipedia.org/wiki/Infrarotspektroskopie - Im Cache - Ähnliche

Infrarotstrahlung – Wikipedia 🌣

Als Infrarotstrahlung (kurz IR-Strahlung, auch Ultrarotstrahlung) bezeichnet man in der Physik elektromagnetische Wellen im Spektralbereich zwischen ...

de.wikipedia.org/wiki/Infrarotstrahlung - Im Cache - Ähnliche

★ Weitere Ergebnisse anzeigen von de.wikipedia.org

Persönliches Google Web-Protokoll (2010)

Web History for ralf.schenkel@gmail.com

Web History

Web

Images

News

Products

Sponsored Links

Video

<u>Maps</u>

Blogs

Books

Pause

Remove items

Trends

Bookmarks

Show trends for: Last 7 days | Last 30 days | Last year | All time

Top queries

- 1. vldb 2010
- 2. sigir 2010
- 3. icde 2010
- 4. dblp ralf schenkel
- cikm 2010
- 6. ecir 2010
- 7. ralf schenkel
- 8. wise 2010
- 9, trec
- 10. sigmod 2010

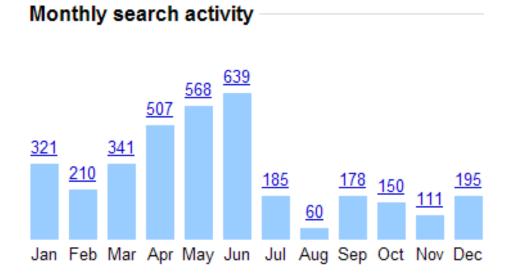
Top sites

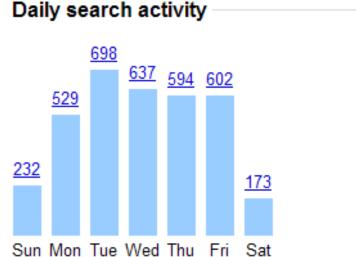
- 1. www.informatik.uni-trier.de
- 2. de.wikipedia.org
- 3. en.wikipedia.org
- 4. www.amazon.de
- portal.acm.org
- 6. www.vldb2010.org
- 7. citeseerx.ist.psu.edu
- 8. www.mpi-inf.mpq.de
- 9. hadoop.apache.org
- 10. www.mail-archive.com

Top clicks

- 1. DBLP: Ralf Schenkel
- 2. VLDB2010 Spore: Conferen-
- 3. home [ACM SIGIR 2010]
- 4. ICDE 2010
- ECIR 2010 | The Annual Euro
- The 19th ACM International (
- 7. The 11th Internation Conferer
- 8. Text REtrieval Conference (T
- The 2010 ACM SIGMOD/PO
- 10. INEX 2010

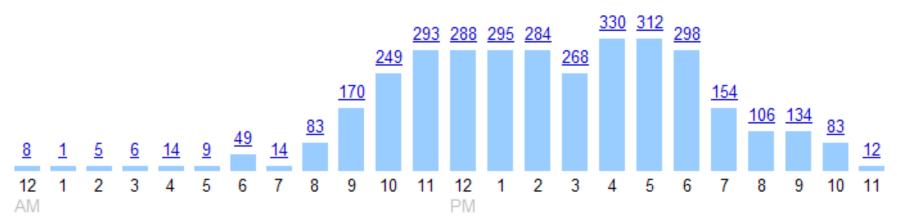
Persönliches Google Web-Protokoll (2010)





8-18

Hourly search activity



Universitat Irier

Suche in persönlichen Protokollen (2010)



vldb

Search History

Search the Web

Your web history is

Web History for ralf.schenkel@gmail.com

All History

<u>Web</u>

<u>Images</u>

<u>News</u>

Products

Sponsored Links

<u>Video</u>

<u>Maps</u>

<u>Blogs</u>

<u>Books</u>

Pause

Remove items

Trends

Bookmarks

Search results 1 - 25 of 119 for vldb - Browse all history

☆ VLDB2010 Spore: Conference Overview - vldb2010.org - Dec 23 - Viewed 25 times

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application deve

Searched for vIdb 2010 - Viewed 2 results

VLDB2010 Spore: Conference Overview - www.vldb2010.org/ - Jun 30 - Viewed 25 times

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application

C VLDB2010 Spore: Accepted Papers - vldb2010.org - Jun 30

VLDB 2010, 36th International Conference on Very Large Data Bases Singapore: 13 to 17 Sept 2010, Grand Copthorne Waterfro

Searched for vIdb 2010 - Viewed 1 result

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application

Searched for vIdb 2010 - Viewed 1 result

VLDB2010 Spore: Conference Overview - www.vldb2010.org/ - Jun 16 - Viewed 25 times

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application

Searched for vIdb 2011 - Tiewed 1 result

★ VLDB 2011 - vldb.org - Jun 14

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application

Searched for vIdb 2010 - Tiewed 1 result

VLDB2010 Spore: Conference Overview - www.vldb2010.org/ - Jun 14 - Viewed 25 times

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application

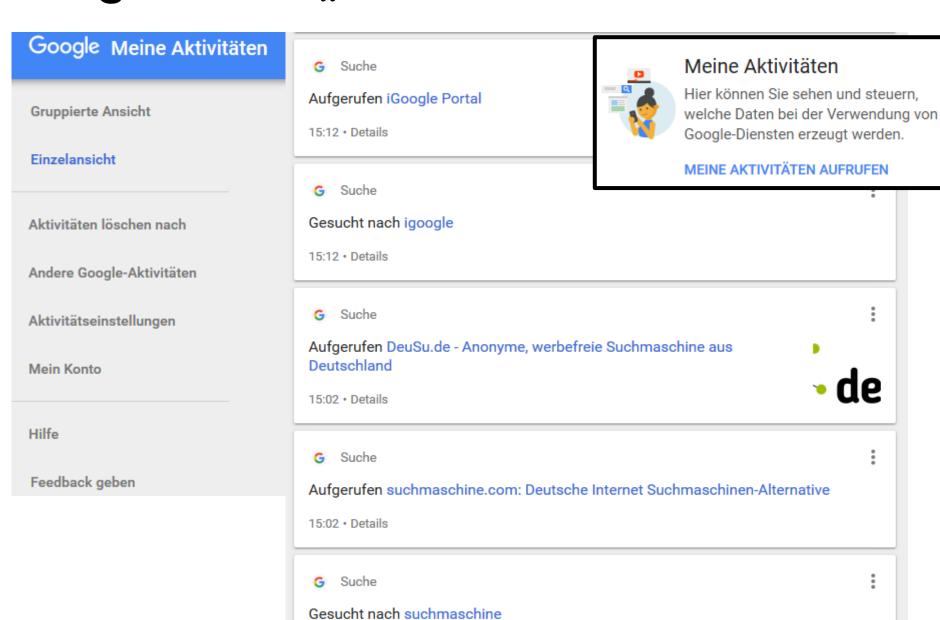
Searched for vIdb 2010 - - Viewed 1 result

VLDB2010 Spore: Conference Overview - www.vldb2010.org/ - Jun 12 - Viewed 25 times

VLDB is a premier annual international forum for data management and database researchers, vendors, practitioners, application

Google heute: "Meine Aktivitäten"

15:02 • Details



Universität Trier

Standard RF: Rocchios Methode (1971)

- Ziel: Finde Anfrage, die kleinen Abstand zu relevanten Dokumenten und großen Abstand zu nichtrelevanten Dokumenten hat
- Berechne Rocchio-Gewichte [1971] für jeden Term (auch genutzt als Gewichte in der Anfrage):

$$w(t) = \alpha \cdot q(t) + \beta \frac{r_t}{R} - \gamma \frac{n_t}{N}$$

dabei sind

q(t) Gewicht von Term t in der Anfrage

 r_t Anzahl relevanter Ergebnisse mit Term t

R Anzahl relevanter Ergebnisse

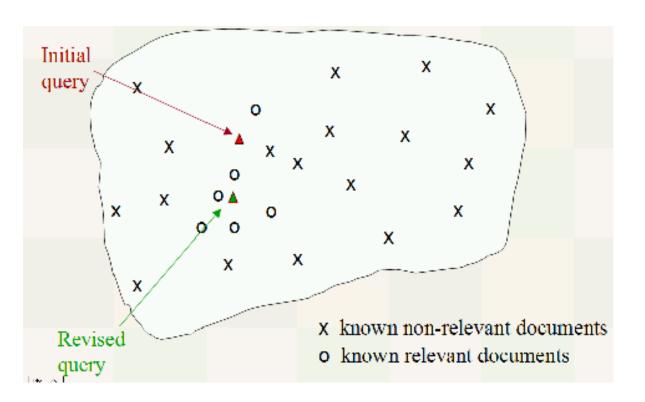
 n_t Anzahl nichtrelevanter Ergebnisse mit Term t

N Anzahl nichtrelevanter Ergebnisse

Praktisch: Wähle Terme mit positivem Gewicht oder *n* Terme mit höchstem Gewicht als neue (modifizierte/expandierte) Anfrage
Universität Trier

Standard RF: Rocchios Methode (1971)

Feedback verschiebt den Anfragevektor hin zu dem Centroid der relevanten Dokumente und weg vom Centroid der nichtrelevanten Dokumente



https://nlp.stanford.edu/IR-book/html/htmledition/the-rocchio71

Parameterwahl oft $\alpha > \beta > \gamma$

Universität Trier

Einfacher Einsatz von Feedback: Promoting

- Idee: Verschiebe Ergebnisse mit positivem Feedback nach oben
- Lokal für jeden Benutzer einzeln:
 - Speichere Feedback für jeden Benutzer (z.B. Clicks auf Ergebnisse)
 - Verschiebe Ergebnisse mit Feedback nach oben, wenn Anfrage wiederkommt (ungefähr 30% der Anfragen [Dou, WWW07])
 - Nutzt Gewohnheiten der Benutzer aus: "wetter" -> immer wetter.de, wetter.com, ...
- Global für alle Benutzer:
 - Sammle Feedback für (häufige) Anfragen
 - Verschiebe Ergebnisse mit Feedback der "meisten" Benutzer nach oben
 - Funktioniert nicht gut für Anfragen mit unklarer Bedeutung
- ⇒ Ansatz basiert ausschließlich auf Reranking, Anfrage bleibt unverändert

Universität Trier
8-2

Benutzerprofile

- Ziel: Konstruiere eine Zusammenfassung der Interessen eines Benutzers
 - Aus den bisherigen Anfragen
 - Aus den bisher zugegriffenen Seiten
 - Aus den Dokumente, den Mails, etc. (optional, z.B. bei Desktop-Suche)

Grundsätzlicher Ansatz:

- Betrachte f
 ür jede Seite p ihren Termvektor t(p)
- Berechne für die Menge der angesehenen Seiten B den mittleren Termvektor t(B):

$$t(B) = \frac{1}{|B|} \sum_{p \in B} t(p)$$

Persistente vs. Sitzungsprofile

- Langzeitinteressen des Benutzers können sich von seinen Interessen in der aktuellen Sitzung unterscheiden (Beispiel: Kauf eines Geschenks)
- ◆ ⇒ Verwalte zwei Profile: persistentes Langzeit-Profil und Sitzungsprofil

Sitzungsprofil:

- Betrachte nur die Seiten, auf die in der aktuellen Sitzung zugegriffen wurde
- Sitzungsgrenze durch Zeit (z.B. letzte 10 Minuten) oder inhaltliche Kohärenz (Suchen/Seiten aus dem gleichen Themengebiet)

Persistentes Langzeit-Profil:

- Betrachte alle Seiten, auf die der Benutzer jemals zugegriffen hat
- Geringeres Gewicht für alte Seiten (typisch: exponentieller Abfall)

Profil ist Mischung von Sitzungsprofil und Langzeitprofil

Universität Trier
8-25

Personalisierung mit Benutzerprofilen

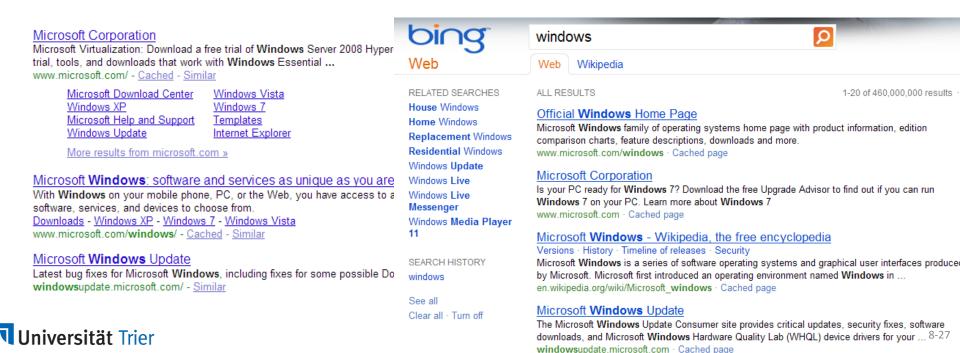
Reranking der Suchergebnisse basierend auf Übereinstimmung mit dem Profil:

- Berechne vollständige Ergebnismenge R für die Anfrage
- Berechne für jedes Ergebnis p seine Ähnlichkeit mit dem Profilvektor (z.B. Cosinus-Ähnlichkeit)
- Sortiere Ergebnisse nach absteigender Ähnlichkeit

Problem beim Reranking: Ähnliche Ergebnisse

- Reranking kann nicht funktionieren, wenn alle Ergebnisse ähnlich sind (und nicht relevant für die Anfrage)
- Beispiel:
 - Anfrage: windows (wie die Dinger in Häusern)
 - Ergebnisse: nur über das Betriebssystem

Ziel: Diversifizierung der Anfrageergebnisse



Generierung diversifizierter Ergebnisse

- Neue Komponente im Scoring: Unähnlichkeit zu bisherigen Ergebnissen
- Unähnlichkeit: z.B. großer Winkel zwischen Vektoren, großer Unterschied der Sprachmodelle, etc.
- Ansatz zur Ergebnisberechnung für eine Anfrage:
 - Berechne die besten K Ergebnisse (K groß, z.B. 1000)
 - Initialisiere Ergebnismenge R mit besten Ergebnis
 - Wiederhole, bis gewünschte Ergebnisanzahl bestimmt ist:
 - Bestimme mittleren Vektor r der Ergebnisse in R
 - Wähle aus allen noch nicht gelieferten Ergebnissen das aus, dessen (gewichtete) Summe aus Anfragescore und Unähnlichkeit zu r maximal ist
- Führt zur Bestrafung wiederholter und sehr ähnlicher Ergebnisse, spült neue Aspekte der Anfrage nach oben

Universität Trier

8

Beispiel: Maximale Marginale Relevanz (MMR)

Das nächste zurückzugebende Dokument d_i soll möglichst relevant zur Anfrage q sein, aber auch verschieden zu den bislang zurückgegebenen Dokumenten d_1, \dots, d_{i-1}

$$d_i \coloneqq argmax_{d \in D}(\lambda sim(q, d) - (1 - \lambda) \max_{d_i, 1 \le j < i} sim(d_i, d_j))$$

mit Dokumentmenge D, Tuning-Parameter λ und Ähnlichkeitsmaß sim.

Beispiel:

Ergebnisliste nach Güte Finale Ergebnisse $sim(q,d_1) = 0,9 \\ sim(q,d_2) = 0,8 \\ sim(q,d_3) = 0,7 \\ sim(q,d_4) = 0,6 \\ sim(q,d_5) = 0,5$ Finale Ergebnisse $mmr(q,d_1) = 0,45 \\ mmr(q,d_3) = 0,35 \\ mmr(q,d_3) = 0,35 \\ mmr(q,d_5) = 0,25 \\ mmr(q,d_4) = -0,10 \\ mmr(q,d_4) = -0,20$

Beispiel: diversifizierte Ergebnisse

Windows | Offizielle Website für Windows 10 und Windows-Geräte https://www.microsoft.com/de-de/windows ▼

Standard-Ranking: Sehr ähnliche Dokumente

Windows | Official Site For Microsoft Windows 10 OS, laptops, PCs ... https://www.microsoft.com/en-us/windows/ ▼ Diese Seite übersetzen

Windows 10 Anniversary Update Features | See What's New | Microsoft https://www.microsoft.com/en-us/windows/features ▼ Diese Seite übersetzen

Windows Central | News, Forums, Reviews, Help for Windows Phone www.windowscentral.com/ ▼ Diese Seite übersetzen

Windows - Microsoft Store Deutschland

https://www.microsoftstore.com/store/msde/de_DE/.../Windows/categoryID.70039300 ▼

Microsoft Windows - Wikipedia

https://de.wikipedia.org/wiki/Microsoft_Windows •

Beispiel: diversifizierte Ergebnisse

Windows | Offizielle Website für Windows 10 und Windows-Geräte https://www.microsoft.com/de-de/windows ▼

Diversifiziertes Ranking

Windows | Official Site For Microsoft Windows 10 OS, laptops, PCs ...

https://www.microsoft.com/en-us/windows/ ▼ Diese Seite übersetzen

Download iCloud for Windows - Apple Support
https://support.apple.com/en-us/HT204283 ▼ Diese Seite übersetzen

1283 ▼ Diese Seite übersetzen https://www.andersenwindows.com/

GitHub Desktop - Simple collaboration from your desktop Windows Central | News, Forums, Reviews, Help for Windows Phone sktop.github.com/ ▼ Diese Seite übersetzen

www.windowscentral.com/ ▼ Diese Seite übersetzen

Windows - Microsoft Store Deutschland

Download Slack for Windows | Slack

https://slack.com/downloads/windows ▼ Diese Seite übersetzen

https://www.microsoftstore.com/store/msde/de DE/.../Windows/categoryID.70039300 v

Microsoft Windows - Wikipedia

Get started with Docker for Will https://docs.docker.com/docker-for-wir

Andersen Windows & Doors

https://de.wikipedia.org/wiki/Microsoft Windows v

Weiterer Diversifizierungsansatz: Querylogs

- Nutze Information aus Anfragelogs über Sequenzen von Anfragen
- Grund für Folgeanfrage könnte sein, dass Ergebnisse der Ursprungsanfrage nicht nützlich waren
- Beispiel:

```
windows \rightarrow house windows \rightarrow vinyl windows
```

- \rightarrow windows xp \rightarrow windows vista
- Ansatz:

Um K Ergebnisse für Anfrage q zu erhalten, mische top-K/(m+1) Ergebnisse für q mit top-K/(m+1) Ergebnissen der m Anfragen, die im Log am häufigsten auf q folgen bzw. die am verschiedensten zu q sind

Searches related to: windows

windows azure

house windows

windows live

windows vista

windows xp

windows 7

home windows

windows media player

Universität Trier

Personalisierung

Empfehlungen

Um was geht es bei Empfehlungen?

Input: Gesammelte Daten über das Verhalten von Benutzern

- Items (Bücher, DVDs, Webseiten, Publikationen,...) angesehen
- Items (Bücher, DVDs, CDs, Publikationen,...) gekauft
- Items (Bücher, Filme, Hotels,...) bewertet
- Webseiten in Bookmarks aufgenommen
- Suchen und geclickte Suchergebnisse
- Sequenz von Aktivitäten (Surfen, Suchen, ...)
- Mails, Dokumente etc. gelesen und geschrieben
- Profile in Sozialen Netzen (auch Kontakte)
- ⇒ Aufbau ausführlicher *Benutzermodelle*

Universität Trier

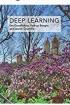
Um was geht es bei Empfehlungen?

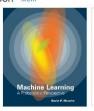
Output: Items, für die sich der Benutzer möglicherweise interessieren könnte

- Items (Bücher, Hotels, Filme,...) zum Kaufen/Ansehen/Besuchen
- Webseiten zum Besuchen
- Verbesserte Suchergebnisse
- Mögliche Anfrageerweiterungen und -verfeinerungen
- Leute, die man in Sozialen Netzen kontaktieren könnte











Ralf, machen Sie Ihre Reise nach München zu einem Abenteuer!

Andere Gäste haben ihre Reise verlängert und Salzburg, Wien, Berlin und Prag besucht

Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: EUR 37.50 Beides in den Einkaufswagen

i Einer der beiden Artikel ist schneller versandfertig. Details anzeigen

☑ Dieser Artikel: 6 Stück Franziskaner Weissbier Gläser 0.5 EUR 16.50

✓ 6 Stück Franziskaner Weissbier Gläser 0.3I EUR 21.00

Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch



Franziskaner Perfect Draft Weizenbier Mehrweg (1 x EUR 23,32 (EUR 3,89 / I)



Kesper 68215 Brez'n Ständer, 6-armig, Höhe 35 EUR 8.99 Prime



Philips HD3620/25 Perfect Draft Bierzapfanlage (Metallfässer 6 Liter) **全全全** 297

EUR 181.69 **/Prime**



infactory 24 festliche Strohsterne für den ** * * * * * * 63 EUR 7.45 Prime

MEISTGELESENE ARTIKEL

- Adolf Hitler
 - "Ruhig abwarten!"
 - 342.423 Aufrufe
 - USA und China
 - Kriegsgefahr im Pazifik
 - 244.881 Aufrufe

Trump entlässt kommissarische Justizministerin

112.794 Aufrufe



Drei orthogonale Ansätze

Collaboratives Filtering ("nächste Nachbarn"):

Benutzer A mag/kauft/... Item X Benutzer B könnte (Modell von) Benutzer B ähnlich zu (Modell von) Benutzer A

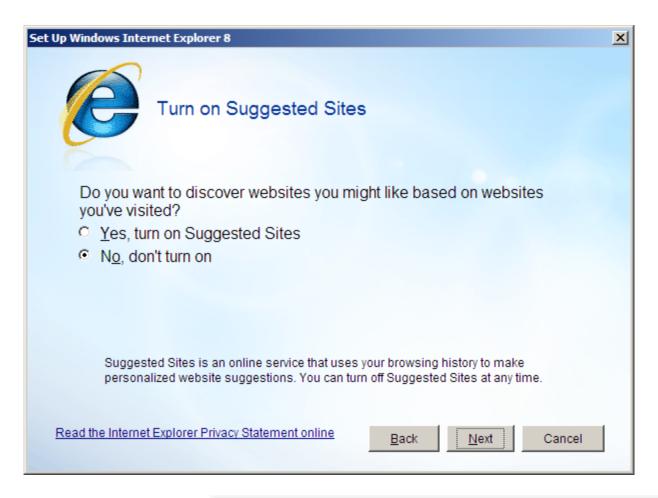
Content-based Filtering (Item-Fokus)

Benutzer A mag/kauft/.. Item X Benutzer A könnte Item X ähnlich zu Item Y Item Y mögen

Statischer Ansatz: Viele Leute kaufen X

Universität Trier

Beispiel 1: Vorschlagen von Webseiten







Beispiel 1: Vorschlagen von Webseiten

Vorgeschlagene Sites

Personen, die Folgendes angesehen haben Mochten auch

Kompetenzzentrum Informatik der Universität des Saarlandes

Aktuelle News && Events — ZBI

Umzug der Zentrums für Bioinformatik. Ab 01. Dezember ist das Zentrum für Bioinformatik mit Geschäftsführung sowie Prüfungsamt in einem eigenen Gebäude zu finden: Gebäude E ...

http://www.zbi.uni-saarland.de

🥑 E-Government-Akademie des IFIB - Institut für Informationsmanagement ...

Die vom Institut für Informationsmanagement Bremen (ifib) organisierte E-Government-Akademie veranstaltet Seminare u Workshops für Entscheider und Gestalter. Wir schlagen die ...

http://www.egovernment-akademie.de/academy/content/sections/

Forwiss Index

Develops knowledge-based systems on the basis of mathematical models. Features current and completed projects and contact information.

http://www.forwiss.uni-passau.de

Weitere Vorschläge anzeigen

⇒ Sehr simples collaboratives Filtering ohne explizites Benutzermodell ("wer A clickt, clickt auch B")



Beispiel 2: Produktempfehlungen





Mehr zu entdecken

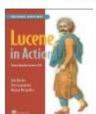
Sie haben sich angesehen:



<u>Building Search Applications: Lucene...</u> Taschenbuch von Manu Konchady **EUR 31.89**

Verwandte Artikel entdecken

Ihnen könnten diese Artikel gefallen:



Lucene in Action Taschenbuch von Erik Hatcher, Otis...
EUR 30,95



Hibernate Search in Action Tasche Bernard... EUR 33,95

⇒ Statisch und item-basiertes Filtering (aber: Inhalt der Bücher wird nicht berücksichtigt)

Beispiel 2: Produktempfehlungen



More to Explore

As someone who's browsed lenses, you may be interested in checking out bestselling digital SLR lenses from Amazon.com.



Canon EF-S 55-250mm f/4.0-5.6 IS Telephoto Zoom Lens for Canon Digital SLR Cameras



Canon EF 50mm f/1.8 II Camera Lens



Nikon 50mm f/1.8D AF Nikkor Lens for Nikon Digital SLR



Nikon 55-200mm f/4-5.6G ED IF AF-S DX VR [Vibration

Canon EF 75-300mm f/4-5.6 III Telephoto Zoom Lens for Canon SLR Cameras

Other products by Canon | See collection

4.1 out of 5 stars See all reviews (140 customer reviews) | More about this product

List Price: \$199.99

Price: \$155.00 & this item ships for FREE with Super Saver Shipping. Details

You Save: \$44.99 (22%)

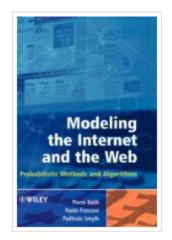
Special Offers Available

In Stock.

We are not able to ship this item to your default shipping address. Ships from and sold by Amazon.com. Gift-wrap available.

18 new 19 used from \$125.00 8 refurbished from \$129.90

Beispiel 3: Buchempfehlungen



Modeling the Internet and the Web: Probabilistic Methods and Algo

by Pierre Baldi

Members	Reviews	Popularity	Ave
10	None	439,588	

▼ Book information

Modeling the Internet and the Web: Probabilistic Methods and Algorithms

by Pierre Baldi

Wiley (2003), Hardcover, 285 pages

LibraryThing recommendations

- 1. Web Metrics: Proven Methods for Measuring Web Site Success by Jim Sterne
- Differentiated services for the Internet by Kalevi Kilkki
- Internet Measurement: Infrastructure, Traffic and Applications by Mark Crovella
- 4. Designing Campus Networks by Terri Quinn-Andry
- 5. True Names: And the Opening of the Cyberspace Frontier by Vernor Vinge

- 6. Me++: The Cyborg Self and the Networked City by Wil
- What Just Happened: A Chronicle from the Information Gleick
- 8. The Digital Sublime: Myth, Power, and Cyberspace by
- 24 Hours in Cyberspace: Painting on the Walls of the I Photographed on One Day by 150 of the World's Lead
- 10. Crypto Anarchy, Cyberstates, and Pirate Utopias by Pe

LibraryThing Recommendations

304 recommendations - page [1] | 2 | 3 | 4

1. Machine Learning by Thomas Mitchell

169 copies. 1 reviews. Average rating 4.08.

No thanks! | Why? (close why) Recommendation based on:

Artificial Intelligence: A Modern Approach by Stuart J. Russell

Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition (Morgan Kaufmann Series in Data Management by Ian H. Witten

An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods by Nello Cristianini

All of Statistics: A Concise Course in Statistical Inference (Springer Texts in Statistics) by Larry Wasserman



Collaboratives Filtering

- Wir betrachten n Benutzer U, m Items I.
- Wir modellieren die *Benutzer-Item-Relation* als n x m Matrix V:
- V={0,1}^{nxm}: Binäre *Einkaufsmatrix*
- V=[min,max]^{nxm}: quantifizierte *Präferenzmatrix*
- Beide sind sehr dünn besetzt, die meisten Einträge sind 0!
- (Librarything@2010: 1,000,000 Benutzer, 52 Millionen Bücher, weniger als 200 Bücher für die meisten Benutzer ⇒0,0004% Einträge, die nicht 0 sind)
- "Bedeutung": v_{ik} als "Stimme" von Benutzer i für Item k

Das Empfehlungsproblem

Inputs:

- Menge von Stimmen von Benutzer u für Items I_u
- Menge von Stimmen anderer Benutzer

Ziel: Sage die Stimmen von u für Items voraus in I\I_u (um die Items mit den höchsten Stimmen bestimmen zu können)

⇒ Das führt zu einem Skalierbarkeitsproblem, da |I| groß ist!

Vorhersagen von Stimmen

Initiale Kalibrierung, um Vorlieben (Bias) zu entfernen:

$$v_i = \frac{1}{|I_i|} \sum_{i \in I_i} v_{ij}$$
 $v_{ij}^* = v_{ij} - v_i$

Sage die Stimme von Benutzer u für Item j voraus als gewichteten Durchschnitt über die Stimmen aller anderen Benutzer:

$$\hat{v}_{uj} = v_u + \frac{1}{C} \sum_{i=1}^{n} w_{ui} \cdot v_{ij}^* \qquad C = \sum_{i=1}^{n} |w_{ui}|$$

Ähnlichkeit der Benutzer u und i

Schätzen der Ähnlichkeit von Benutzern

Ähnlichkeit basierend auf Korrelation

$$w_{ai} = \frac{1}{C_2} \sum_{j \in I_a \cap I_i} (v_{aj} - v_a)(v_{ij} - v_i)$$

$$C_{2} = \left(\sum_{j \in I_{a} \cap I_{i}} (v_{aj} - v_{a})^{2} \sum_{j \in I_{a} \cap I_{i}} (v_{ij} - v_{i})^{2}\right)^{1/2}$$

Vektorähnlichkeit (Kosinus):

$$w_{ai} = \sum_{j \in I} \frac{v_{aj}}{\sqrt{\sum_{k \in I_a} v_{ak}^2}} \frac{v_{ij}}{\sqrt{\sum_{k \in I_i} v_{ik}^2}}$$

Ergebnisse sind unbrauchbar, wenn Überlappung der Item-Mengen der beiden Benutzer klein ist

Das Problem ist aber immer noch hochdimensional (Zahl der Benutzer und Zahl der Items ist sehr groß)

Reduziere Dimensionalität: SVD

Ersetze V durch Approximation von <math>V mit Rank K mittels Singulärwertzerlegung SVD:

$$V = A \times S \times B^T$$

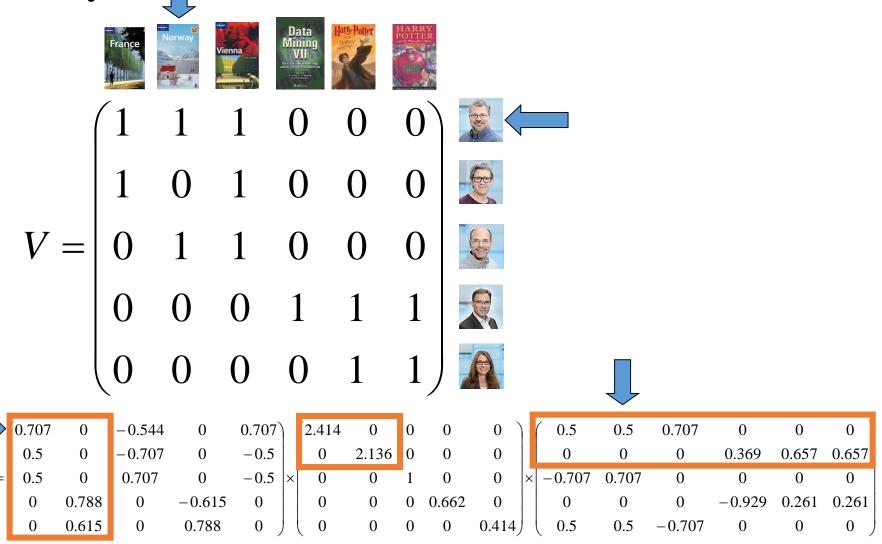
A: Benutzer-Konzept-Ähnlichkeitsmatrix (n×r)

S: Diagonalmatrix von **Singulärwerten** (mit r Einträgen ≠0, wobei r=rank(V)), entspricht **Themen**

B^T: Konzept-Item-Ähnlichkeit (r×m)

Zusätzlich Beschränkung auf k größte Singulärwerte, um die Dimensionalität weiter zu reduzieren

Beispiel: SVD (mit erfundenen Daten)

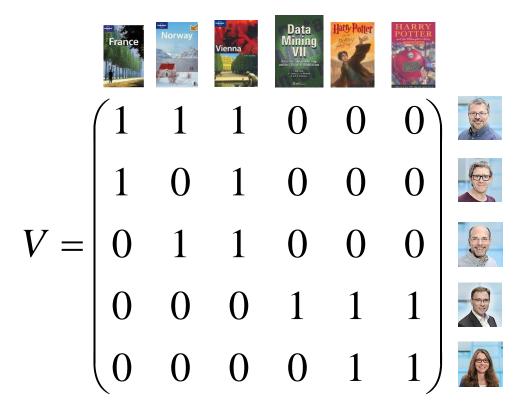


Α

<

 B^T

Beispiel: SVD



$$\approx \begin{pmatrix} 0.707 & 0 \\ 0.5 & 0 \\ 0.5 & 0 \\ 0 & 0.788 \\ 0 & 0.615 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 2.414 & 0 \\ 0 & 2.136 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 & 0.707 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.369 & 0.657 & 0.657 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.854 & 0.854 & 1.207 & 0 & 0 & 0 \\ 0.604 & 0.604 & 0.854 & 0 & 0 & 0 \\ 0.604 & 0.604 & 0.854 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.621 & 1.106 & 1.106 \\ 0 & 0 & 0 & 0.485 & 0.864 & 0.864 \end{pmatrix}$$

Δ

(

 B^T

Empfehlungen mit SVD

- Sage Stimmen voraus auf A, nicht auf V
 ⇒ Bestimme Schätzung v'_{ui} für jedes Thema j
- Erweitere die Stimmenschätzung von Themen auf Items

$$v_{ui} = \sum_{j=1}^{k} \left(v'_{uj} \cdot S_{jj} \cdot B_{ji} \right)$$

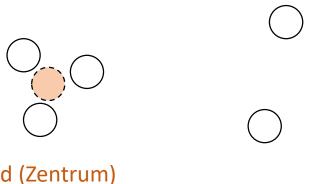
Neues Problem: Aktualisierung der SVD bei Änderung der Daten

SVD erzeugt implizite Clusterung der Items

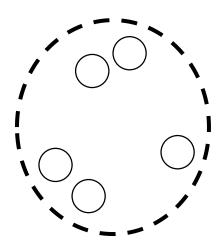
Hintergrund: Clusteranalyse

Ziel:

Gruppierung von Datenpunkten in (a priori unbekannte) Zahl von Clustern (Gruppen, Haufen), so dass jeder Datenpunkt ähnlicher zu anderen Punkten innerhalb seines Clusters ist als zu anderen Datenpunkten



Centroid (Zentrum) als Mittelwert der Datenpunkte



Anzahl der Cluster hängt von Verfahren und seinen Parametern ab; könnte auch nur ein Cluster sein

Reduziere Dimensionalität: Clustering

- •Reduziere Anzahl der Benutzer durch Vorberechnung von *K Clustern ähnlicher Benutzer*
- Repräsentiere jeden Cluster P durch sein Centroid c(P):

$$c(P)_i = \frac{1}{|P|} \sum_{u \in P} v_{ui}$$

- Für die Vorhersage:
 - Ordne jeden Benutzer zu seinem Cluster zu
 - Berechne kollaboratives Ergebnis für Cluster anstelle von Benutzern
- •Mögliches Problem:

Benutzer könnten zu mehreren Clustern gehören (Wissenschaftler vs. Harry-Potter-Fans)

Kollaboratives Filtern ist teuer

- Aktionen der Benutzer sind hochgradig dynamisch
 - Schwierig, Ähnlichkeiten vorauszuberechnen und zu aktualisieren
 - Beste Empfehlungen basieren oft auf dem gerade gekauften Item
- Eine Empfehlung benötigt O(n+m) Zeit:
 - Muss alle Benutzer und ihre Items scannen
 - Die meisten Benutzer haben ≤C1 Items
 - Wenige Benutzer (≤C2) haben >C1 Items
 - Kosten beschränkt durch (n-C2)·C1 + C2·m=O(n+m)
 - n,m groß
- Empfehlungen müssen in Echtzeit berechnet werden (≤200ms)

Content-Based Filtering

Beobachtung:

Beziehung zwischen Items (z.B. Korrelation von Käufen) ist viel weniger dynamisch als die Beziehung zwischen Benutzern

- Information von gestern ist heute immer noch einigermaßen genau
- Tolerierbar, wenn neue Items nicht sofort empfohlen werden

Sage Stimme von Benutzer u für Item j voraus als gewichtetes Mittel über die Stimmen von Benutzer u für andere Items:

$$\hat{v}_{uj} = v_u + \frac{1}{C} \sum_{i=1}^m w_{ji} \cdot v_{ui}^* \qquad C = \sum_{i=1}^m |w_{ji}|$$
 similarity of items j and i

Schätzen der Item-Item-Ähnlichkeit

Auf Basis der Ähnlichkeit von inhaltlichen Beschreibungen oder der Vektoren der Stimmen (ähnlich wie Benutzerähnlichkeit)

Beispiel: Cosinusähnlichkeit der Stimmvektoren

$$w_{ji} = \sum_{u \in U} \frac{v_{uj}}{\sqrt{\sum_{k \in U} v_{kj}^2}} \frac{v_{ui}}{\sqrt{\sum_{k \in U} v_{ki}^2}}$$

Berechnung teuer (O(m²n)), aber offline Berechnung der Vorhersagen ist billig (O(m) wenn nur eine konstante Zahl von Items berücksichtigt

wird)

Verwende Suche für Empfehlungen

Wir nehmen an, dass wir *Features* von Items identifizieren können (Genre, Schauspieler, Regisseur, Schlüsselwörter, ...)

- Identifiziere *häufige/charakteristische Features* für die Items eines Benutzers
- Verwende Suche nach diesen Features und empfehle die Ergebnisse

Probleme:

- Skaliert nicht gut, wenn der Benutzer viele Items bewertet bzw. gekauft hat
- Liefert oft keine guten Empfehlungen (Beispiel: viele Tatort-Filme angesehen, aber nicht jeder Tatort ist gleich gut)

Evaluierung von Empfehlungen

Ziel:

Bestimme, welcher von mehreren Empfehlungsalgorithmen die besten Empfehlungen generiert.

Notwendige Komponenten eines solchen Benchmarks:

- Menge von (Benutzer, Item, Bewertung)-Tupel zum Trainieren (Vorab-Eingabe für den Algorithmus)
- Menge von (Benutzer, Item, Bewertung)-Tupel zum *Testen* (Algorithmus erhält nur Benutzer und Item und muss die Bewertung vorhersagen)
 - Möglich als Offline-Experiment (mit festgelegten Bewertungen) oder Live-Experiment mit Benutzern
- Metriken für quantitative Bewertung der Ergebnisqualität

Eigenschaften von Testkollektionen

- Können *synthetisch* oder aus *realer Anwendung* sein
- Features der Anwendungsdomäne
 - Neuheit vs. Qualität als Fokus der Empfehlungen
 - Wichtigkeit von true/false positives/negatives
 - Granularität der echten Benutzerpräferenzen (vs. Ratings)
- Inhärente Features der Daten
 - Implizite oder explizite Ratings
 - Skala & Dimensionen der Ratings (z.B. 1-5, "sehr gut"-"schlecht")
 - Historie der Ratings (Zeitstempel) und Empfehlungen
- Beispiel-Features
 - Dichte der Bewertungsmenge (insgesamt & für Testbenutzer)
 - Größe der Daten

Offline-Evaluation vs. Benutzerexperimente

- Offline-Evaluation: Vergleiche die vorhergesagte Bewertung mit der tatsächlichen Bewertung durch den Benutzer
 - Wenig Aufwand, kann automatisch gemacht werden
 - Kann verwendet werden, um eine Sequenz von Bewertungen zu evaluieren (Zeitstempel)
 - Aber: Es können nur die wenigen existierenden Bewertungen für die Evaluation verwendet werden
- Live-Experimente mit Benutzern: Frage den Benutzer nach der Meinung oder beobachte Verhalten
 - Verständnis, ob und warum Benutzer Empfehlungen, Interfaces,
 Systeme mögen oder nicht mögen

Metriken für die Evaluation

Verbreitet: Messe die Genauigkeit (Accuracy) der Vorhersagen, indem der Fehler zwischen Vorhersage und tatsächlicher Bewertung gemessen wird

mean absolute error (MAE)

$$|\overline{E}_{MAE}| = \frac{\sum_{i=1}^{N} |p_i - r_i|}{N}$$

p_i: Vorhersage

Root mean square error (RMSE; Betonung großer Fehler)

$$|\overline{E}_{RMSE}| = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (p_i - r_i)^2}{N}}$$

 Precision/Recall, Metriken für die Genauigkeit von Ranglisten (z.B. Kendall's Tau), ...

Weitere Dimensionen für die Evaluation

Coverage (Abdeckung):

- Anteil der Items, für die Empfehlungen berechnet werden können
- Wie viele Items werden tatsächlich vorgeschlagen

• Lernrate:

 Wie schnell wird die Qualität der Empfehlungen besser, wenn mehr Trainingsdaten verfügbar sind

Novelty (Neuheit):

 Schwerpunkt auf Items, die unbekannt für den Benutzer sind, aber innerhalb seiner Interessen liegen (z.B. ein neuer Film des Lieblingsregisseurs)

• Serendipity ("glücklicher Zufall):

• Überraschende Empfehlungen (z.B. der neue Film eines neuen Regisseurs, der den Geschmack des Benutzers trifft)

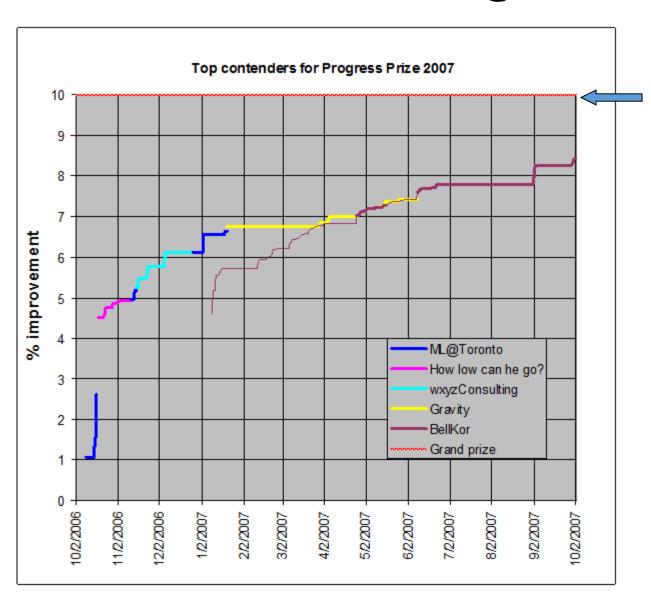
Confidence (Vertrauen)

des Algorithmus in seine Empfehlungen

Benchmarks: Netflix Prize

- http://www.netflixprize.com
- Durch ein Online-Filmportal ausgeschrieben
- stellt (anonymisierte) Trainingsdaten bereit (480.000 Benutzer, 18.000 Filme, 10⁶ Bewertungen auf einer Skala von 1 bis 5)
- Ziel: Verbesserung des Empfehlungsalgorithmus des Portals (RMSE: 0.9514)
- Hohe Belohnung, um den Benchmark attraktiv zu machen: 1.000.000\$ für die ersten 10% improvement in RMSE auf den Testdaten (1,4 Millionen Benutzer-Film-Paare), bis dahin 50.000\$ für den besten Fortschritt jedes Jahr

Netflix: Verbesserungen über die Zeit



10% Verbesserung erreicht am 26. Juli 2009

Probleme der Personalisierung

- Ansatz fokussiert auf Maximierung der kurzfristigen Benutzerzufriedenheit
 - Mehr Suchen, mehr Clicks, mehr Einkäufe, mehr Werbung, mehr Profit
- Teil der möglichen Ergebnisse wird ausgeblendet, weil das System sie für nicht relevant für diesen Benutzer hält
 - Eingeschränkte Sicht auf die Welt
- Problematik der "Filter-Bubble"
 - Man sieht nur Dinge, die seinen eigenen Präferenzen entsprechen
 - Im Prinzip ok für Restaurants, Musik, Filme
- Schlecht für Nachrichten, Postings, etc.

Referenzen

- P. Baldi et al: Modeling the Internet and the Web, chapter 8
- J.B. Schafer et al.: E-Commerce recommendation applications, Journal of Data Mining and Knowledge Discovery 5,115-153, 2001
- B.M. Sarwar et al.: Analysis of recommender algorithms for e-commerce, 2nd ACM Conf. On Electronic Commerce, 2000
- G. Linden et al.: Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering, IEEE Internet Computing 7(1), 2003
- R.M. Bell and Y. Koren: Scalable Collaborative Filtering with Jointly Derived neighborhood Interpolation Weights, ICDM Conference, 2007
- J. Herlocker et al.: Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems, ACM Transactions on Information Systems 22, 2004
- K. Sugiyama et al.: Adaptive web search based on user profile constructed without any effort from users, WWW Conference, 2004
- P. Brusilovsky et al. (eds.): The Adaptive Web, Lecture Notes in Computer Science 4321, 2007
- Z. Dou et al.: A Large-scale Evaluation and Analysis of Personalized Search Strategies, WWW Conference, 2007.
- F. Radinski et al.: Improving Personalized Web Search using Result Diversification, SIGIR Conference, 2006.