
Non-Standard-Datenbanken und Data Mining

Informationsrecherche (Information Retrieval)

Prof. Dr. Ralf Möller
Universität zu Lübeck
Institut für Informationssysteme

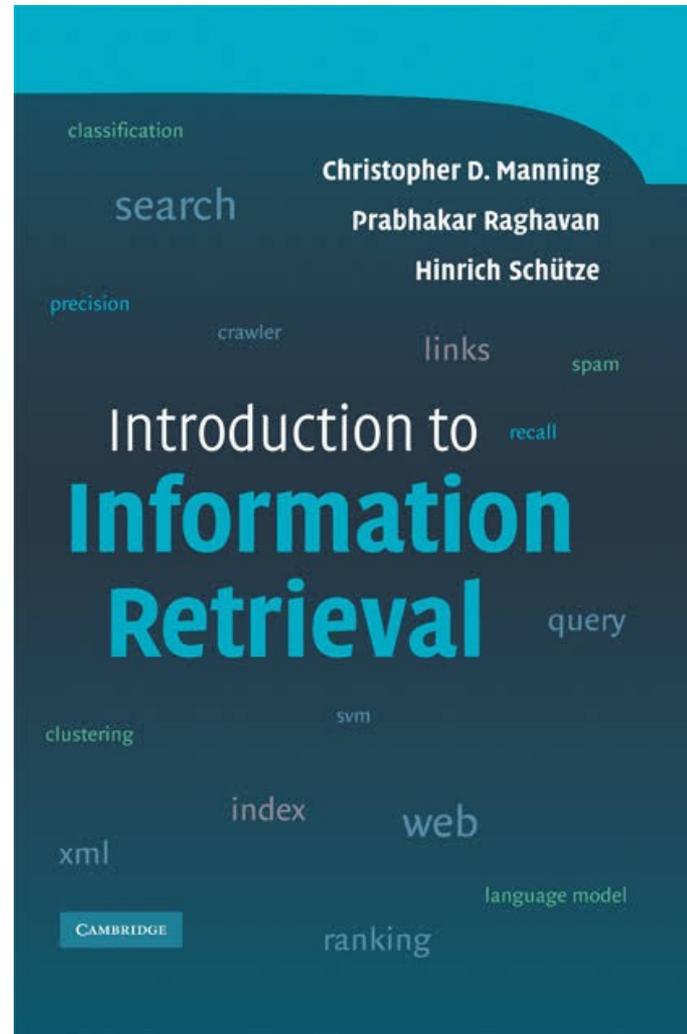


Übersicht

- Semistrukturierte Datenbanken (am Beispiel von XML) und Volltextsuche
- **Information Retrieval**
- Mehrdimensionale Indexstrukturen
- Cluster-Bildung
- Einbettungstechniken
- First-n-, Top-k-, und Skyline-Anfragen
- Probabilistische Datenbanken, Anfragebeantwortung, Top-k-Anfragen und Open-World-Annahme
- Probabilistische Modellierung, Bayes-Netze, Anfragebeantwortungsalgorithmen, Lernverfahren,
- Temporale Datenbanken und das relationale Modell,
- Probabilistische Temporale Datenbanken
- SQL: neue Entwicklungen (z.B. JSON-Strukturen und Arrays), Zeitreihen (z.B. TimeScaleDB)
- Stromdatenbanken, Prinzipien der Fenster-orientierten inkrementellen Verarbeitung
- Approximationstechniken für Stromdatenverarbeitung, Stream-Mining
- Probabilistische raum-zeitliche Datenbanken und Stromdatenverarbeitungssysteme: Anfragen und Indexstrukturen, Raum-zeitliches Data Mining, Probabilistische Skylines
- Von NoSQL- zu NewSQL-Datenbanken, CAP- und CALM-Theorem, CRON-Hypothese
Blockchain-Datenbanken

Danksagung

- Präsentationen sind aus Vorlesungen zu dem folgenden Buch entnommen:



Text-basierte Anfragen

- Finde Dokumente geordnet nach “Nützlichkeit”
- Rangmaß (engl. score) aus $[0,1]$
 - Für jedes Dokument und jede Anfrage

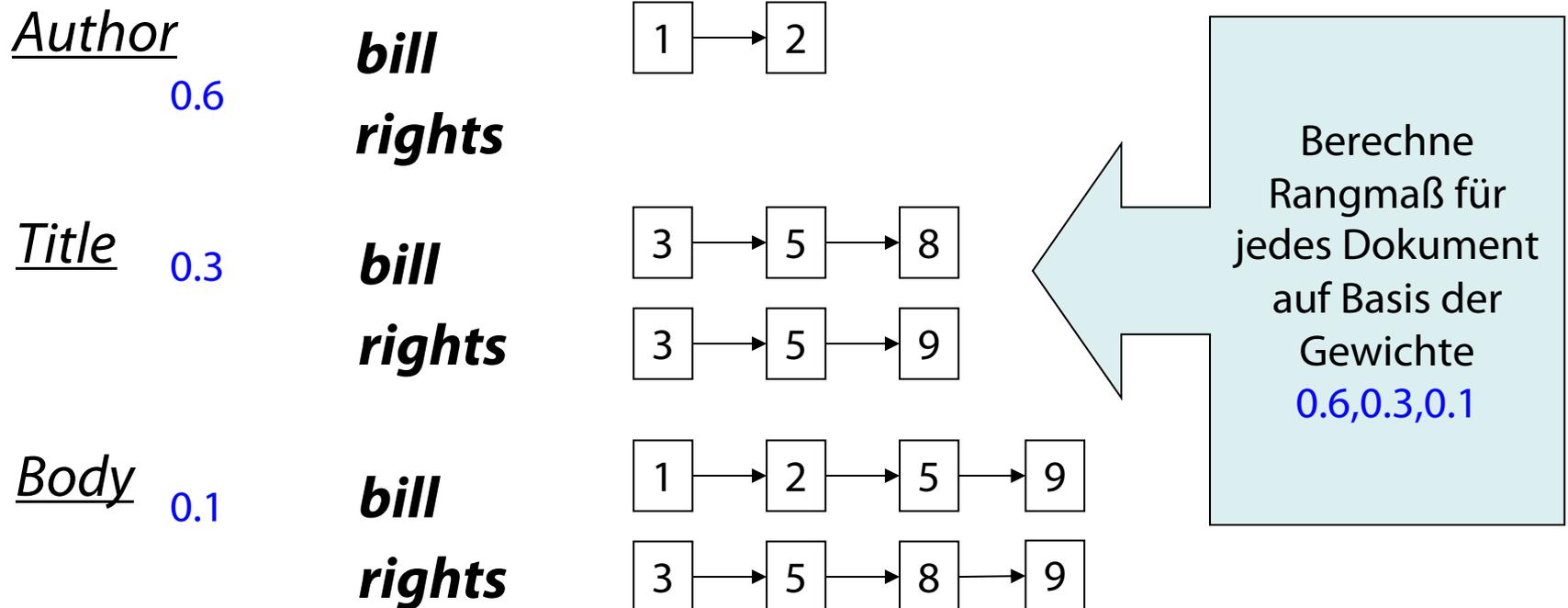
Lineare Kombination von Rangmaßen

- Erste Generation der Rangbestimmung mit verschiedenen Maßen für verschiedene Bereiche:
 - Beispiel für Linearkombination
 $0.6 * \langle \text{"sorting"} \text{ in Title} \rangle + 0.3 * \langle \text{"sorting"} \text{ in Abstract} \rangle + 0.05 * \langle \text{"sorting"} \text{ in Body} \rangle + 0.05 * \langle \text{"sorting"} \text{ in Fettschrift} \rangle$
 - Jeder Ausdruck wie $\langle \text{"sorting"} \text{ in Title} \rangle$ ergibt einen Wert aus $\{0,1\}$
 - Dann liegt der Gesamtwert in $[0,1]$

In diesem Fall kann das Rangmaß nur eine endliche Menge von Werten annehmen. Welche sind das?

Postings-Listen für jeden Bereich

- Für die Anfrage **bill OR rights** nehmen wir folgende Listen an:

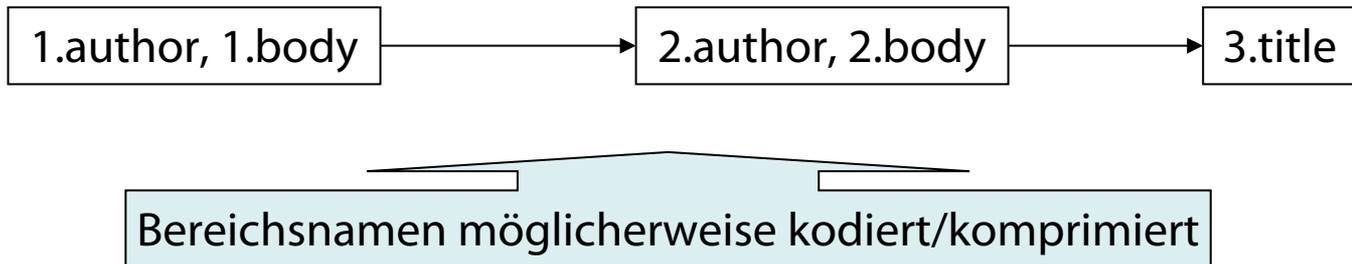


- Typischerweise ist man nur an den **k** höchstbewerteten Dokumenten interessiert

Bereichskombinationsindex

- Platz sparen mit Bereichen in den Postings

bill



- Zur Anfragezeit werden Beiträge zum Gesamtmaß eines Dokuments akkumuliert

Rangmaßakkumulierung

Author 0.6

Title 0.3

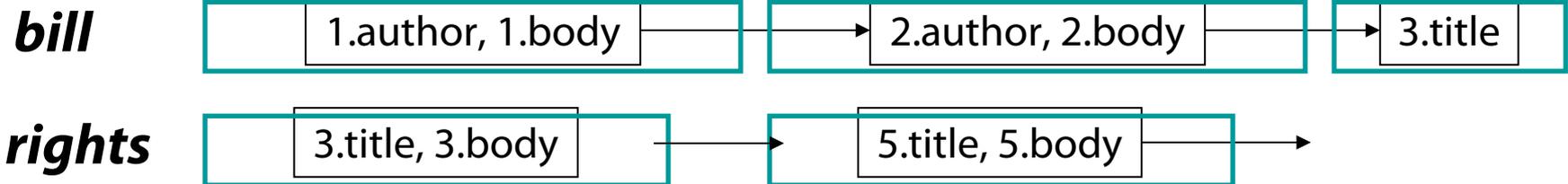
Body 0.1

1 0.7

2 0.7

3 0.4

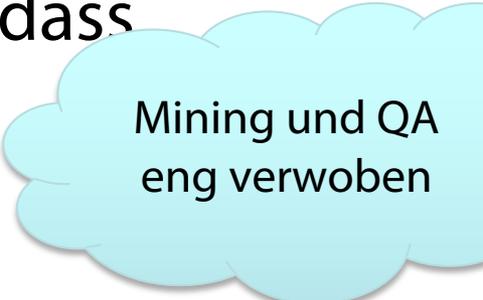
5 0.4



- Anmerkung: **bill** und **rights** tritt *beides* im Bereich Title von Dokument 3 auf, was sich aber nicht auswirkt
- Sollte hier das Gewicht erhöht werden?

Wo kommen die Gewichte her?

- Gegeben
 - Ein Testkorpus
 - Ein Satz von Testanfragen
 - Relevanzangaben zu den jeweiligen Antworten
- Bestimme einen Satz von Gewichten, so dass Relevanzangaben (besser) passen
- **Data Mining** nach passende Gewichten:
 - Lösen eines **Optimierungsproblems**
- Alternative: Bereiche isoliert betrachten
 - **Pareto-optimale Lösungen**



Mining und QA
eng verwoben



Wir kommen
darauf zurück

Inzidenzmatrizen und Rangmaße

- Bag-of-words-Modell: Mengen = Bitvektoren
- Dokument (oder ein Bereich darin) als binärer Vektor X in $\{0,1\}^V$
- Anfrage als Vektor Y
- Rangmaß: Überlappungsmaß: $|X \cap Y| = X \cdot Y$

	Antony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
Antony	1	1	0	0	0	1
Brutus	1	1	0	1	0	0
Caesar	1	1	0	1	1	1
Calpurnia	0	1	0	0	0	0
Cleopatra	1	0	0	0	0	0
mercy	1	0	1	1	1	1
worser	1	0	1	1	1	0
...

Beispiel

- Anfrage ***ides of march***:
 - Shakespeares *Julius Caesar* hat Rangmaß 3
 - Andere Shakespeare-Stücke haben Rangmaß 2 (für ***march***) oder 1
- In der Rangfolge kommt *Julius Caesar* zuerst

Überlappungsmaß

- Was läuft schief?
- Nicht betrachtet wird:
 - **Term-Häufigkeit** im Dokument ignoriert
 - **Term-Seltenheit** in der Sammlung nicht beachtet
 - **of** häufiger als **ides** oder **march**
 - **Länge von Dokumenten** ignoriert
- Normalisierung notwendig

Überlappungsmaß: Normalisierung

Zwei
Möglichkeiten

- Jaccard-Maß (Mengen bzw. Bitvektoren):

- $|X \cap Y| / |X \cup Y|$

Anzahl der Einsen /
Kardinalität der Menge

X: Dokument im Bestand
Y: Anfrage

- „Cosinusmaß“ (nur für Bitvektoren):

- $|X \cap Y| / \sqrt{|X| \cdot |Y|}$

Länge des Vektors

- Diskutiere: Jaccard-Maß für Anfrage mit raren Begriffen und mit häufigen Begriffen. Probleme bei häufigen Begriffen?
- Löst das Cosinusmaß dieses Problem?
- Gewichtung von Termen über Zähler betrachten

Term-Dokument Zählerfelder

- Betrachte Anzahl der Vorkommen eines Terms in einem Dokument:
 - Bag of words-Modell
 - Dokument ist ein Vektor in \mathbb{N}^V : eine Spalte in der Matrix

	Antony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
Antony	157	73	0	0	0	0
Brutus	4	157	0	1	0	0
Caesar	232	227	0	2	1	1
Calpurnia	0	10	0	0	0	0
Cleopatra	57	0	0	0	0	0
mercy	2	0	3	5	5	1
worser	2	0	1	1	1	0

Berechnung des Rangmaßes

- Addition des Maßes für jedes Einzelwort (möglicherweise bereichsgewichtet)
- Betrachten wir die Anfrage **ides of march**
 - Julius Caesar hat 5 Vorkommen von **ides**
 - Kein anderes Stück erwähnt **ides**
 - **march** kommt in dutzenden Dokumenten vor
 - Alle Stücke enthalten **of**
- Durch ein einfaches Zähl-Rangmaß wird das Stück mit den meisten Vorkommen von **of** bestbewertet

Term-Frequenz **tf**

- Lange Dokumente enthalten per se hohe Zähler
- Normalisierung durch Dokumentlänge
- Verwendung von **relativen Häufigkeiten** (Term-Frequenz **tf**)
- Ist das schon ausreichend?

Gewichtete Term-Frequenz

- Anzahl Vorkommen mit linearem Einfluss?
 - 0 vs. 1 Vorkommen eines Terms in einem Dokument
 - 1 vs. 2 Vorkommen
 - 2 vs. 3 Vorkommen ...
- Viel hilft viel, aber richtig viel hilft nicht richtig viel mehr
 - $w_{i,d} = 0$ if $tf_{i,d} = 0$, sonst $1 + \log tf_{i,d}$
- Terme, die selten sind, zeichnen ein Dokument aber gewissenmaßen aus
 - 10 Vorkommen von **hernia** vs
 - 10 Vorkommen von **the**

tf x idf Termgewichtung

$$idf_i = \log\left(\frac{n}{df_i}\right)$$

- Inverse Dokumentfrequenz (idf):
 - $idf_i = \log(n/df_i)$
 - Maß der Information: Seltenheit eines Terms im Korpus

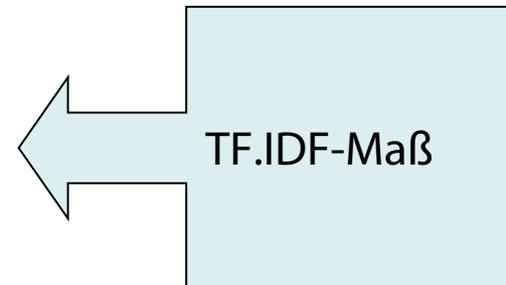
- Kombiniertes Maß $w_{i,d}$

- $w_{i,d} = tf_{i,d} \cdot idf_i$

$tf_{i,d}$ = frequency of term i in document d

n = total number of documents

df_i = the number of documents that contain term i



K. Spärck Jones. A Statistical Interpretation of Term Specificity and Its Application in Retrieval. Journal of Documentation 28: 11–21, 1972

Siehe auch Kishore Papineni, NAACL 2, 2002
für theoretische Rechtfertigung

Beispiel mit Tf.idf-Maßen

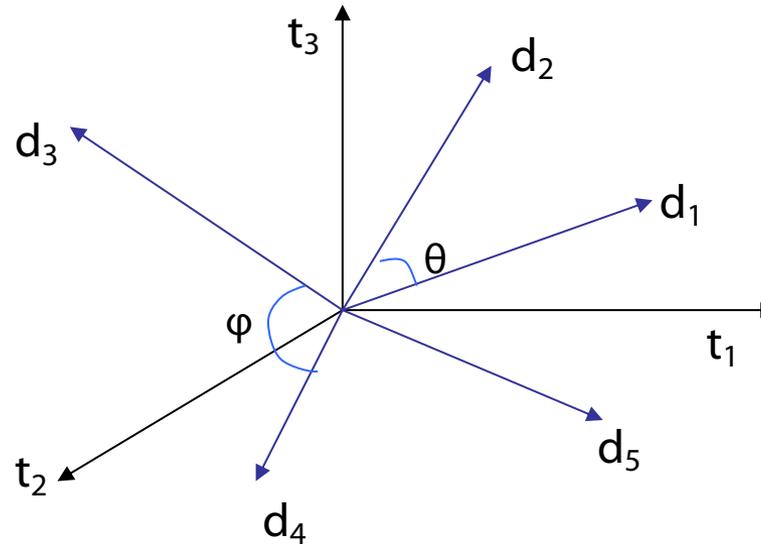
Dokumente sind
Vektoren

- Vektorraum durch Korpus vorgegeben
 - Terme als Achsen (20000+ Dimensionen, selbst mit Wortstämmen)
 - Dokumente als Punkte

NB Maße können >1 sein!

	Antony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
Antony	13.1	11.4	0.0	0.0	0.0	0.0
Brutus	3.0	8.3	0.0	1.0	0.0	0.0
Caesar	2.3	2.3	0.0	0.5	0.3	0.3
Calpurnia	0.0	11.2	0.0	0.0	0.0	0.0
Cleopatra	17.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
mercy	0.5	0.0	0.7	0.9	0.9	0.3
worser	1.2	0.0	0.6	0.6	0.6	0.0

Information Retrieval



- Dokumente die „ähnlich“ sind, sprechen über ähnliche Dinge
- **Definition 1 Unähnlichkeit als Euklidischer Abstand der Endpunkte**

- $|d_j - d_k| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{i,j} - d_{i,k})^2}$

- Normalisierung nötig (Länge der Vektoren = 1), ginge aber
- Je größer die Distanz desto unähnlicher

Cosinusähnlichkeit

- **Definition 2: Ähnlichkeit** zwischen Dokumenten d_1 und d_2 eingefangen durch Cosinus des Winkels zwischen d_1 und d_2

$$\text{sim}(d_j, d_k) = \cos(\angle(d_j, d_k))$$

$$= \frac{\vec{d}_j \cdot \vec{d}_k}{|\vec{d}_j| |\vec{d}_k|} = \frac{\sum_{i=1}^n w_{i,j} w_{i,k}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n w_{i,j}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n w_{i,k}^2}}$$

- Normalisierung würde Rechenaufwand weiter reduzieren
- Je ähnlicher sich zwei Objekte sind, desto größer ist das Ähnlichkeitsmaß

Anfragen im Vektorraummodell

- Zentrale Idee: Anfrage ist kleines Dokument
- Ergebnis: Dokumente sortiert nach Cosinus des Winkels der zugeordneten Vektoren zum Anfragevektor

$$\text{sim}(d_j, d_q) = \cos(\angle(d_j, d_q))$$

- Beachte: Vektor d_q ist dünn besetzt!

Effiziente Berechnungen: **Ausblick**

- Finde die k besten Dokumente im Korpus in der Nähe der Anfrage
 - Nächste-Nachbarn-Anfrage bzgl. Anfragevektor und Dokumentvektoren
 - Multidimensionale Indexstrukturen + Dimensionsreduktion
 - Top-k-Anfragebeantwortung
- Gruppiere ähnliche Dokumente
 - Clusterbildung
- Nehmen wir an, die Bereiche sollen isoliert betrachtet werden (also keine Linearkombination)
 - Muss man alle Dokumente ansehen?
 - **Fagins Algorithmus**

Polysemie und Kontext

- Wort hat mehrere Bedeutungen, vom Kontext abhängig
- Beispiel: Pferd = Tier, Turngerät, Schachfigur
- Vektorraummodell unterscheidet Bedeutungen nicht

$$\text{sim}_{\text{true}}(d, q) < \cos(\angle(\vec{d}, \vec{q}))$$

Synonymie und Kontext

- **Inhaltliche Übereinstimmung von verschiedenen Wörtern** oder Konstruktionen in derselben Sprache
- **Beispiel:** Geschenk, Mitbringsel
- Fehlende Assoziation im Vektorraummodell

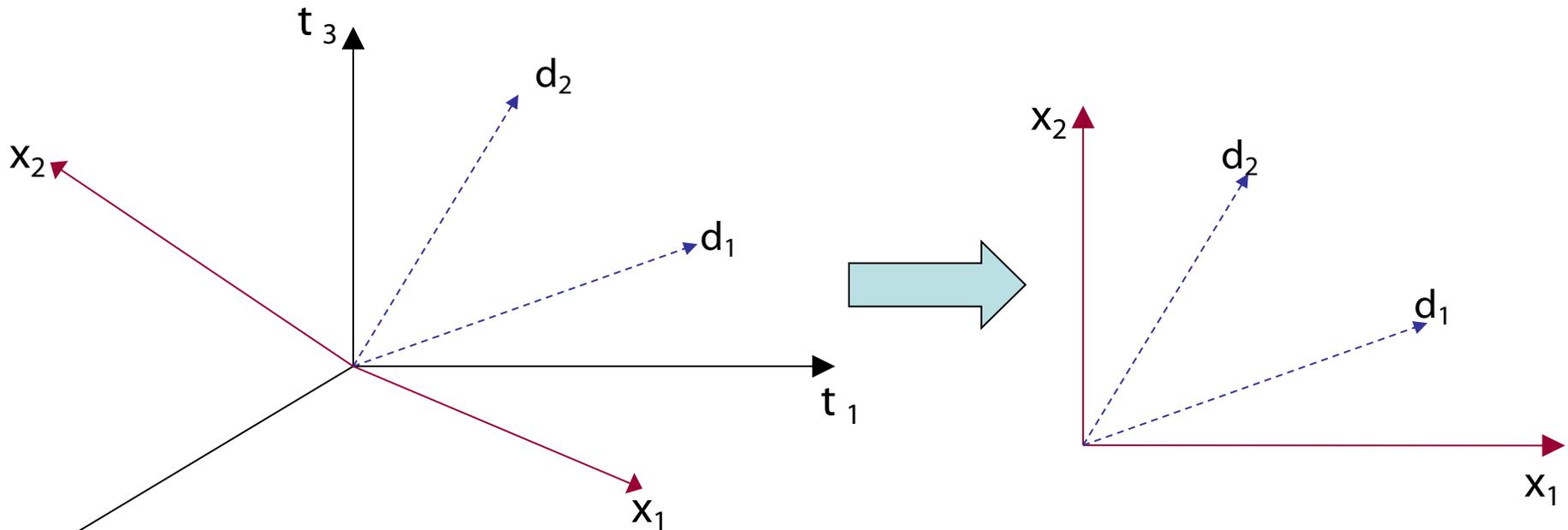
$$\text{sim}_{\text{true}}(d, q) > \cos(\angle(\vec{d}, \vec{q}))$$

- Wenn Bedeutungen verschiedener Worte gleich, wird doch die **Verwendung von Worten im Umfeld ähnlich** sein
- Wie können wir das einfangen?

Dimensionalitätsreduktion

- Statt $m=20000$ Terme für Vektoren zu verwenden, **Reduktion** auf ca. $k=100$ neue Dimensionen, so dass Ähnlichkeiten beibehalten werden
- 2 Methoden
 - **Zufällige Projektion** auf $k \ll m$ Achsen
 - **Latente semantische Indexierung**

Beispiel: Projektion von 3 auf 2 Achsen



Wähle x_1 zufällig im (t_1, t_2, t_3) Raum
Wähle x_2 zufällig aber orthogonal zu x_1

Skalarprodukt von x_1 und x_2 gleich 0

Allgemein: Projektion auf $k \ll m$ Achsen

- Wähle zufällige Richtung x_1 im Vektorraum
- For i from 2 to k
 - Wähle zufällig eine Richtung x_i orthogonal zu x_1, x_2, \dots, x_{i-1}
- Projizieren eines jeden Vektors in den Unterraum aufgespannt durch $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$
- Mit hoher Wahrscheinlichkeit bleiben relative Distanzen erhalten
- Aber: Relativ aufwendige Berechnungen

Wiederholung: Abbildung von Daten



- Beispiel: Scherung
- Der rote Pfeil ändert sich nicht

Matrixdarstellung [\[Bearbeiten | Quelltext bearbeiten \]](#)

Wählt man in der Ebene ein [kartesisches Koordinatensystem](#), bei dem die x -Achse mit der Achse der Scherung zusammenfällt, dann wird diese Scherung durch die lineare Abbildung

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} x + my \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & m \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

mit der [Abbildungsmatrix](#)

$$\begin{pmatrix} 1 & m \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

dargestellt. Ist die Achse der Scherung hingegen die y -Achse, tauschen 0 und m in der Abbildungsmatrix ihre Plätze. Beide Abbildungen verändern den Winkel zwischen den Koordinatenachsen jeweils um $\arctan m$.

Eigenwerte und Eigenvektoren

- **Eigenvektoren** (für eine quadratische $m \times m$ Matrix \mathbf{S})

$$\mathbf{S}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$$

(rechter) Eigenvektor

Eigenwert

$$\mathbf{v} \in \mathbb{R}^m \neq \mathbf{0}$$

$$\lambda \in \mathbb{R}$$

Beispiel

$$\begin{pmatrix} 6 & -2 \\ 4 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

- **Wie viele Eigenwerte** gibt es maximal?

$$\mathbf{S}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \iff (\mathbf{S} - \lambda\mathbf{I})\mathbf{v} = \mathbf{0}$$

Determinante

Hat eine von 0 verschiedene Lösung falls $|\mathbf{S} - \lambda\mathbf{I}| = 0$

Gleichung m -ter Ordnung in λ mit maximal m verschiedenen Lösungen (Nullstellen des charakteristischen Polynoms)

– möglicherweise komplex, obwohl \mathbf{S} real ist.

Singulärwertzerlegung

Für eine $m \times n$ Matrix \mathbf{A} vom Rang r gibt es eine Faktorisierung (Singulärwertzerlegung, engl. Singular Value Decomposition = **SVD**) wie folgt:

$$A = U \Sigma V^T$$

The diagram shows the equation $A = U \Sigma V^T$ with three boxes below it: $m \times m$, $m \times n$, and $n \times n$. Arrows point from each box to the corresponding matrix in the equation: $m \times m$ to U , $m \times n$ to Σ , and $n \times n$ to V^T .

Spalten von \mathbf{U} : links-singuläre Eigenvektoren von $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$

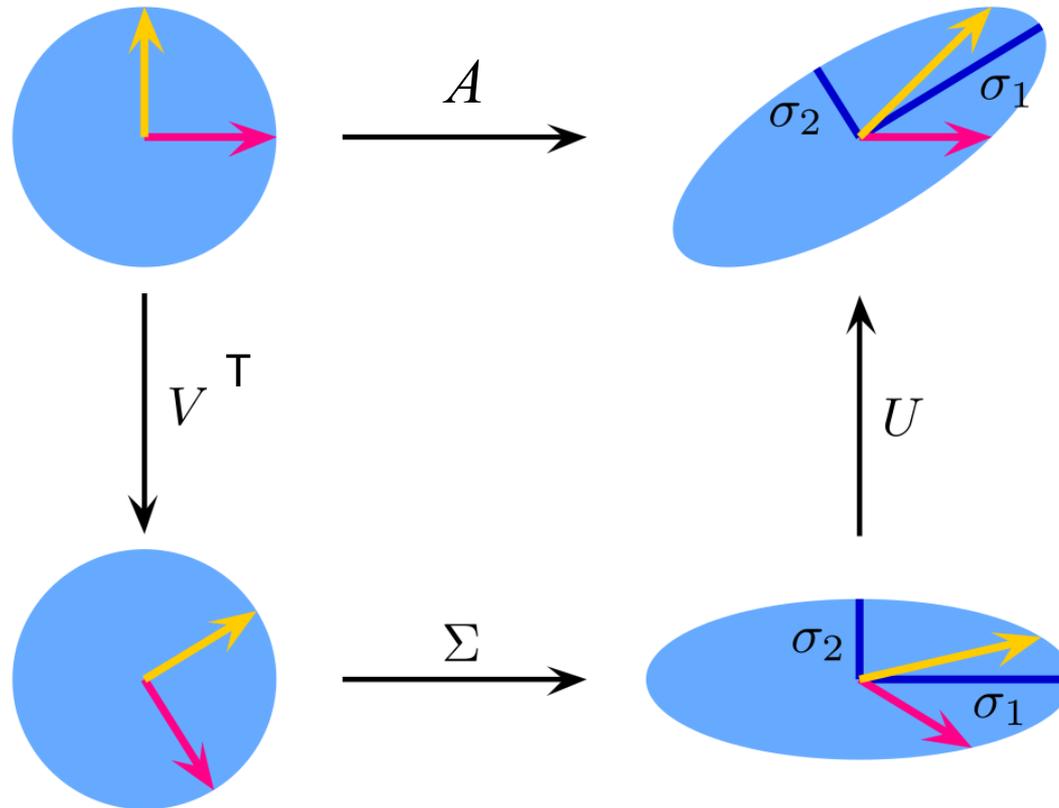
Spalten von \mathbf{V} : rechts-singuläre Eigenvektoren von $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$

Eigenwerte $\lambda_1 \dots \lambda_r$ von $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ sind Eigenwerte von $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$$

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r) \leftarrow \text{Singulärwerte}$$

Scherung mit Einheitsvektoren



$$A = U \cdot \Sigma \cdot V^T$$

SVD Beispiel

$$\text{Sei } A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Also $m=3$, $n=2$. Die SVD ist

$$\begin{bmatrix} 0 & 2/\sqrt{6} & 1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{6} & 1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{6} & -1/\sqrt{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Singulärwerte werden üblicherweise noch in absteigender Reihenfolge angeordnet (entsprechende Multiplikationen mit Tauschmatrizen)

Approximation durch Matrix mit kleinem Rang

- SVD kann zur Berechnung einer optimalen Approximation einer Matrix A vom Rang r durch eine Matrix A_k mit kleinerem Rang k verstanden werden

$$A_k = \arg \min_{X: \text{rank}(X)=k} \|A - X\|_F \longleftarrow \text{Frobenius-Norm}$$

- A_k und X sind beides $m \times n$ Matrizen
- Typischerweise $k \ll r$

$$\|A\|_F \equiv \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2}.$$

Approximation durch Matrix mit kleinem Rang

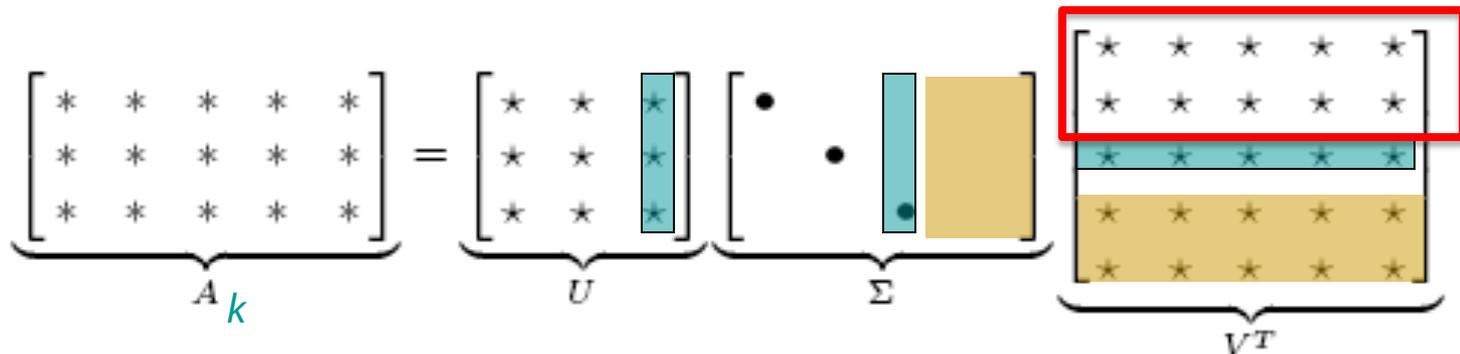
Optimierungsproblem $A_k = \arg \min_{X: \text{rank}(X)=k} \|A - X\|_F$ k fix

Lösung mittels SVD

$$A_k = U \cdot \underbrace{\text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_k, 0, \dots, 0)} \cdot V^T$$

Setze kleinste r-k
Eigenwerte auf 0

Neue Dokumente



Anwendung zur Informationsrecherche

- Eine Term-Dokument-Matrix kann $m=50000$, $n=10$ Millionen Einträge haben (Rang nah bei 50000)
- Wir können eine Approximation A_{100} konstruieren mit Rang 100 und kleinstem Frobenius-Fehler
 - Auch **Hauptkomponentenanalyse** genannt (engl. **Principle Component Analysis, PCA**)
- Die neue Matrix (siehe vorigen Präsentation) definiert latente Merkmale (keine verstehbaren Terme mehr) für die Informationsrecherche (**Latent Semantic Indexing, LSI**)

Wie behandeln wir Anfragen?

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \text{---} & \text{---} & \text{---} \\ & \boxed{\begin{matrix} * \\ * \\ * \end{matrix}} & \\ \text{---} & \text{---} & \text{---} \end{bmatrix}}_A = \underbrace{\begin{bmatrix} * & * \\ * & * \\ * & * \end{bmatrix}}_{U_k} \underbrace{\begin{bmatrix} \cdot & & \\ & \cdot & \\ & & \cdot \end{bmatrix}}_{\Sigma_k} \underbrace{\begin{bmatrix} \text{---} & \text{---} & \text{---} \\ & \boxed{\begin{matrix} * \\ * \end{matrix}} & \\ \text{---} & \text{---} & \text{---} \end{bmatrix}}_{V^T}$$

q U_k Σ_k q_k^T

- Anfrage q (dünn besetzt)
- Eine Anfrage q wird wie folgt in den LSI-Raum abgebildet

$$q_k = q^T U_k \Sigma_k^{-1} V^T$$

- Anfrage q_k ist nicht dünn besetzt
- Anfragebeantwortung über k nächste Nachbarn (Cosinusabstand)

LSI: Zusammenfassung

- Deutliche Reduktion der Vektorraumdimensionen
 - Verringerung des Speicherbedarfs
 - Schnellere Verarbeitung
 - Reduktion von „Rauschen“
- „Semantische Clusterbildung“
 - Ähnliche Terme auf die gleiche Dimension abgebildet
 - Synonymie und Polysemie besser handhabbar (viele Tests in der Literatur)

Scott Deerwester, Susan Dumais, George Furnas, Thomas Landauer, Richard Harshman: [Indexing by Latent Semantic Analysis](#). In: *Journal of the American society for information science*. 1990.

Landauer, Thomas; Foltz, Peter W.; Laham, Darrell. "Introduction to Latent Semantic Analysis". *Discourse Processes*. 25 (2–3): 259–284, 1998.

Anwendungen der Hauptkomponentenanalyse

- Bildverarbeitung
 - Beispiel m Gesichter jeweils als $n \times n$ Pixelmatrix
 - Jedes Bild $X = (x_1, \dots, x_{n^2})$ Pixel
 - Bilde Matrix M aus m Bildern (jeweils Spaltenvektoren)
 - Reduziere Dimensionen von M : Bilde M_k
 - Finde Bild: Transformiere Bild q nach q_k
 - Bestimme k nächste Nachbarn: passende Bilder
- Spektralanalyse (MS, NMR)
 - Erstelle Referenzspektren R (mit Benennungen für Stoffe)
 - Bilde daraus Matrix R_k
 - Bestimme k nächste Nachbarn zu Q_k , liefere Labels

Externe Evaluierung von Anfrageergebnissen

Precision/Recall(Präzision / Trefferquote)

$$\text{precision} = \frac{|\{\text{relevant documents}\} \cap \{\text{retrieved documents}\}|}{|\{\text{retrieved documents}\}|}$$

$$\text{recall} = \frac{|\{\text{relevant documents}\} \cap \{\text{retrieved documents}\}|}{|\{\text{relevant documents}\}|}$$

F-measure

The weighted **harmonic mean** of precision and recall, the traditional F-measure or balanced F-score is:

$$F = 2 \cdot (\text{precision} \cdot \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall}).$$

Recall heißt auch Sensitivity

Evaluationsmaße: Übersicht

		True condition			
Total population		Condition positive	Condition negative	Prevalence = $\frac{\Sigma \text{Condition positive}}{\Sigma \text{Total population}}$	
Predicted condition	Predicted condition positive	True positive	False positive (Type I error)	Positive predictive value (PPV), Precision = $\frac{\Sigma \text{True positive}}{\Sigma \text{Test outcome positive}}$	False discovery rate (FDR) = $\frac{\Sigma \text{False positive}}{\Sigma \text{Test outcome positive}}$
	Predicted condition negative	False negative (Type II error)	True negative	False omission rate (FOR) = $\frac{\Sigma \text{False negative}}{\Sigma \text{Test outcome negative}}$	Negative predictive value (NPV) = $\frac{\Sigma \text{True negative}}{\Sigma \text{Test outcome negative}}$
Accuracy (ACC) = $\frac{\Sigma \text{True positive} + \Sigma \text{True negative}}{\Sigma \text{Total population}}$		True positive rate (TPR), Sensitivity, Recall = $\frac{\Sigma \text{True positive}}{\Sigma \text{Condition positive}}$	False positive rate (FPR), Fall-out = $\frac{\Sigma \text{False positive}}{\Sigma \text{Condition negative}}$	Positive likelihood ratio (LR+) = $\frac{\text{TPR}}{\text{FPR}}$	Diagnostic odds ratio (DOR) = $\frac{\text{LR+}}{\text{LR-}}$
		False negative rate (FNR), Miss rate = $\frac{\Sigma \text{False negative}}{\Sigma \text{Condition positive}}$	True negative rate (TNR), Specificity (SPC) = $\frac{\Sigma \text{True negative}}{\Sigma \text{Condition negative}}$	Negative likelihood ratio (LR-) = $\frac{\text{FNR}}{\text{TNR}}$	