
Boolesche- und Vektorraum- Modelle

Viele Folien in diesem Abschnitt sind eine deutsche Übersetzung der Folien von Raymond J. Mooney (<http://www.cs.utexas.edu/users/mooney/ir-course/>).

Retrieval Modelle

- Ein Retrieval-Modell spezifiziert die Details der:
 - Repräsentation von Dokumenten
 - Repräsentation von Anfragen
 - Retrievalfunktion
- Legt die Notation des Relevanzbegriffes fest
- Relevanzbegriff kann binär oder fortlaufend sein (d.h. *ranked retrieval*).

Klassen von Retrieval Modellen

- Boolesche Modelle (Mengentheorie)
 - Erweitertes Boolesches Modell
- Vektorraummodelle (vector space)
(statistische/algebraische)
 - Verallgemeinertes VS
 - Latente Semantische Indexierung
- Wahrscheinlichkeitsbasierte Modelle

Weitere Modell-Dimensionen

- Logische Sicht auf die Dokumente
 - Indexterme
 - Volltext
 - Volltext + Struktur (z.B. Hypertext)
- Anwenderaufgabe
 - Retrieval
 - Browsing

Retrieval Aufgaben

- **Ad hoc Retrieval**: Fester Dokumentenkörper, verschiedene Anfragen.
- **Filtering**: Feste Anfrage, fortlaufender Dokumentenstrom.
 - Anwenderprofil: Ein Modell mit relativ statischen Präferenzen.
 - Binäre Entscheidung: relevant/nicht relevant.
- **Routing**: Das gleiche Modell wie beim Filtering, jedoch erfolgt eine fortlaufende Bereitstellung von Ranglisten und bzgl. mehrere Filter
 - meist in Firmen für mehrer Personen in Form von Profilen.

Allgemeine Vorverarbeitungs-Schritte

- Löschen ungewollter Zeichen/Markup (z.B. HTML Tags, Interpunktion, Nummern, etc.).
- Auf Tokens anhand von Leerzeichen herunterbrechen (Schlüsselwörter)
- Wortstämme berechnen, um Worte auf ihre Grundform abzubilden
 - computational → comput
- Stopwörter entfernen (z.B. a, the, it, etc., oder der, die, das).
- Typische Phrasen erkennen (möglicherweise durch Verwendung eines domänenspezifischen Wörterbuches).
- Invertierte Indexe erstellen (Schlüsselwort → Dokumentenliste, die dies enthält).

Boolesches Modell

- Ein Dokument wird als eine **Menge** von Schlüsselwörtern (index terms) repräsentiert.
- Anfragen sind boolesche Ausdrücke von Schlüsselwörtern, verbunden durch AND, OR und NOT, einschließlich der Verwendung von Klammern zur Anzeige des Anwendungsbereiches.
 - `[[[Rio & Brazil] | [Hilo & Hawaii]] & hotel & !Hilton]`
- Ausgabe: Dokument ist relevant oder nicht.
Kein partielles Suchen oder Ranking.

Das Boolesche Retrieval-Modell

- Ist ein beliebtes Retrieval-Modell, da:
 - Für einfache Anfragen einfach zu verstehen.
 - Einfacher Formalismus.
- Boolesche Modelle können erweitert werden, um Ranking einzuschließen.
- Effiziente Implementierungen für normale Anfragen möglich.

Probleme Boolescher Modelle

- Sehr starr: AND verlangt Anwesenheit aller Terme; OR die von mindestens einem; es gibt keine Zwischenlösungen.
- Schwierig, komplexe Anwenderanfragen auszudrücken.
- Schwierig, die Anzahl der abgerufenen Dokumente zu steuern.
 - *Alle* passenden Dokumente werden zurückgegeben.
- Schwierig, Ergebnis einzuordnen.
 - *Alle* passenden Dokumente passen logisch auf die Anfrage.
→ keine weitere Bewertung.
- Schwierig, Relevanz Feedback zu integrieren.
 - Falls ein Dokument vom Anwender als relevant oder irrelevant identifiziert wird, wie sollte die Anfrage geändert werden?

Statistische Modelle

- Ein Dokument wird typischerweise als *bag of words (Sack von Worten)* (ungeordnete Liste von Worten und deren Häufigkeiten) repräsentiert.
- Sack = Multimenge, d.h. eine Menge, die das mehrfache Vorkommen des gleichen Elementes erlaubt.
- Anwender spezifiziert eine Menge gewünschter Terme mit optionalen Gewichten :
 - Gewichtete Anfrageterme:
 $Q = \langle \text{Datenbank } 0.5; \text{ Text } 0.8; \text{ Information } 0.2 \rangle$
 - Ungewichtete Anfrageterme:
 $Q = \langle \text{Datenbank}; \text{ Text}; \text{ Information} \rangle$
 - Boolesche Bedingungen können in der Anfrage nicht spezifiziert werden.

Statistisches Retrieval

- Retrieval basierend auf *Ähnlichkeit* zwischen Anfrage und Dokumenten.
- Output: Dokumente, nach ihrer Ähnlichkeit zur Anfrage geordnet
- Ähnlichkeit basierend auf Auftretens- *Häufigkeiten* von Schlüsselwörtern in der Anfrage und im Dokument.
- Automatisches Relevanz-Feedback kann unterstützt werden durch:
 - Relevante Dokumente, die zur Anfrage “addiert” werden.
 - Irrelevante Dokumente, die von der Anfrage “subtrahiert” werden.

Probleme bei Vektorraum-Modellen

- Wie können wichtige Worte in einem Dokument bestimmt werden?
 - Wordbedeutung?
 - Wort n-Gramm (und Phrasen, Idiome,...) → Terme
- Wie kann der Grad der Wichtigkeit eines Terms innerhalb eines Dokuments und innerhalb des kompletten Korpus bestimmt werden?
- Wie kann der Grad der Ähnlichkeit zwischen einem Dokument und der Anfrage bestimmt werden?
- Im Falle des Webs: Was ist eine Dokumentensammlung und was sind die Auswirkungen von Links, Formatierungsinformationen, etc.?

Das Vektorraum-Modell

- Gehe davon aus, dass t eindeutige Terme nach der Vorverarbeitung bleiben; nenne sie Indexterme oder das Vokabular.
- Diese “orthogonalen” Terme spannen einen Vektorraum mit Dimension t auf.
- Jedem Term i in einem Dokument oder einer Anfrage j wird ein reellwertiges Gewicht w_{ij} zugeordnet (im einfachsten Fall die Anzahl des Auftretens von i in j).
- Sowohl Dokumente als auch Anfragen werden als t -dimensionale Vektoren ausgedrückt:

$$d_j = (w_{1j} \ w_{2j} \ \dots, \ w_{tj})$$

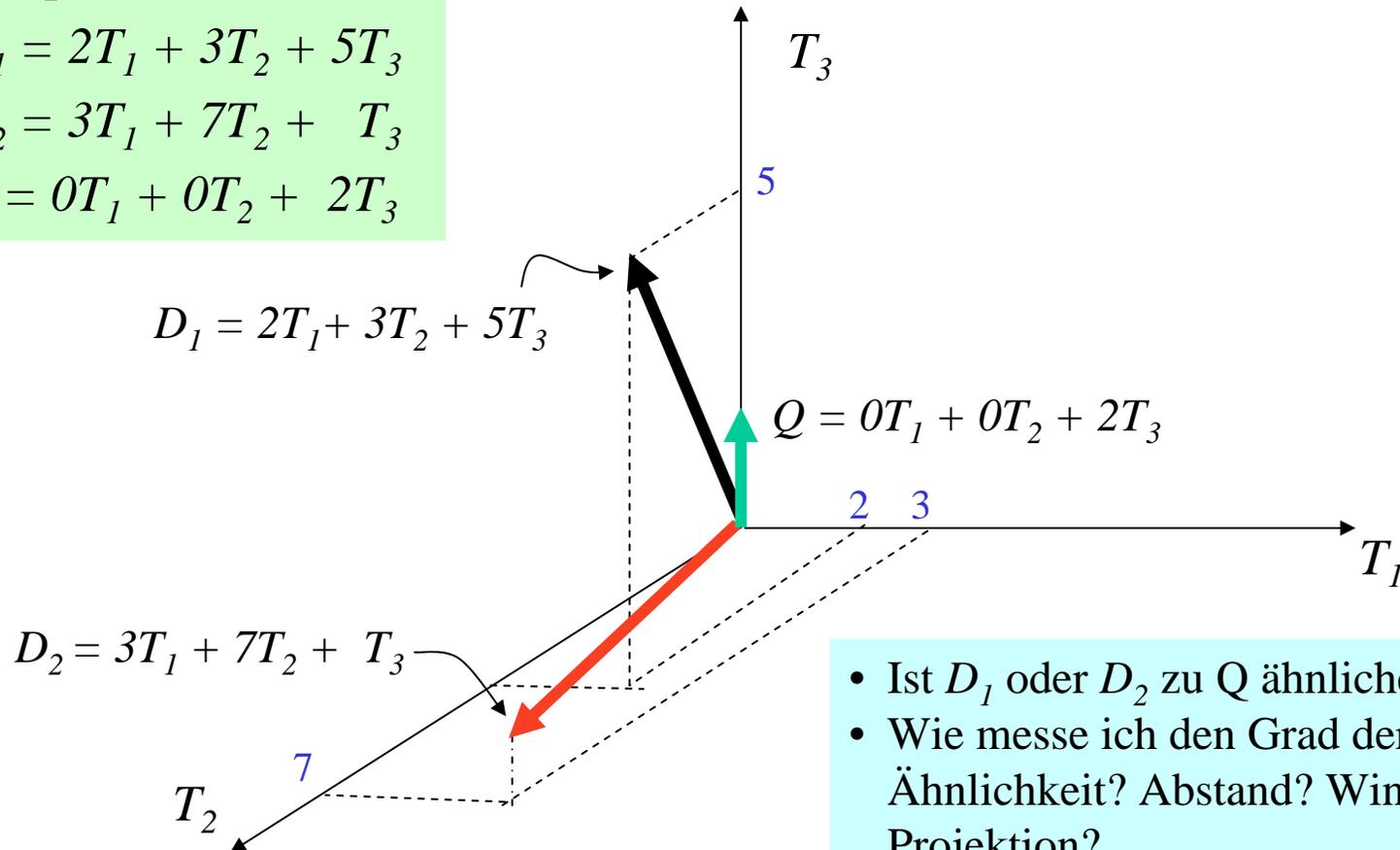
Grafische Darstellung

Beispiel:

$$D_1 = 2T_1 + 3T_2 + 5T_3$$

$$D_2 = 3T_1 + 7T_2 + T_3$$

$$Q = 0T_1 + 0T_2 + 2T_3$$



- Ist D_1 oder D_2 zu Q ähnlicher?
- Wie messe ich den Grad der Ähnlichkeit? Abstand? Winkel? Projektion?

Dokumentensammlung

- Eine Sammlung von n Dokumenten kann im Vektorraummodell durch eine Term-Dokument-Matrix dargestellt werden.
- Ein Eintrag in der Matrix entspricht dem **“Gewicht” eines Terms in dem Dokument**; Null heisst, dass der Term im Dokument keine Bedeutung hat oder dass er im Dokument einfach nicht vorkommt.

$$\begin{pmatrix} & T_1 & T_2 & \dots & T_t \\ D_1 & w_{11} & w_{21} & \dots & w_{t1} \\ D_2 & w_{12} & w_{22} & \dots & w_{t2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ D_n & w_{1n} & w_{2n} & \dots & w_{tn} \end{pmatrix}$$

Termgewichte: Termhäufigkeit

- Häufigere Terme in einem Dokument sind wichtiger, d.h. indikativer für das Thema.

$$f_{ij} = \text{Häufigkeit von Term } i \text{ in Dokument } j$$

- Man kann *Termhäufigkeit* (*tf*) über den gesamten Korpus normalisieren mit:

$$tf_{ij} = f_{ij} / \max_{k,l} \{f_{kl}\}$$

Termgewichte:

Invertierte Dokumenthäufigkeit

- Terme, die in vielen *verschiedenen* Dokumenten auftreten, sind *weniger* indikativ für das Gesamtthema.

df_i = Dokumenthäufigkeit des Terms i

= Anzahl der Dokumente, die Term i enthalten

(document frequency, df)

idf_i = Invertierte Dokumenthäufigkeit von Term i ,

= $\log_2 (N / df_i)$

(N : gesamte Anzahl von Dokumenten)

(inverted document frequency, idf)

- Eine Angabe zur *Unterscheidungs-fähigkeit* eines Terms.
- Der Logarithmus wird benutzt, um die Auswirkung bezüglich tf zu dämpfen.

TF-IDF Gewichtung

- Ein typischer zusammenhängender Indikator für die Wichtigkeit eines Terms ist *tf-idf Gewichtung*:

$$w_{ij} = tf_{ij} idf_i = tf_{ij} \log_2 (N / df_i)$$

- Einem Term, der häufig im Dokument, aber selten im Rest der Sammlung auftritt, wird hohes Gewicht gegeben.
- Viele andere Wege zur Bestimmung von Termgewichten wurden vorgeschlagen.
- Experimentell konnte gezeigt werden, dass *tf-idf* gut funktioniert.

Berechnung TF-IDF -- Ein Beispiel

- Gegeben sei ein Dokument, das Terme mit den folgenden Häufigkeiten enthält:
A(3), B(2), C(1)
- Die Sammlung enthält 10,000 Dokumente und die Dokumenthäufigkeiten dieser Terme seien:
A(50), B(1300), C(250)

Dann ist:

$$A: \text{tf} = 3/3; \text{idf} = \log(10000/50) = 5.3; \text{tf-idf} = 5.3$$

$$B: \text{tf} = 2/3; \text{idf} = \log(10000/1300) = 2.0; \text{tf-idf} = 1.3$$

$$C: \text{tf} = 1/3; \text{idf} = \log(10000/250) = 3.7; \text{tf-idf} = 1.2$$

Anfragevektor

- Der Anfragevektor wird typischerweise als Dokument behandelt und ebenfalls mit tf-idf gewichtet.
- Eine Alternative für den Anwender ist, die Gewichte für die Anfrage direkt anzugeben.

Ähnlichkeitsmaß

- Ein **Ähnlichkeitsmaß** ist eine Funktion, die den *Grad der Ähnlichkeit* zwischen zwei Vektoren berechnet.
- Benutzung eines Ähnlichkeitsmaßes zwischen der Anfrage und jedem Dokument:
 - Es ist möglich, die gewonnenen Dokumente in der Reihenfolge der vermuteten Bedeutung zu klassifizieren.
 - Es ist möglich, eine bestimmte Schwelle anzugeben, so dass die Größe der erhaltenen Menge an Dokumenten gesteuert werden kann.

Ähnlichkeitsmaß - Skalarprodukt

- Ähnlichkeit zwischen Vektoren für das Dokument d_j und Anfrage q können berechnet werden als das Skalarprodukt (inner product) der beiden Vektoren:

$$\text{sim}(d_j, q) = d_j \cdot q = \sum_{i=1}^t w_{ij} \cdot w_{iq}$$

wobei w_{ij} das Gewicht von Term i in Dokument j und w_{iq} das Gewicht von Term i in der Anfrage ist

- Für binäre Vektoren, ist das Skalarprodukt die Anzahl der übereinstimmenden Anfrageterme in einem Dokument (Größe der Intersektion).
- Für gewichtete Termvektoren, ist es die Summe der Produkte der Gewichte der passenden Terme.

Eigenschaften des Skalarproduktes

- Das Skalarprodukt ist unbegrenzt.
- Favorisiert lange Dokumente mit einer großen Anzahl von unterschiedlichen Termen.
- Misst, wieviel Terme übereinstimmen, aber nicht, wie viele Terme *nicht* passen.

Skalarprodukt -- Beispiele

Binär:

	retrieval	database	architecture	computer	text	management	information
--	-----------	----------	--------------	----------	------	------------	-------------

- D = 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0

- Q = 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1

$$\text{sim}(D, Q) = 3$$

Vektorgröße = Größe d. Vokabulars = 7
0 bedeutet, dass ein entsprechender
Term nicht im Dokument oder der
Anfrage enthalten ist

Gewichtet:

$$D_1 = 2T_1 + 3T_2 + 5T_3 \quad D_2 = 3T_1 + 7T_2 + 1T_3$$

$$Q = 0T_1 + 0T_2 + 2T_3$$

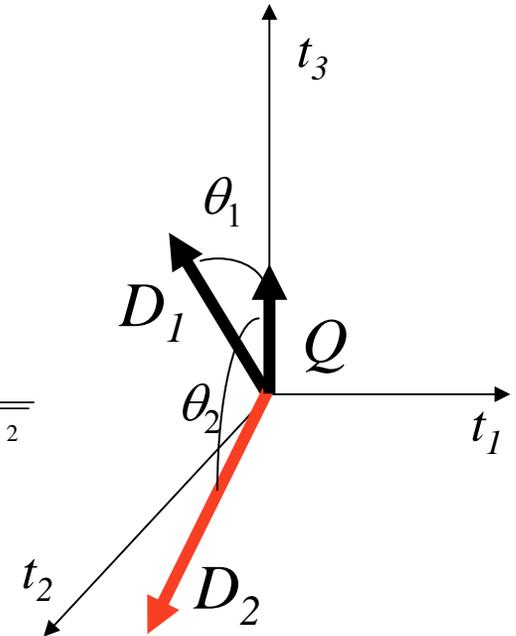
$$\text{sim}(D_1, Q) = 2*0 + 3*0 + 5*2 = 10$$

$$\text{sim}(D_2, Q) = 3*0 + 7*0 + 1*2 = 2$$

Das Kosinus-Ähnlichkeitsmaß

- Kosinus-Ähnlichkeit misst den Kosinus des Winkels zwischen zwei Vektoren.
- Dies ist das Skalarprodukt normalisiert durch die Vektorlänge.

$$\text{CosSim}(\vec{d}_j, \vec{q}) = \frac{\vec{d}_j \cdot \vec{q}}{|\vec{d}_j| \cdot |\vec{q}|} = \frac{\sum_{i=1}^t (w_{ij} \cdot w_{iq})}{\sqrt{\sum_{i=1}^t w_{ij}^2 \cdot \sum_{i=1}^t w_{iq}^2}}$$



$$\begin{aligned} D_1 &= 2T_1 + 3T_2 + 5T_3 & \text{CosSim}(D_1, Q) &= 10 / \sqrt{(4+9+25)(0+0+4)} = 0.81 \\ D_2 &= 3T_1 + 7T_2 + 1T_3 & \text{CosSim}(D_2, Q) &= 2 / \sqrt{(9+49+1)(0+0+4)} = 0.13 \\ Q &= 0T_1 + 0T_2 + 2T_3 \end{aligned}$$

D_1 ist 6 mal besser als D_2 wenn die Kosinusähnlichkeit verwendet wird, aber nur 5 mal besser bei Verwendung des Skalarprodukts.

Naive Implementierung

- Berechne für jedes Dokument der Sammlung D einen *tf-idf*-gewichteten Vektor d_j mit Länge $|V|$ (V =Vokabular).
- Konvertiere die Anfrage in einen *tf-idf*-gewichteten Vektor q .
- Für jedes d_j in D
 berechne Wert (Score) $s_j = \text{cosSim}(d_j, q)$
- Sortiere Dokumente nach abnehmendem Score.
- Präsentiere dem Anwender die besten Dokumente.

Zeitkomplexität: $O(|V| \cdot |D|)$ Schlecht für größere V und D !

$|V| = 10,000$; $|D| = 100,000$; $|V| \cdot |D| = 1,000,000,000$

Kommentare zum Vektorraum-Modell

- Einfacher, mathematisch basierter Ansatz.
- Berücksichtigt sowohl lokale (*tf*) als auch globale (*idf*) Wortauftretenshäufigkeiten.
- Liefert Ergebnisse, die nicht unbedingt alle Suchbegriffe enthalten.
- Liefert eine geordnete Liste.
- Neigt trotz offensichtlicher Schwächen dazu, in der Praxis ziemlich gut zu arbeiten.
- Ermöglicht eine wirkungsvolle Implementierung für große Dokumentensammlungen.

Probleme mit Vektorraum-Modellen

- Fehlende semantische Informationen (z.B. Wortbedeutung, Negation).
- Fehlende syntaktische Informationen (z.B. Phrasenstruktur, Wortreihenfolge, Bereichsinformationen).
- Setzt Termunabhängigkeit voraus (ignoriert z.B. Synonyme).
- Weniger Kontrolle als im booleschen Modell (z.B., die Forderung, dass ein Term im Dokument erscheinen *muss*).
 - Bei gegebener Anfrage mit zwei Termen “A B” könnte es sein, dass ein Dokument, das A häufig enthält, aber B gar nicht, einem Dokument, das sowohl A und B enthält, aber weniger häufig, vorgezogen wird.