Anfrage-Operationen

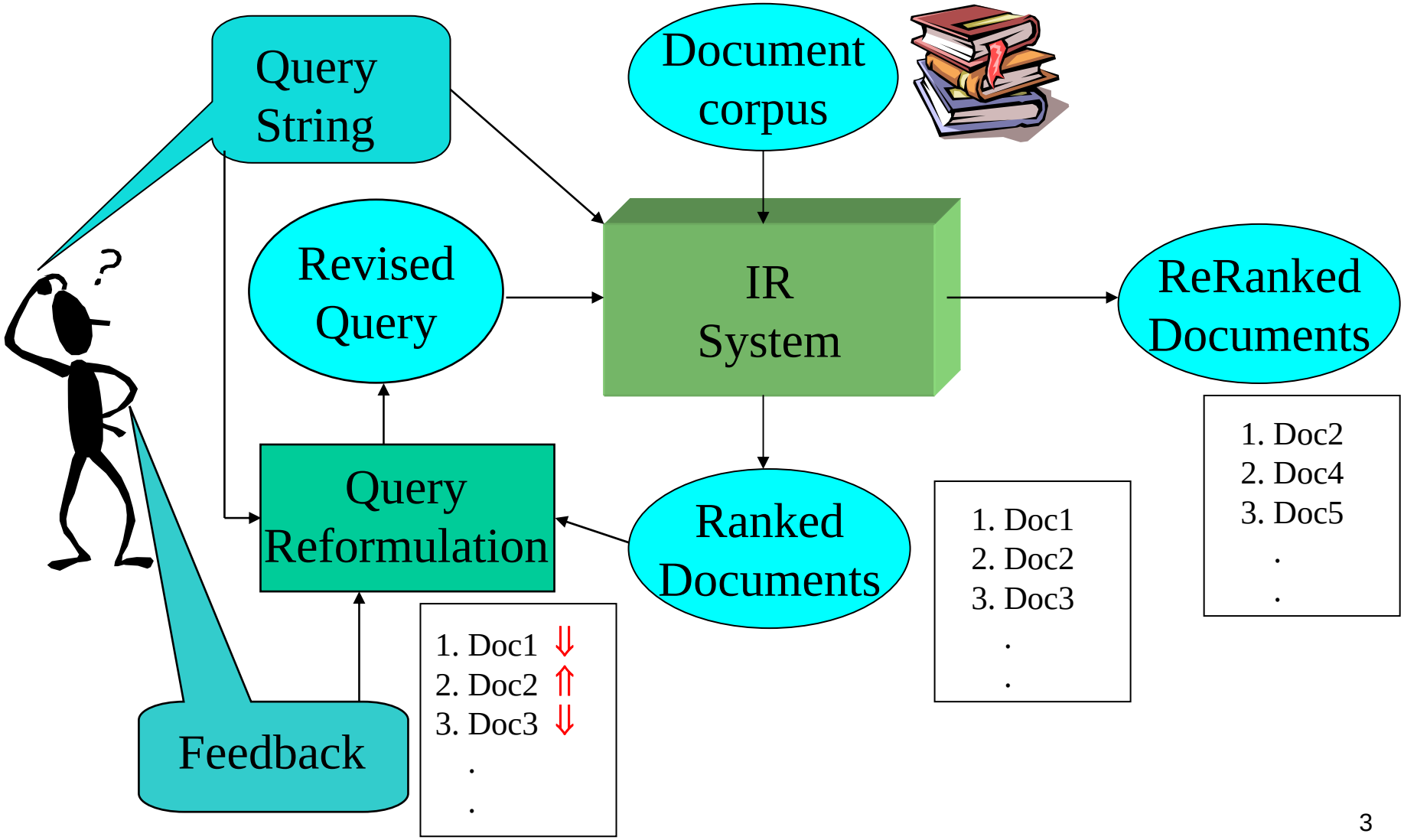
Relevance Feedback & Anfrage-Erweiterung

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

Relevance Feedback

- Nachdem die ersten Ergebnisse präsentiert sind, bietet das „Relevance Feedback“ dem Benutzer die Möglichkeit, Feedback zur Relevanz einzelner oder mehrerer Ergebnis-Dokumente zu geben.
- Die Feedback-Informationen werden benutzt, um die Anfrage neu zu formulieren und neue Ergebnisse auf Basis der neuen Anfrage zu berechnen.
- Dies erlaubt einen interaktiven Prozess, der mehrfach durchlaufen werden kann.

Relevance Feedback Architektur



Veränderung der Anfrage

- Änderung der Anfrage, um dem Feedback Rechnung zu tragen:
  - Erweiterung der Anfrage (Query Expansion): Fügt Terme aus den relevanten Dokumenten zur Anfrage hinzu.
  - Veränderung der Termgewichte: Erhöht die Gewichte von Termen aus relevanten Dokumenten und reduziert die Gewichte von Termen nicht-relevanter Dokumente.
- Verschiedene Algorithmen zum automatischen Neuformulieren der Anfrage existieren.

Veränderung der Anfrage in KSM

- Ändere den Anfragevektor mit Methoden der Linearen Algebra.
- **Addiere** die Vektoren der **relevanten** Dokumente zu dem Anfragevektor.
- **Subtrahiere** die Vektoren der **irrelevanten** Dokumente vom Anfragevektor.
- Dadurch werden sowohl positiv als auch negativ gewichtete Terme der Anfrage hinzugefügt. Die ursprünglichen Termgewichte können ebenfalls modifiziert werden.

Optimale Anfrage

- Angenommen, die Menge C_r von relevanten Dokumenten wäre bekannt.
- Dann wäre die beste Anfrage, die die relevanten Dokumente an die Spitze stellt:

$$\vec{q}_{opt} = \frac{1}{|C_r|} \sum_{\vec{d}_j \in C_r} \vec{d}_j - \frac{1}{N - |C_r|} \sum_{\vec{d}_j \notin C_r} \vec{d}_j$$

N = Gesamtzahl der Dokumente

- Die Menge C_r ist aber nicht bekannt!

Standard Rocchio-Methode

- Wir ändern die ursprüngliche Anfrage q mit Wissen über die **bekannten** Mengen von relevanten (D_r) und irrelevanten (D_n) Dokumenten.

$$\vec{q}_m = \alpha \vec{q} + \frac{\beta}{|D_r|} \sum_{\vec{d}_j \in D_r} \vec{d}_j - \frac{\gamma}{|D_n|} \sum_{\vec{d}_j \in D_n} \vec{d}_j$$

α: Gewicht für ursprüngliche Anfrage.
β: Gewicht für relevante Dokumente.
γ: Gewicht für irrelevante Dokumente.

Ide-Regular-Methode

- Da mehr Feedback den Grad der Neuformulierung erhöhen sollte, normalisiert Ide Regular nicht den Betrag des Feedbacks.

$$\vec{q}_m = \alpha \vec{q} + \beta \sum_{\vec{d}_j \in D_r} \vec{d}_j - \gamma \sum_{\vec{d}_j \in D_n} \vec{d}_j$$

α: Gewicht für ursprüngliche Anfrage.
β: Gewicht für relevante Dokumente.
γ: Gewicht für irrelevante Dokumente.

Ide-“Dec Hi”-Methode

- Beeinflusst in Richtung Ablehnung **nur** die am höchsten gerankten der irrelevanten Dokumente:

$$\vec{q}_m = \alpha \vec{q} + \beta \sum_{\vec{d}_j \in D_r} \vec{d}_j - \gamma \max_{non-relevant}(\vec{d}_j)$$

α: Gewicht für ursprüngliche Anfrage.
β: Gewicht für relevante Dokumente.
γ: Gewicht für irrelevante Dokumente.

Vergleich der Methoden

- Vergleichende experimentelle Ergebnisse zeigen keine klare Präferenz für eine der o.g. Methoden.
- Alle Methoden mit Feedback verbessern im allgemeinen die Retrieval-Performanz (Recall & Precision).
- Meist setzt man die Gewichte α, β, γ jeweils auf 1.

Evaluierung Relevance Feedback

- Durch ihre Konstruktion wird eine neu formulierte Anfrage explizit relevant gekennzeichnete Dokumente höher einstufen und explizit gekennzeichnete irrelevante Dokumente niedriger.
- Eine Verbesserung bei *diesen* Dokumenten sollte nicht positiv bewertet werden, da diese Information nicht vom System erzeugt wurde.
- Im Maschinellen Lernen/KDD wird dieser Fehler als “Testen mit den Trainingsdaten” bezeichnet.
- Die Evaluierung sollte nur die nicht bereits vom Benutzer bewerteten Dokumente berücksichtigen.

Faire Evaluierung von Relevance Feedback

- Entferne alle Dokumente aus dem Korpus, für die Feedback geliefert wurde.
- Messe Recall/Precision der verbleibenden Dokumentensammlung.
- Verglichen mit einem kompletten Korpus können die absoluten Anzahlen von Recall/Precision abnehmen, da relevante Dokumente entfernt wurden.
- Jedoch liefert die **relative** Performance auf den verbleibenden Dokumenten faire Information über die Effektivität des Relevance Feedback.

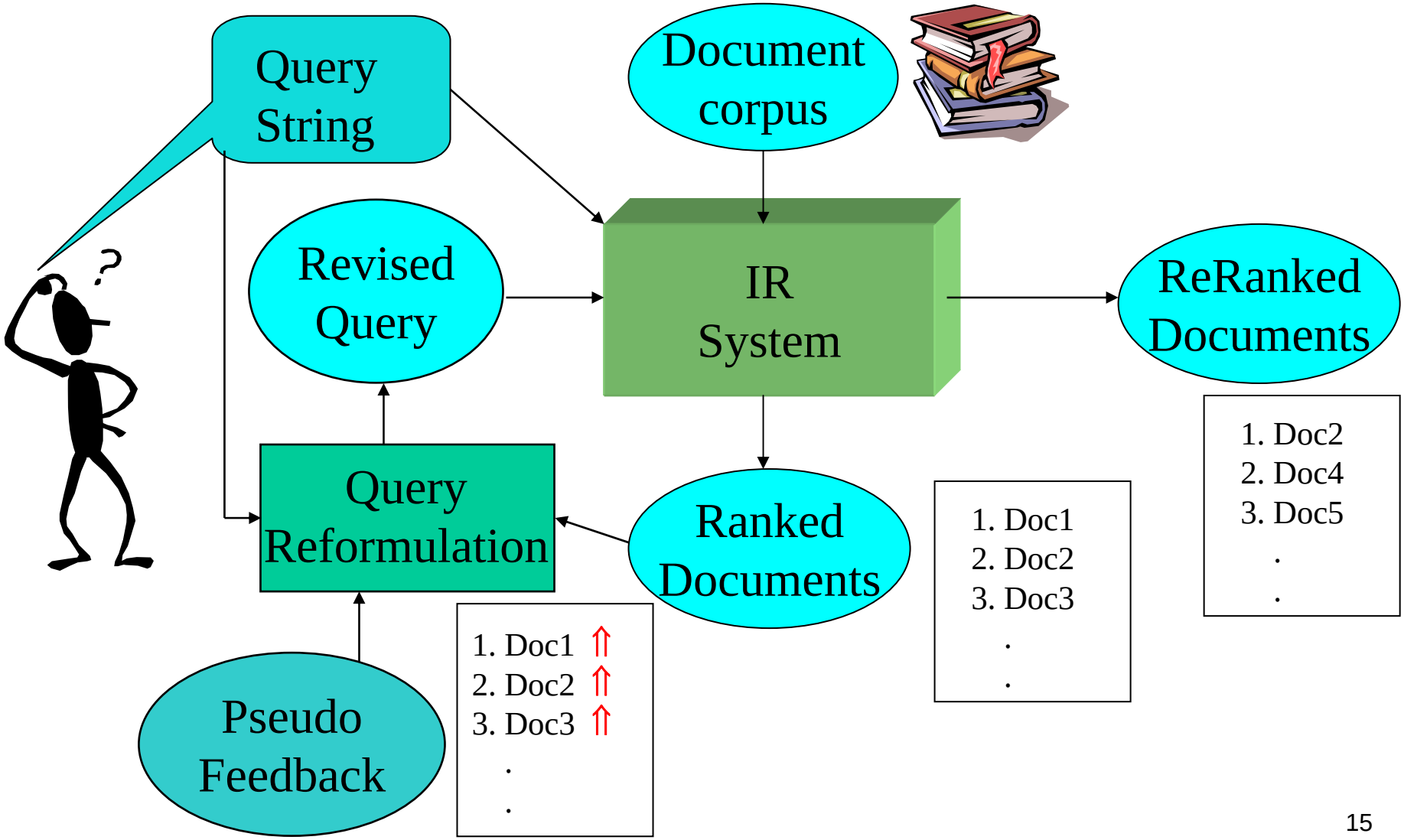
Warum wird Feedback nicht oft angewandt?

- Die Anwender zögern manchmal, explizites Feedback zu liefern.
- Rel. Feedback produziert lange Anfragen, die mehr Rechenzeit benötigen. Suchmaschinen verarbeiten oft viele Anfragen und erlauben daher wenig Zeit für jede einzelne.
- Rel. Feedback macht es schwieriger zu verstehen, warum ein spezielles Dokument gefunden wurde.

Pseudo-Feedback

- Verwendet Relevance-Feedback-Methoden ohne expliziten Anwender-Input.
- Nimmt an, dass die ersten *m* gefundenen Dokumente relevant sind, und verwendet sie, um die Anfrage neu zu formulieren.
- Erlaubt eine Anfrageerweiterung, die Terme umfasst, die in Korrelation zu den ursprünglichen Anfragetermen stehen.

Pseudo-Feedback-Architektur



Pseudo-Feedback-Ergebnisse

- Pseudo-Feedback hat die Performanz in TREC-Wettbewerben für ad-hoc Retrieval verbessert.
- Arbeitet noch besser, wenn die besten Dokumente zusätzlichen Booleschen Bedingungen entsprechen müssen, um im Feedback verwendet zu werden.

Thesaurus

- Ein Thesaurus liefert Informationen zu Synonymen und semantisch verwandten Wörtern und Phrasen.
- Beispiel:

```
physician
  syn: ||croaker, doc, doctor, MD, medical, mediciner, medico, ||sawbones
  rel: medic, general practitioner, surgeon,
```

Thesaurus-basierte Anfrage-Erweiterung

- Erweitere jede Anfrage für jeden in ihr enthaltenen Term *t* mit Synonymen und verwandten Wörtern von *t* aus dem Thesaurus.
- Kann hinzugefügte Terme niedriger gewichten als ursprüngliche Anfrageterme.
- Erhöht im Allgemeinen den Recall.
- Kann die Precision signifikant mindern, besonders bei mehrdeutigen Termen.
  - "interest rate" → "interest rate fascinate evaluate"

WordNet

- Eine lexikalische Datenbank für Englisch.
- Entwickelt von dem berühmten Kognitions-Psychologen George Miller und einem Team an der Princeton University.
- Enthält ca. 144.000 englische Nomina, Adjektive, Verben, und Adverben, die in ca. 109.000 Mengen von Synonymen gruppiert sind, die als *synsets* bezeichnet werden.

Synset-Beziehungen in WordNet

- Antonym: front → back
- Attribute: benevolence → good (Nomen zu Adjektiv)
- Pertainym: alphabetical → alphabet (Adjektiv zu Nomen)
- Similar: unquestioning → absolute
- Cause: kill → die
- Entailment: breathe → inhale
- Holonym: chapter → text (Teil-von)
- Meronym: computer → cpu (Ganzes-von)
- Hyponym: tree → plant (Spezialisierung)
- Hypernym: fruit → apple (Verallgemeinerung)

WordNet-basierte Anfrage-Erweiterung

- Füge Synonyme aus dem gleichen Synset hinzu.
- Füge Hyponyme hinzu, um speziellere Terme zu ergänzen.
- Füge Hypernyme hinzu, um eine Anfrage zu verallgemeinern.
- Füge weitere verwandte Terme hinzu, um die Anfrage zu erweitern.

Statistischer Thesaurus

- Manuell entwickelte Thesauri sind nicht in allen Sprachen verfügbar.
- Manuell erstellte Thesuari sind vom Typ und vom Umfang der Synonymität begrenzt, sowie in den semantischen Beziehungen, die sie darstellen.
- Semantisch verwandte Terme können alternativ mit statistischen Korpus-Analysen entdeckt werden.

Automatische Globalanalyse

- Bestimme die Termähnlichkeit durch eine vorberechnete statistische Analyse des kompletten Korpus.
- Berechne Assoziationsmatrizen, die die Korrelation von Termen durch die Häufigkeit ihres gemeinsamen Auftretens quantifizieren.
- Erweitere Anfragen mit den statistisch ähnlichsten Termen.

Assoziations-Matrix

	w_1	w_2	w_3	.....	w_n
w_1	c_{11}	c_{12}	c_{13}	.....	c_{1n}
w_2	c_{21}				
w_3	c_{31}				
.	.				
.	.				
w_n	c_{n1}				

c_{ij}: Korrelationsfaktor zwischen Term *i* und Term *j*

$$c_{ij} = \sum_{d_k \in D} f_{ik} \times f_{jk}$$

f_{ik} : Häufigkeit von Term *i* in Dokument *k*

Normalisierte Assoziations-Matrix

- Ein auf Häufigkeit basierter Korrelations-faktor begünstigt häufigere Terme.
- Normalisierter Assoziations-Score:

$$s_{ij} = \frac{c_{ij}}{c_{ii} + c_{jj} - c_{ij}}$$

- Normalisierter Score ist 1, wenn zwei Terme in allen Dokumenten die gleiche Häufigkeit besitzen.

Metrische Korrelations-Matrix

- Die Assoziations-Korrelation berücksichtigt nicht die Nähe der Terme in den Dokumenten, sondern nur die Häufigkeit des gemeinsamen Auftretens in Dokumenten.
- Die metrische Korrelation berücksichtigt auch die Termnähe.

$$c_{ij} = \sum_{k_u \in V_i} \sum_{k_v \in V_j} \frac{1}{r(k_u, k_v)}$$

V_i: Menge aller Vorkommen von Term i im Korpus.
$r(k_u,k_v)$: Wortabstände zwischen Wortvorkommen k_u und k_v
($= \infty$, falls k_u und k_v in verschiedenen Dokumenten vorkommen).

Normalisierte metrische Korrelations-Matrix

- Normalisierter Score zur Berücksichtigung von Termhäufigkeiten:

$$s_{ij} = \frac{c_{ij}}{|V_i| \times |V_j|}$$

Anfrageerweiterung mit Korrelations-Matrizen

- Für jeden Term *i* in der Anfrage erweitere die Anfrage mit den *n* Termen *j*, die den höchsten Wert von c_{ij} (oder s_{ij}) haben.
- Dies fügt semantisch verwandte Terme aus der “Nachbarschaft” der Anfrageterme hinzu.

Probleme mit der Globalanalyse

- Termmehrdeutigkeit kann irrelevante, statistisch korrelierte Terme einbeziehen.
  - “Apple computer” → “Apple red fruit computer”
- Da diese Terme konstruktionsbedingt hoch korreliert sind, kann es sein, dass die Erweiterung keine zusätzlichen Dokumente findet.

Automatische Lokalanalyse

- Bestimme zur Anfragezeit auf dynamische Weise die ähnlichen Terme:
- Basiere für jede spezifische Anfrage die Korrelationsanalyse nur auf der “lokalen” Menge der am besten bewerteten Dokumente zu dieser Anfrage.
- Vermeide Mehrdeutigkeiten durch das Bestimmen von ähnlichen (korrelierten) Termen nur innerhalb der relevanten Dokumente.
  - “Apple computer” $\rightarrow$ “Apple computer Powerbook laptop”

Global- versus Lokalanalyse

- Die Globalanalyse erfordert nur einmal beim Aufbau des Systems eine aufwändige Termkorrelations-Berechnung.
- Die Lokalanalyse erfordert eine intensive Termkorrelations-Berechnung zur Laufzeit bei jeder Anfrage (obwohl die Anzahl der Terme geringer ist als bei der Global-analyse).
- Aber Lokalanalysen liefern bessere Ergebnisse.

Globalanalyse-Verbesserungen

- Erweitere Anfragen nur mit den Termen, die *allen* Termen in der Anfrage ähnlich sind.

$$sim(k_i, Q) = \sum_{k_j \in Q} c_{ij}$$

  - ergänze “fruit” nicht zu “Apple computer” da dies weit von Computer “computer” entfernt ist.
  - “fruit” wird ergänzt zu “apple pie” da “fruit” da sowohl nahe an “apple” als auch an “pie”.
- Verwende bei der Berechnung von Term-korrelationen weiterentwickelte Termgewichte (anstatt nur Häufigkeit).

Schlussfolgerungen zur Anfrageerweiterung

- Anfrageerweiterungen mit verwandten Termen können die Performance – besonders den Recall – verbessern.
- Jedoch müssen ähnliche Terme sehr vorsichtig ausgewählt werden, um Probleme wie geringere Precision zu vermeiden.