

# **Realimentação de Relevância**

**Wendel Melo**

Faculdade de Computação  
Universidade Federal de Uberlândia

Recuperação da Informação

# Realimentação de Relevância

- Ciclo de realimentação onde uma consulta  $q$  recebida do usuário é transformada em uma consulta modificada  $q_m$ :

# Realimentação de Relevância

- Ciclo de realimentação onde uma consulta  $q$  recebida do usuário é transformada em uma consulta modificada  $q_m$ :
  - A expectativa é que  $q_m$  possa atender melhor a necessidade de informação do usuário;

# Realimentação de Relevância

- Ciclo de realimentação onde uma consulta  $q$  recebida do usuário é transformada em uma consulta modificada  $q_m$ :
  - A expectativa é que  $q_m$  possa atender melhor a necessidade de informação do usuário;
  - Essa transformação pode ser feita, por exemplo, através de informações obtidas por meio de avaliação do resultado por parte do usuário, ou análise automática do topo do ranking.

# Realimentação de Relevância

- Ciclo de realimentação onde uma consulta  $q$  recebida do usuário é transformada em uma consulta modificada  $q_m$ :
  - A expectativa é que  $q_m$  possa atender melhor a necessidade de informação do usuário;
  - Essa transformação pode ser feita, por exemplo, através de informações obtidas por meio de avaliação do resultado por parte do usuário, ou análise automática do topo do ranking.
- Essa filosofia já é incorporada, de certo modo, pelo modelo probabilístico. Todavia, ela também pode ser usada de modo mais genérico em qualquer modelo, incluindo o próprio modelo probabilístico.

# Tipos de Realimentação

Podemos identificar dois tipos de abordagem:

# Tipos de Realimentação

Podemos identificar dois tipos de abordagem:

- **Realimentação explícita:** o usuário fornece diretamente as informações para a reformulação da consulta, por exemplo, classificando os docs no topo do ranking da consulta original.
  - Tende a ser dispendioso para o usuário.

# Tipos de Realimentação

Podemos identificar dois tipos de abordagem:

- **Realimentação explícita:** o usuário fornece diretamente as informações para a reformulação da consulta, por exemplo, classificando os docs no topo do ranking da consulta original.
  - Tende a ser dispendioso para o usuário.
- **Realimentação implícita:** o próprio sistema de RI produz as informações para a reformulação da consulta, por exemplo, analisando características em comum presentes nos docs no topo do ranking da consulta original, ou analisando fontes de informação externas.



# Realimentação de Relevância

- O processo de formulação de uma consulta modificada que incorpore novos termos em relação à consulta original é denominado **expansão de consulta**.
- A expansão da consulta pode ser realizada tanto através de métodos de realimentação explícita quanto implícita.

# Realimentação de Relevância

A modelagem de um ciclo de realimentação se constitui em duas etapas:

- 1) Determinar as informações de realimentação que estariam relacionadas à consulta  $q$ . Essas informações poderiam ser obtidas de modo explícito do usuário, ou implícito a partir de informações do sistema;
- 2) Determinar como usar as informações da etapa 1 para transformar a consulta original na expectativa de melhorá-la (fornecer resultados mais satisfatórios ao usuário).

# Realimentação de Relevância Explícita

- Um exemplo clássico de realimentação de relevância explícita para o modelo vetorial é o **método de Rocchio**:
- O método de Rocchio parte dos pressupostos:
  - 1) Os documentos relevantes terão vetores de representação com certas semelhanças entre si.
  - 2) Os documentos não relevantes terão vetores de representação diferentes dos relevantes.
- A ideia básica é reformular a consulta, a partir da classificação do usuário, de modo que seu vetor de representação se aproxime dos docs relevantes e se afaste dos não relevantes.

# Método de Rocchio

Sejam:

- $D_r$ : conjunto de docs relevantes recuperados (avaliação do usuário);
- $D_n$ : conjunto de docs não relevantes recuperados (avaliação do usuário);
- $\alpha, \beta, \gamma$  : constantes de ajuste (não negativas)
- O método de Rocchio calcula o vetor da consulta modificada  $q_m$ , a partir do vetor da consulta original  $q$ , segundo a expressão:

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

# Método de Rocchio

- Note que o termo  $\frac{\sum_{d_j \in D_r} \vec{d}_j}{|D_r|}$  representa o vetor médio dos docs relevantes
- Note que o termo  $\frac{\sum_{d_j \in D_n} \vec{d}_j}{|D_n|}$  representa o vetor médio dos docs não relevantes

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

# Método de Rocchio

- Observe que a expressão que calcula a consulta modificada pode incorporar pesos não nulos referentes a termos que não estavam na consulta original;
- Assim, na prática, é como se a consulta modificada pudesse incorporar novos termos.
- Através do ajuste dos parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ , pode-se ponderar a importância do vetor da consulta original e dos vetores dos docs em  $D_r$  e  $D_n$  no vetor da consulta modificada.

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

# Realimentação de Relevância Explícita

- Os métodos de realimentação de relevância explícita possuem a vantagem de serem mais sensíveis à captação da subjetividade de cada usuário para melhorar a resposta, pois os próprios usuários avaliam diretamente os resultados.

# Realimentação de Relevância Explícita

- Os métodos de realimentação de relevância explícita possuem a vantagem de serem mais sensíveis à captação da subjetividade de cada usuário para melhorar a resposta, pois os próprios usuários avaliam diretamente os resultados.
- A avaliação da resposta por parte de um determinado usuário trará uma carga de sua subjetividade que pode ajudar o sistema a chegar a resultados que lhe sejam mais satisfatórios.



# Realimentação de Relevância Explícita

- Os métodos de realimentação de relevância explícita possuem a vantagem de serem mais sensíveis à captação da subjetividade de cada usuário para melhorar a resposta, pois os próprios usuários avaliam diretamente os resultados.
- A avaliação da resposta por parte de um determinado usuário trará uma carga de sua subjetividade que pode ajudar o sistema a chegar a resultados que lhe sejam mais satisfatórios.
- Por outro lado, o processo de avaliar as respostas pode ser muito dispendioso; Usuários podem não estar dispostos a avaliar resultados, especialmente em sistemas WEB.

# Realimentação de Relevância Implícita

- Por serem menos incômodos aos usuários, há uma concentração maior de pesquisa e aplicação dos métodos de realimentação implícita, que podem ser subdivididos em:

# Realimentação de Relevância Implícita

- Por serem menos incômodos aos usuários, há uma concentração maior de pesquisa e aplicação dos métodos de realimentação implícita, que podem ser subdivididos em:
- **Métodos de análise local:** usam informações referentes a resposta gerada para a consulta inicial, por exemplo, analisando o topo do ranqueamento.

# Realimentação de Relevância Implícita

- Por serem menos incômodos aos usuários, há uma concentração maior de pesquisa e aplicação dos métodos de realimentação implícita, que podem ser subdivididos em:
- **Métodos de análise local:** usam informações referentes a resposta gerada para a consulta inicial, por exemplo, analisando o topo do ranqueamento.
- **Métodos de análise global:** usam fontes externas de informação, como tesouros (documento que relaciona termos de significado semelhante) e relações entre termos extraídas da coleção de documentos.

# Realimentação Implícita por Análise Local

- Pode ser realizada através de **técnicas de agrupamento (clustering) local**:
  - A ideia principal consiste em gerar agrupamentos (*clusters*) de termos supostamente relacionados.
  - Esses agrupamentos podem então ser utilizados para expandir a consulta com novos termos presentes nos mesmos agrupamentos dos termos da consulta original.

# Realimentação Implícita por Análise Local

- Por exemplo, suponha que, para uma consulta  $q$ , recupera-se uma lista inicial de documentos.

# Realimentação Implícita por Análise Local

- Por exemplo, suponha que, para uma consulta  $q$ , recupera-se uma lista inicial de documentos.
- Suponha que a consulta  $q$  engloba o termo  $A$ , e que, ao analisar os documentos no topo do ranqueamento, foi detectado que, frequentemente,  $A$  aparece com os termos  $B$  e  $C$ , embora  $B$  e  $C$  não estejam na consulta original.

# Realimentação Implícita por Análise Local

- Por exemplo, suponha que, para uma consulta  $q$ , recupera-se uma lista inicial de documentos.
- Suponha que a consulta  $q$  engloba o termo  $A$ , e que, ao analisar os documentos no topo do ranqueamento, foi detectado que, frequentemente,  $A$  aparece com os termos  $B$  e  $C$ , embora  $B$  e  $C$  não estejam na consulta original.
- Nesse caso, temos um agrupamento local envolvendo os termos  $A$ ,  $B$  e  $C$ , pois os mesmos aparecem juntos com frequência no contexto **local** da consulta  $q$ .



# Realimentação Implícita por Análise Local

- Por exemplo, suponha que, para uma consulta  $q$ , recupera-se uma lista inicial de documentos.
- Suponha que a consulta  $q$  engloba o termo  $A$ , e que, ao analisar os documentos no topo do ranqueamento, foi detectado que, frequentemente,  $A$  aparece com os termos  $B$  e  $C$ , embora  $B$  e  $C$  não estejam na consulta original.
- Nesse caso, temos um agrupamento local envolvendo os termos  $A$ ,  $B$  e  $C$ , pois os mesmos aparecem juntos com frequência no contexto **local** da consulta  $q$ .
- Desse modo, podemos expandir a consulta adicionando à esta os termos  $B$  e/ou  $C$ .

# Realimentação Implícita por Análise Local

- No exemplo anterior, o agrupamento envolvendo A, B e C é dito **local** porque foi construído apenas no contexto da consulta  $q$ .
- Uma outra consulta  $q'$ , tal que  $q' \neq q$ , que também envolva o termo A poderia gerar um agrupamento local diferente, com outros termos no lugar de B e C;
- Por sua vez, uma técnica de análise global produz agrupamentos observando a base de documentos como um todo, sem a consideração de nenhuma consulta em particular.

# Realimentação Implícita por Análise Local

- Assim, técnicas de análise global podem ser aplicadas antes do sistema entrar em operação, já na etapa de indexação;
- Em contrapartida, as técnicas de análise local dependem da consulta recebida. Por isso, são aplicadas no processamento da resposta ao usuário;
- Por essa razão, a análise global pode utilizar técnicas computacionalmente mais pesadas, pois é realizada antes do usuário utilizar o sistema;
- A análise local, por sua vez, possui uma preocupação maior com o tempo de execução das técnicas adotadas, pois o usuário está esperando uma resposta;

# Realimentação Implícita por Análise Local

- As técnicas de agrupamento se baseiam, em geral, em uma matriz de correlação de termos  $C$  de  $T$  linhas e  $T$  colunas, onde  $T$  é o número de termos do vocabulário.

$$C = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & \dots & k_T \end{matrix} \\ \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ \vdots \\ k_T \end{matrix} & \begin{bmatrix} & & & & \\ & & & & \\ & & c_{23} & & \\ & c_{32} & & & \\ & & & & \end{bmatrix} \end{matrix}$$

O elemento  $c_{ij}$  representa a correlação entre os termos  $k_i$  e  $k_j$ .

Na linha (coluna)  $i$ , temos as correlações de todos os termos com  $k_i$ .

# Realimentação Implícita por Análise Local

$$C = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & \dots & k_T \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} & & & & \\ & & & & \\ & & c_{23} & & \\ & c_{32} & & & \\ & & & & \\ & & & & \end{bmatrix} & \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ \vdots \\ k_T \end{matrix} \end{matrix}$$

O elemento  $c_{ij}$  representa a correlação entre os termos  $k_i$  e  $k_j$ .

- A matriz  $C \geq 0$  é quadrada e simétrica. Valores altos para  $c_{ij}$  indicam que  $k_i$  e  $k_j$  estão fortemente relacionados no contexto em questão. Valores próximos a zero indicam baixa correlação.

# Exemplo de uso de matriz de correlação

- Seja  $C'$  a matriz de correlação local (isto é, construída no contexto de uma consulta  $q$ ), e  $c'_{uv}$  o coeficiente em  $C'$  relativo aos termos  $k_u$  e  $k_v$  (isto é, o valor da correlação local entre  $k_u$  e  $k_v$ ).
- Exemplo:** Suponha a seguinte matriz de correlação com vocabulário de 7 termos e a consulta  $q = k_2 \text{ AND } k_4$ :

$$C' = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & k_4 & k_5 & k_6 & k_7 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 25 & 30 & 28 & 0 & 38 & 10 \\ 40 & 28 & 10 & 61 & 0 & 150 & 6 \end{bmatrix} & \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \\ k_5 \\ k_6 \\ k_7 \end{matrix} \end{matrix}$$

# Exemplo de uso de matriz de correlação

- Seja  $C^l$  a matriz de correlação local (isto é, construída no contexto de uma consulta  $q$ ), e  $c'_{uv}$  o coeficiente em  $C^l$  relativo aos termos  $k_u$  e  $k_v$  (isto é, o valor da correlação local entre  $k_u$  e  $k_v$ ).
- Exemplo:** Suponha a seguinte matriz de correlação com vocabulário de 7 termos e a consulta  $q = k_2 \text{ AND } k_4$ :

$$C^l = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & k_4 & k_5 & k_6 & k_7 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 25 & 30 & 28 & 0 & 38 & 10 \\ 40 & 28 & 10 & 61 & 0 & 150 & 6 \end{bmatrix} & \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \\ k_5 \\ k_6 \\ k_7 \end{matrix} \end{matrix}$$

Só é preciso calcular as linhas da matriz referentes aos termos da consulta.

# Exemplo de uso de matriz de correlação

- Seja  $C'$  a matriz de correlação local (isto é, construída no contexto de uma consulta  $q$ ), e  $c'_{uv}$  o coeficiente em  $C'$  relativo aos termos  $k_u$  e  $k_v$  (isto é, o valor da correlação local entre  $k_u$  e  $k_v$ ).
- Exemplo:** Suponha a seguinte matriz de correlação com vocabulário de 7 termos e a consulta  $q = k_2 \text{ AND } k_4$ :

$$C' = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & k_4 & k_5 & k_6 & k_7 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 25 & 30 & 28 & 0 & 38 & 10 \\ 40 & 28 & 10 & 61 & 0 & 150 & 6 \end{bmatrix} & \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \\ k_5 \\ k_6 \\ k_7 \end{matrix} \end{matrix}$$

Só é preciso calcular as linhas da matriz referentes aos termos da consulta.

Os agrupamentos são montados observando os termos com maior correlação com os termos da consulta.



# Exemplo de uso de matriz de correlação

- Exemplo:** Suponha a seguinte matriz de correlação com vocabulário de 7 termos e a consulta  $q = k_2 \text{ AND } k_4$ :

$$C^l = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & k_4 & k_5 & k_6 & k_7 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 25 & \underline{30} & 28 & 0 & \underline{38} & 10 \\ \underline{40} & 28 & 10 & 61 & 0 & \underline{150} & 6 \end{bmatrix} & \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \\ k_5 \\ k_6 \\ k_7 \end{matrix} \end{matrix}$$

Só é preciso calcular as linhas da matriz referentes aos termos da consulta.

Os agrupamentos são montados observando os termos com maior correlação com os termos da consulta.

- Assim, em relação a  $k_2$ , monta-se o agrupamento com  $k_2$ ,  $k_3$  e  $k_6$
- Em relação a  $k_4$ , monta-se o agrupamento com  $k_4$ ,  $k_1$  e  $k_6$ .

# Exemplo de uso de matriz de correlação

$$C^l = \begin{matrix} & \begin{matrix} k_1 & k_2 & k_3 & k_4 & k_5 & k_6 & k_7 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 25 & 30 & 28 & 0 & 38 & 10 \\ 40 & 28 & 10 & 61 & 0 & 150 & 6 \end{bmatrix} & \begin{matrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \\ k_5 \\ k_6 \\ k_7 \end{matrix} \end{matrix}$$

Só é preciso calcular as linhas da matriz referentes aos termos da consulta.

Os agrupamentos são montados observando os termos com maior correlação com os termos da consulta.

- Assim, em relação a  $k_2$ , monta-se o agrupamento com  $k_2$ ,  $k_3$  e  $k_6$
- Em relação a  $k_4$ , monta-se o agrupamento com  $k_4$ ,  $k_1$  e  $k_6$ .
- A quantidade de termos nos agrupamentos é arbitrária, mas, em geral, deseja-se manter os agrupamentos pequenos.

# Exemplo de uso de matriz de correlação

- Assim, a consulta modificada gerada será:

$$q_m = k_2 \text{ AND } k_4 \text{ AND } k_1 \text{ AND } k_3 \text{ AND } k_6$$

- A quantidade de termos nos agrupamentos é arbitrária, mas, em geral, deseja-se manter os agrupamentos pequenos.

# Realimentação Implícita por Análise Local

Para a determinação de agrupamentos locais, três técnicas são comumente utilizadas:

- Agrupamentos de associação;
- Agrupamentos métricos;
- Agrupamentos escalares.

Cada uma dessas técnicas calculará a matriz de correlação  $C'$  de uma forma diferente. A partir da matriz de correlação, determina-se os agrupamentos observando os termos de maior correlação entre si.

# Agrupamentos de Associação

- **Não normalizado:** define cada elemento  $c'_{uv}$  de  $C'$  da seguinte forma:

$$c'_{uv} = \sum_{d_j \in D_l} (f_{uj} \times f_{vj})$$

Onde:

- $f_{ij}$ : frequência do termo  $k_i$  no documento  $d_j$ ;
- $D_l$ : conjunto de docs recuperados pela consulta  $q$ , denominado *conjunto de documentos locais* (lembre-se de que o resultado da consulta está sendo usado para melhorá-la).

# Agrupamentos de Associação

- **Normalizado:** Seja  $\hat{C}^l$  a matriz de correlação normalizada. Calcule-se cada elemento  $\hat{c}_{uv}^l$  como:

$$\hat{c}_{uv}^l = \frac{c_{uv}^l}{c_{uu}^l + c_{vv}^l - c_{uv}^l}$$

Onde:

$$c_{uv}^l = \sum_{d_j \in D_l} (f_{uj} \times f_{vj})$$

# Agrupamentos de Associação

- O método de agrupamento de associação possui a vantagem de calcular a matriz de correlação de modo simples e intuitivo;
- No entanto, a matriz de correlação acaba não levando em conta a distância em que os termos aparecem no documento, o que pode ser um fator importante;

# Agrupamentos Métricos

- O método de agrupamento métrico, por sua vez, parte da ideia de que dois termos que estejam próximos em um documento tendem a ter maior correlação do que dois termos que estejam distantes.
  - Dois termos que estejam na mesma frase tendem a ter maior correlação do que dois termos em parágrafos distantes.
- Assim, a correlação  $c'_{uv}$  entre os termos  $k_u$  e  $k_v$  é calculada em função das suas distâncias nos documentos.



# Agrupamentos Métricos

- Cada elemento  $c'_{uv}$  de  $C'$  é calculado como:

$$c'_{uv} = \sum_{d_j \in \bar{D}_l(k_u, k_v)} \sum_{p=1}^{f_{uj}} \sum_{q=1}^{f_{vj}} \frac{1}{r(\bar{k}_u(p, j), \bar{k}_v(q, j))}$$

Onde:

- $f_{ij}$ : frequência do termo  $k_i$  no documento  $d_j$ ;
- $\bar{k}_u(p, j)$ : função que retorna a posição da p-ésima aparição do termo  $k_u$  no doc  $d_j$  (ex: posição referente aos bytes);
- $r(\bar{k}_u(p, j), \bar{k}_v(q, j))$ : função que calcula a distância entre a p-ésima aparição de  $k_u$  e a q-ésima aparição de  $k_v$  no doc  $d_j$  (ex: nº de palavras);
- $\bar{D}_l$ : docs locais (retornados pela consulta) que contém ambos  $k_u$  e  $k_v$ .

# Agrupamentos Métricos

- Cada elemento  $c'_{uv}$  de  $C'$  é calculado como:

$$c'_{uv} = \sum_{d_j \in \bar{D}_l(k_u, k_v)} \sum_{p=1}^{f_{uj}} \sum_{q=1}^{f_{vj}} \frac{1}{r(\bar{k}_u(p, j), \bar{k}_v(q, j))}$$

Onde:

- $f_{ij}$ : frequência do termo  $k_i$  no documento  $d_j$ ;
- $\bar{k}_u(p, j)$ : função que retorna a posição da p-ésima aparição do termo  $k_u$  no doc  $d_j$  (ex: posição referente aos bytes);
- $r(\bar{k}_u(p, j), \bar{k}_v(q, j))$ : função que calcula a distância entre a p-ésima aparição de  $k_u$  e a q-ésima aparição de  $k_v$  no doc  $d_j$  (ex: nº de palavras);
- $\bar{D}_l$ : docs locais (retornados pela consulta) que contém ambos  $k_u$  e  $k_v$ .

A fórmula considera a distância entre cada aparição de  $k_u$  e todas as aparições de  $k_v$ .

# Agrupamentos Métricos

- Cada elemento  $c'_{uv}$  de  $C'$  é calculado como:

$$c'_{uv} = \sum_{d_j \in \bar{D}_l(k_u, k_v)} \sum_{p=1}^{f_{uj}} \sum_{q=1}^{f_{vj}} \frac{1}{r(\bar{k}_u(p, j), \bar{k}_v(q, j))}$$

A fórmula considera a distância entre cada aparição de  $k_u$  e todas as aparições de  $k_v$ .

- Considerar cada par de aparição entre  $k_u$  e  $k_v$  é uma forma de se lidar com o fato de que o nº de aparições de  $k_u$  e  $k_v$  pode ser diferente.

# Agrupamentos Escalares

- Método adicional para encontrar agrupamentos que usa o conceito da similaridade entre vizinhanças de termos;
- Parte-se da ideia de que termos com vizinhanças semelhantes possuem alguma relação de sinonímia;
- Assim, a relação entre os termos é dita indireta ou induzida pela vizinhança;

# Agrupamentos Escalares

- Primeiramente, calcula-se uma matriz  $C'$  inicial com os coeficientes de correlação de alguma forma;
- Seja  $c'_u$  a linha (vetor) de  $C'$  referente ao termo  $k_u$  e  $c'_v$  a linha (vetor) referente a  $k_v$ ;
- Calcula-se então uma nova matriz de correlação local  $\bar{C}'$  onde cada coeficiente  $\bar{c}'_{uv}$  quantifica uma similaridade entre os vetores  $c'_u$  e  $c'_v$  obtidos com as correlações iniciais;
- É comum quantificar essa similaridade através do cosseno entre  $c'_u$  e  $c'_v$ .

# Agrupamentos Escalares

- Assim:

$$\bar{c}_{uv}^l = \cos(c_u^l, c_v^l) = \frac{\sum_{i=1}^N c_{ui}^l \times c_{vi}^l}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (c_{ui}^l)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (c_{vi}^l)^2}}$$

- Desse modo, analisando a linha  $\bar{c}_u^l$ , obtemos os termos com maior correlação a  $k_u$  para fazer a expansão da consulta.

# Expansão de consultas

- A expansão de consultas é um procedimento importante, pois tende a melhorar a revocação;
- Todavia, se não houver cuidado, a precisão pode cair. São necessários testes para que a expansão fique bem ajustada.