#### **Wendel Melo**

Faculdade de Computação Universidade Federal de Uberlândia

Recuperação da Informação Adaptado do Material da Prof<sup>a</sup> Vanessa Braganholo - IC/UFF

- Proposto em 1976 por Roberstson e Sparck Jones;
- Se baseia na premissa de que, para cada consulta do usuário, existe um conjunto resposta ideal (que contém apenas os documentos relevantes e nenhum outro mais);
- O objetivo é encontrar uma resposta para cada consulta que aproxime o conjunto ideal por meio de formalismo probabilístico e refinamento iterativo.

- Assim, tenta-se **estimar** a probabilidade do usuário considerar cada documento  $d_i$  como relevante;
- O modelo supõe que essa probabilidade de relevância depende apenas das representações da consulta e dos documentos (o que pode ser demasiadamente simplista, pois desconsidera variáveis externas ao sistema);
- Desse modo, as consultas são então vistas como especificações das propriedades do conjunto resposta ideal.

### **Modelo Probabilístico – Funcionamento**

- 1) Um conjunto inicial de documentos é recuperado;
- 2) O usuário inspeciona os documentos e indica os relevantes (em geral, só os primeiros do ranking são analisados);
- 3) A informação obtida no passo 2 é usada para refinar a descrição do usuário em busca do conjunto resposta ideal;
- 4) Repetindo-se o processo, espera-se que a descrição do conjunto resposta ideal melhore. Assim, volta-se ao passo 1.

- Observe que o modelo é iterativo, e foi originalmente concebido para receber intervenção do usuário (o que contraria, de certo modo, a filosofia de RI);
- Assim, o sistema busca evoluir sua resposta por meio do "aprendizado" obtido com o usuário (o escopo desse "aprendizado" é apenas a consulta sendo respondida);
- Posteriormente, foram propostos esquemas de refinamento iterativo automático para evitar intervenções do usuário.

 Cada documento é representado por um vetor de pesos binários que indicam presença ou ausência dos termos de indexação:

$$d_{j} = (w_{1j}, w_{2j}, ..., w_{Tj})$$

onde:

$$\mathbf{w}_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se o termo } k_i \text{ aparece em } d_j, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Assim, dada uma consulta q, sejam:

R: conjunto de documentos relevantes à q, isto é, o conjunto ideal, (o qual não se conhece ainda);

 $\overline{R}$ : o conjunto de documentos não relevantes a q, (o qual também não se conhece ainda).

• Desse modo, para cada documento  $d_j$ , são estimadas as probabilidades de  $d_i$  pertencer a R, e de  $d_i$  pertencer a  $\overline{R}$ .

• Dessa forma, a similaridade entra cada documento  $d_j$  e a consulta q é dada por uma razão entre as duas probabilidades, denominada probabilidade de relevância

$$sim(d_{j}, q) = P(d_{j} relevante \ a \ q) = P(R \mid d_{j})$$
  
 $P(d_{j} n\~ao \ relevante \ a \ q) = P(R \mid d_{j})$ 

• Dessa forma, a similaridade entra cada documento  $d_j$  e a consulta q é dada por uma razão entre as duas probabilidades, denominada probabilidade de relevância Prob de  $d_i$  ser relevante a q

$$sim(d_{j}, q) = P(d_{j} \text{ relevante a } q) = P(R \mid d_{j})$$

$$P(d_{j} \text{ não relevante a } q) = P(R \mid d_{j})$$

Prob de d<sub>i</sub> não ser relevante a q

- Essa razão é adotada com o objetivo de minimizar a probabilidade de um julgamento errôneo;
- Como calcular essas probabilidades?

 Dessa forma, a similaridade entra cada documento d<sub>j</sub> e a consulta q é dada por uma razão entre as duas probabilidades, denominada probabilidade de relevância Prob de d<sub>i</sub> ser relevante a q

$$sim(d_{j}, q) = P(d_{j} \text{ relevante a } q) = P(R \mid d_{j})$$

$$P(d_{j} \text{ não relevante a } q) = P(R \mid d_{j})$$

Prob de d<sub>i</sub> não ser relevante a q

- Essa razão é adotada com o objetivo de minimizar a probabilidade de um julgamento errôneo;
- Como calcular essas probabilidades? Não se sabe ao certo!

Assim, após uma aplicação da regra de Bayes e uma pequena simplificação, temos:

$$sim(d_j, q) \sim P(d_j | R)$$
  
 $P(d_i | \overline{R})$ 

Assim, após uma aplicação da regra de Bayes e uma pequena simplificação, temos:

Proporcional 
$$sim(d_j, q) \sim P(d_j \mid R)$$

$$P(d_i \mid \overline{R})$$

Assim, após uma aplicação da regra de Bayes e uma pequena simplificação, temos:

mente  $d_j$  do conjunto  $\overline{R}$  de docs não relevantes

Prob de selecionar aleatoriamente  $d_j$  do conjunto R de docs relevantes

Assim, após uma aplicação da regra de Bayes e uma pequena simplificação, temos:

$$sim(d_j, q) \sim \underline{P(d_j \mid R)}$$
 Prob de selecionar aleatoriamente  $d_j$  do conjunto  $\overline{R}$  de docs não relevantes

• Resta então obter  $P(d_i | R)$  e  $P(d_i | \overline{R})$ . Como fazê-lo?

Assim, após uma aplicação da regra de Bayes e uma pequena simplificação, temos:

$$sim(d_j, q) \sim \underline{P(d_j \mid R)}$$
 Prob de atoriamente d<sub>j</sub> do conjunto  $\overline{R}$  de docs não relevantes

Prob de selecionar aleatoriamente  $d_j$  do conjunto R de docs relevantes

- Resta então obter  $P(d_i | R)$  e  $P(d_i | \overline{R})$ . Como fazê-lo?
  - Não se sabe ao certo!

 A forma adotada para estimar P(d<sub>j</sub> | R) considera prob de cada um de seus termos estar em um doc de R, e a prob de cada um dos termos que d<sub>i</sub> não possui de não estar em um doc de R.

$$P(d_j|R) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

• A forma adotada para estimar P(d<sub>i</sub> | R) considera prob de cada um de seus termos estar em um doc de R, e a prob de cada um dos termos que  $d_j$  não possui de não estar em um doc de R.

Prob de  $k_i$  estar presente

Prob de  $k_i$  não estar presente

em um doc aleatório de R em um doc aleatório de R

$$P(d_j|R) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

k, presentes em d,

Conjunto de termos Conjunto de termos k não presentes em d

Note o uso do símbolo  $\Pi$  , que denota um *produtório*:

$$\prod_{i=1} y_i = y_1 \times y_2 \times y_3 \times \ldots \times y_n$$

em um doc aleatório de R

$$P(d_j|R) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

Conjunto de termos  $k_i$  presentes em  $d_i$ 

Prob de  $k_i$  estar presente Prob de  $k_i$  não estar presente em um doc aleatório de R

$$\left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

Conjunto de termos  $k_i$ não presentes em d;

- Observe que, para obter  $P(d_i \mid R)$  multiplicamos as probabilidades de todos os termos de  $d_i$  estarem em um doc de R, e as probabilidades de todos os termos que não estão em  $d_i$  não estarem um doc de R.
  - Por que multiplicamos essas probabilidades?

- Resp: Porque assumimos que os termos são independentes!
- **Exemplo:** Suponha que há prob de 0,5 de uma mulher estar feliz, prob de 0,25 de estar chovendo e prob de 0,1 de estar passando um carro em sua rua. Assuma que esses eventos são totalmente independentes.
- Então, qual a probabilidade de Jéssica estar feliz, chovendo e passando um carro em sua rua, simultaneamente?

- Resp: Porque assumimos que os termos são independentes!
- **Exemplo:** Suponha que há prob de 0,5 de uma mulher estar feliz, prob de 0,25 de estar chovendo e prob de 0,1 de estar passando um carro em sua rua. Assuma que esses eventos são totalmente independentes.
- Então, qual a probabilidade de Jéssica estar feliz, chovendo e passando um carro em sua rua, simultaneamente?
  - Resposta: 0,5 \* 0,25 \* 0,1
  - Note que, para obter a resposta, multiplicamos as probabilidades de cada evento em separado. É por isso que multiplicamos a probabilidade de cada termo estar ou não em um doc de R para o cálculo de  $P(d_i \mid R)$ .

• A probabilidade  $P(d_i | \overline{R})$  é estimada de modo análogo para  $\overline{R}$ :

$$P(d_j|R) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

$$P(d_j|\bar{R}) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|\bar{R})\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|\bar{R})\right)$$

• A probabilidade  $P(d_i | \overline{R})$  é estimada de modo análogo para  $\overline{R}$ :

em um doc aleatório de *R* em um doc aleatório de *R* 

$$P(d_j|R) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

 $k_i$  presentes em  $d_i$ 

$$P(d_j|\bar{R}) \sim \left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|\bar{R})\right)$$

Prob de  $k_i$  estar presente Prob de  $k_i$  não estar presente

$$\left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)$$

Conjunto de termos Conjunto de termos  $k_i$ não presentes em d;

Prob de  $k_i$  estar presente Prob de  $k_i$  não estar presente em um doc aleatório de  $\overline{R}$   $P(d_j|\bar{R}) \sim \left(\prod_{k_i|w_{i,i}=1} P(k_i|\bar{R})\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{i,i}=1} P(\bar{k}_i|\bar{R})\right)$ 

- Note que as probabilidades  $P(k_i \mid R)$  e  $P(k_i \mid \overline{R})$  não são complementares!
  - Basta pensar em uma palavra rara, que teria probabilidade baixa tanto de estar em R quanto em  $\overline{R}$ , ou uma stopword, que teria probabilidade alta de estar tanto em R quanto em  $\overline{R}$ .

Voltando ao cálculo da similaridade:

$$sim(d_j,q) \approx rac{P(d_j|R)}{P(d_j|ar{R})}$$

Prob de selecionar aleatoriamente  ${\bf d}_{\bf i}$   ${\bf e}_{i}$   ${\bf e$ 

do conjunto  $\overline{R}$  de docs não relevantes

Temos então:

$$sim(d_j, q) \sim \frac{\left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)}{\left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|\bar{R})\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|\bar{R})\right)}$$

Temos então:

$$sim(d_j, q) \sim \frac{\left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|R)\right)}{\left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|\bar{R})\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} P(\bar{k}_i|\bar{R})\right)}$$

Como  $P(k_i | R) + P(\overline{k}_i | R) = 1$ , e  $P(k_i | \overline{R}) + P(\overline{k}_i | \overline{R}) = 1$ :

$$sim(d_j, q) \sim \frac{\left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|R)\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} (1 - P(k_i|R))\right)}{\left(\prod_{k_i|w_{ij}=1} P(k_i|\bar{R})\right) \times \left(\prod_{k_i|w_{ij}=0} (1 - P(k_i|\bar{R}))\right)}$$

Para facilitar a manipulação, toma-se os logaritmos, o que muda os valores absolutos, mas não o ranqueamento:

$$sim(d_{j}, q) \sim \log \prod_{k_{i}|w_{ij}=1} P(k_{i}|R) + \log \prod_{k_{i}|w_{ij}=0} (1 - P(k_{i}|R))$$

$$-\log \prod_{k_{i}|w_{ij}=1} P(k_{i}|\bar{R}) - \log \prod_{k_{i}|w_{ij}=0} (1 - P(k_{i}|\bar{R}))$$

Propriedades de logaritmos:

$$\log ab = \log a + \log b$$
$$\log \frac{a}{b} = \log a - \log b$$

Assumindo que, para todo termo  $k_i$  não pertencente a consulta,  $P(k_i \mid R) = P(k_i \mid \overline{R})$ , podemos, com algum algebrismo e descarte de termos constantes às similaridades de todos os documentos, chegar a :

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Assumindo que, para todo termo  $k_i$  não pertencente a consulta,  $P(k_i \mid R) = P(k_i \mid \overline{R})$ , podemos, com algum algebrismo e descarte de termos constantes às similaridades de todos os documentos, chegar a :

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Note que só é preciso computar as parcelas referentes a termos que apareçam tanto na consulta q quanto no documento  $d_i$ 

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

• A questão agora é: Como calcular  $P(k_i | R)$  e  $P(k_i | \overline{R})$ ?

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

- A questão agora é: Como calcular P(k<sub>i</sub> | R) e P(k<sub>i</sub> | R)?
  - Não se sabe ao certo!

Na prática, adota-se inicialmente:

$$P(k_i|R)=0.5$$
  $P(k_i|\bar{R})=rac{n_i}{N}$   $N^{\underline{o}}$  de docs com o termo  $k_i$   $N^{\underline{o}}$  total de docs

 A partir daí, calcula-se as similaridades e recupera-se um conjunto inicial de documentos. Este conjunto é então utilizado para atualizar as probabilidades iterativamente:

$$P(k_i|R) = \frac{V_i}{V} \qquad P(k_i|\bar{R}) = \frac{n_i - V_i}{N - V}$$

Onde V é o  $n^o$  de docs inicialmente recuperados (podem ser só os primeiros do ranking) e  $V_i$  é o  $n^o$  de docs inicialmente recuperados que contém o termo  $k_i$ .

• Para evitar problemas com V e  $V_i$  muito pequenos, um fator de ajuste  $\varphi_i$  pode ser adicionado à formula:

$$P(k_i|R) = \frac{V_i + \varphi_i}{V + 1}$$

$$P(k_i|\bar{R}) = \frac{n_i - V_i + \varphi_i}{N - V + 1}$$

Pode-se utilizar:

$$\varphi_i = 0.5$$

ou

$$\varphi_i = \frac{n_i}{N}$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

P(A|R) = 0.5

P(B|R) = 0.5

P(C|R) = 0.5

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

 $w_{ij} = 1$  se o termo  $k_i$  está em  $d_j$ , e 0 caso contrário.

Inicialmente, adotamos:

$$P(k_i|R)=0.5$$
  $P(k_i|\bar{R})=rac{n_i}{N}$   $N^{\underline{o}}$  de docs com o termo  $k_i$ 

$$P(A|\bar{R}) = \frac{3}{5} = 0.6$$
  
 $P(B|\bar{R}) = \frac{3}{5} = 0.6$   
 $P(C|\bar{R}) = \frac{2}{5} = 0.4$ 

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$P(A|R) = 0.5$$

$$P(C|R) = 0.5$$

$$P(A|\bar{R}) = \frac{3}{5} = 0.6$$
  
 $P(C|\bar{R}) = \frac{2}{5} = 0.4$ 

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Primeiro, calculamos as parcelas referentes aos logaritmos. Como a consulta só é composta por A e C, só precisamos calcular as parcelas referentes a estes dois termos.

$$\log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = \log \frac{0.5}{1 - 0.5} = \log 1 = 0$$

$$\log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = \log \frac{0.5}{1 - 0.5} = \log 1 = 0$$

$$\log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = \log \frac{1 - 0.6}{0.6} = \log \frac{0.4}{0.6} = -0.176$$

$$\log \frac{1 - P(C|R)}{P(C|\bar{R})} = \log \frac{1 - 0.4}{0.4} = \log \frac{0.6}{0.4} = 0.176$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_i, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_i$  e q.

Similaridade entre  $d_1$  e q:

$$sim(d_1,q) \sim w_{A1}w_{Aq} \left(\log \frac{P(A|R)}{1-P(A|R)} + \log \frac{1-P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})}\right)$$
 $sim(d_1,q) \sim 0 + -0.176$ 
Calculados no slide anterior
$$constant = \frac{\log \frac{1}{1}}{\log \frac{1}{1}}$$

slide anterior

Calculados no slide anterior 
$$\begin{cases} \log \frac{P(A|R)}{1-P(A|R)} = 0 \\ \log \frac{1-P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = -0,176 \end{cases}$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_i, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_i$  e q. Similaridade entre  $d_2$  e q:

$$sim(d_2,q) \sim w_{A2}w_{Aq} \left( \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} + \log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} \right) + w_{C2}w_{Cq} \left( \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} + \log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} \right)$$

$$sim(d_2, q) \sim (0 + -0.176) + (0 + 0.176)$$

$$sim(d_2,q) \sim 0$$

$$\log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = 0 \log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = 0$$

$$\log \frac{1 - P(A|R)}{P(A|\bar{R})} = -0.176$$

$$\log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = -0.176 \qquad \log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} = 0.176$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_j$  e q.

Similaridade entre  $d_3$  e q:

$$sim(d_3, q) \sim w_{A3} w_{Aq} \left( \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} + \log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} \right)$$

$$sim(d_3, q) \sim 0 + -0.176$$

$$sim(d_3, q) \sim -0.176$$

$$\log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = 0$$

$$\log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = -0.176$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_j$  e q. Similaridade entre  $d_A$  e q:

$$sim(d_4,q) \sim 0$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_i, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_i$  e q.

Similaridade entre  $d_5$  e q:

$$sim(d_5, q) \sim +w_{C5}w_{Cq} \left( \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} + \log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} \right)$$

$$sim(d_5, q) \sim 0 + 0.176$$

$$log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = 0$$

$$\log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = 0$$

$$sim(d_5, q) \sim 0.176$$
 
$$\log \frac{1 - P(C|R)}{P(C|\bar{R})} = 0.176$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

Assim, temos as seguintes similaridades

Doc	Sim
D1	-0,176
D2	0
D3	-0,176
D4	0
D5	0,176

A ordem do ranqueamento fica: D5, D2, D4, D1, D3

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

A ordem do ranqueamento fica: D5, D2, D4, D1, D3

Atualizamos então as probabilidades  $P(k_i | R)$  e  $P(k_i | \overline{R})$  segundo as fórmulas:

$$P(k_i|R) = \frac{V_i + 0.5}{V + 1} \qquad P(k_i|\bar{R}) = \frac{n_i - V_i + 0.5}{N - V + 1}$$

Onde V é o  $n^{\circ}$  de docs inicialmente recuperados (podem ser só os primeiros do ranking),  $V_i$  é o  $n^{\circ}$  de docs inicialmente recuperados que contém o termo  $k_i$ , N é o  $n^{\circ}$  total de docs e  $n_i$  é o  $n^{\circ}$  total de docs com o termo  $k_i$ .

No nosso exemplo, usaremos apenas os 3 primeiros do ranking para atualizar as probabilidades.

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$P(k_i|R) = \frac{V_i + 0.5}{V + 1} \qquad P(k_i|\bar{R}) = \frac{n_i - V_i + 0.5}{N - V + 1}$$

Assim, V = 3 (D5, D2 e D4), 
$$V_A = 1$$
,  $V_B = 2$  e  $V_C = 2$ 

$$P(A|R) = \frac{1+0.5}{3+1} = \frac{1.5}{4} = 0.375$$

$$=\frac{2+0.5}{2}=\frac{2.5}{1}=0.625$$

$$P(A|R) = \frac{1+0.5}{3+1} = \frac{1.5}{4} = 0.375$$
  $P(A|\bar{R}) = \frac{3-1+0.5}{5-3+1} = \frac{2.5}{3} = 0.833$ 

$$P(C|R) = \frac{2+0.5}{3+1} = \frac{2.5}{4} = 0.625$$
  $P(C|\bar{R}) = \frac{2-2+0.5}{5-3+1} = \frac{0.5}{3} = 0.167$ 

Recalculamos então as similaridades de todos os documentos

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$P(A|R) = 0.375$$
  
 $P(C|R) = 0.625$   
 $P(A|\bar{R}) = 0.833$   
 $P(C|\bar{R}) = 0.167$ 

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Primeiro, calculamos as parcelas referentes aos logaritmos. Como a consulta só é composta por A e C, só precisamos calcular as parcelas referentes a estes dois termos.

$$\log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = \log \frac{0,375}{1 - 0,375} = \log 0,6 = -0,222$$
$$\log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = \log \frac{0,625}{1 - 0,625} = \log 1,667 = 0,222$$

$$\log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = \log \frac{1 - 0.833}{0.833} = \log 0.200 = -0.699$$

$$\log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} = \log \frac{1 - 0.167}{0.167} = \log 4.988 = 0.698$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_i$  e q.

Similaridade entre d<sub>1</sub> e q:

$$sim(d_1, q) \sim w_{A1} w_{Aq} \left( \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} + \log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} \right)$$
 $sim(d_1, q) \sim -0.222 + -0.698$ 

$$\log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)}$$
 $sim(d_1, q) \sim -0.920$ 

$$\log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = -0.222$$

$$\log \frac{1 - P(A|R)}{P(A|\bar{R})} = -0.698$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_i$  e q.

Similaridade entre d<sub>2</sub> e q:

$$sim(d_{2},q) \sim w_{A2}w_{Aq} \left( \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} + \log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} \right) + w_{C2}w_{Cq} \left( \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} + \log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} \right)$$

$$sim(d_{2},q) \sim -0.222 + -0.698 + 0.222 + 0.698 \left[ \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = -0.222 \right] \log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = 0.222$$

$$sim(d_{2},q) \sim 0$$

$$\log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = -0.698 \left[ \log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} = 0.698 \right]$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_j$  e q.

Similaridade entre d<sub>3</sub> e q:

$$sim(d_3, q) \sim w_{A3} w_{Aq} \left( \log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} + \log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} \right)$$

$$sim(d_3, q) \sim -0.222 + -0.698$$

$$log \frac{P(A|R)}{1 - P(A|R)} = -0.222$$

$$sim(d_3, q) \sim -0.920$$

$$log \frac{1 - P(A|\bar{R})}{P(A|\bar{R})} = -0.698$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_i$  e q.

Similaridade entre d<sub>4</sub> e q:

$$sim(d_4,q) \sim 0$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

$$sim(d_j, q) \sim \sum_{i=1}^{T} w_{ij} w_{iq} \left( \log \frac{P(k_i|R)}{1 - P(k_i|R)} + \log \frac{1 - P(k_i|\bar{R})}{P(k_i|\bar{R})} \right)$$

Para o cálculo de  $sim(d_j, q)$  só precisamos calcular as parcelas referentes aos termos que aparecem em ambos  $d_j$  e q.

$$sim(d_5, q) \sim +w_{C5}w_{Cq} \left( \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} + \log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} \right)$$

$$sim(d_5, q) \sim 0.222 + 0.698$$

$$sim(d_5,q) \sim 0.920$$

$$\log \frac{P(C|R)}{1 - P(C|R)} = 0.222$$

$$\log \frac{1 - P(C|\bar{R})}{P(C|\bar{R})} = 0,698$$

Base de 5 documentos e três termos, A, B e C. Consulta: A C

D1	AAAB
D2	AAC
D3	AA
D4	ВВ
D5	ВСС

Assim, temos as novas seguintes similaridades:

Doc	Sim
D1	-0,920
D2	0
D3	-0,920
D4	0
D5	0,920

A ordem do novo ranqueamento fica: D5, D2, D4, D1, D3;

Com nosso exemplo de brinquedo, as similaridades ficam "estranhas", mas em uma base realística, o modelo se comporta melhor;

O processo poderia ser repetido por mais iterações, mas vamos para por aqui.

# Vantagens do Modelo Probabilístico

- Documentos ordenados em ordem decrescente de probabilidade de relevância.
  - No entanto, essa probabilidade pode ser incorretamente estimada e depende de fatores externos.
- Refinamento iterativo pode captar características pessoais do usuário.
  - Todavia, na prática, o modelo é implementado sem a realimentação do usuário.

#### Desvantagens do Modelo Probabilístico

- Necessidade de "adivinhar" valores iniciais para  $P(k_i | R)$  e  $P(k_i | \overline{R})$ ;
- Não leva em conta ponderação de termos, em especial a frequência dos termos em um documento (TF);
- Falta de normalização pelo tamanho do documento.
- Refinamento iterativo pode produzir resultados ruins se for mau influenciado pelo resultado da primeira iteração.