Motores de búsqueda

Elementos de un motor de búsqueda

Indexación del espacio de búsqueda

- Extracción de "palabras" de los documentos (en el caso de texto)
- Cómputo de ponderaciones palabra/documento
- Creación de estructuras de índice

Definición de una función de ránking

- Búsqueda simple: funciones no supervisadas
- Ránking avanzado: learning to rank supervisado
- Típicamente multifase

Docenas de refinamientos críticos

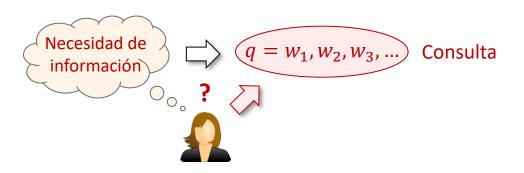
- Comprensión de consultas: clasificación, erratas, sinonimia, NLP
- Pre y post-filtros
- Multilingualidad
- Interfaz conversacional
- Índices distribuidos, poda de resultados, cache
- Etc.

Definición del problema de recuperación de información

- Dada una necesidad de información de un usuario
- Devolver al usuario la mayor cantidad posible de información relevante para su necesidad de información
- ◆ Y la menor cantidad posible de información no relevante
- Presentar la respuesta como ranking de opciones
 para lidiar con el tamaño e incertidumbre del resultado

Necesidad de información

- Una información de la que el usuario precisa para realizar un objetivo
 - Precisa o vaga, estable o dinámica
- El usuario formula su necesidad en forma de consulta (o no)
 - Lista de palabras, preguntas, formulario, un ejemplo
 - No toda necesidad de información requiere un sistema IR!
- Entre necesidad y la consulta hay un salto
 - Expresividad del lenguaje de consulta del sistema
 - Consultas mejores y peores para una necesidad (relevance feedback)

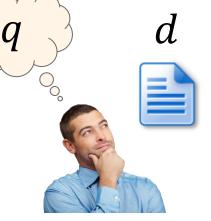


Relevancia

- Un concepto central, abstracto, a veces escurridizo
 - Base de la evaluación offline de sistemas IR
 - Base de algunos modelos probabilísticos
- Una propiedad del par necesidad / documento
 - Acierto / utilidad / valor para el usuario
- Simplificaciones comunes
 - Binaria (relevante / no relevante)
 - Unidimensional
 - Estable (independencia del tiempo)
 - Consistente (independencia de usuario y contexto)
 - Independiente respecto a documentos ya vistos



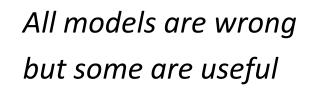
- \rightarrow M00
- → modelos temporales
- → personalización
- → diversidad



Ranking

- Incertidumbre dominante en un proceso IR
 - Es difícil tener certeza sobre el acierto
- Se presenta un orden del espacio de búsqueda
 - Para simplificar, orden lineal total
 - Otras presentaciones: ranking de estanterías, etc.
 - En la práctica se trunca un top N
- El usuario explora el ranking hasta encontrar lo que necesita
- Soluciones de ranking: modelos de IR
 - Supervisados vs. no supervisados

Modelos IR orientados a la búsqueda de texto



George E. P. Box (1919-2013, British statistician)

1. Modelos IR no supervisados

Modelos no supervisados

- Funciones de predicción
 - Inspiración heurística: modelo vectorial
 - Inspiración formal: modelos probabilísticos
- Representación sparse: bag of words
 - Basada en unigramas: palabras sueltas
 - Matriz de pesos término/documento
- Representación densa: embeddings
 - Se define un espacio de factores latentes de dimensión reducida
 - Se produce un vector denso para cada palabra, documento, consulta en el espacio común de factores latentes

Modelos sparse

- Previo al tiempo de consulta se crea un índice
 - Diccionario { palabra → lista de documentos }
 con información extra (frecuencias, pesos...)
 - Document map { documento → lista de propiedades }
 con cálculos globales: longitud del documento, PageRank...
 - Coste lineal en la suma de la longitud de los documentos del espacio de búsqueda
- Calcular la función de scoring en tiempo de consulta
 - Coste lineal respecto al nº de documentos que contienen las palabras de la consulta

Indexación

- Extracción de palabras clave
 - Tokenización, decodificación, eliminación de marcas...
- ◆ Filtrado y procesamiento de las palabras → términos (vocabulario)
 - Stopwords, normalización, stemming, grupos nominales...
- Construcción de índices optimizados
 - Estructuras, compresión, índices distribuidos

Representación sparse

The leopard cannot change its spots. Does the leopard rely on strength? Well no, a leopard does not rely on strength as does the tiger. Leopards roar but not like the roar of a lion.

Saco de palabras

- Los modelos dispersos simplemente extraen y cuentan las palabras
- Y construyen diferentes elaboraciones sobre el "saco" de palabras

leopard change spot
leopard rely strength leopard
rely strength tiger
leopard roar roar lion

Saco de palabras

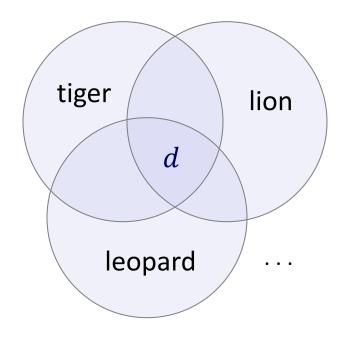
- Los modelos dispersos simplemente extraen y cuentan las palabras
- Y construyen diferentes elaboraciones sobre el "saco" de palabras

change	1
leopard	4
lion	1
rely	2
roar	2
spot	1
strength	2
tiger	1

Modelo booleano

- Las palabras se ven como conjuntos de documentos (los que contienen el término)
- ◆ Las consultas son operaciones booleanas (U, ∩, complemento) sobre palabras
- Un documento satisfice la consulta si "pertenece" a ella

change	1	\rightarrow	1
leopard	4	\rightarrow	1
lion	1	\rightarrow	1
rely	2	\rightarrow	1
roar	2	\rightarrow	1
spot	1	\rightarrow	1
strength	2	\rightarrow	1
tiger	1	\rightarrow	1
•••		\rightarrow	0

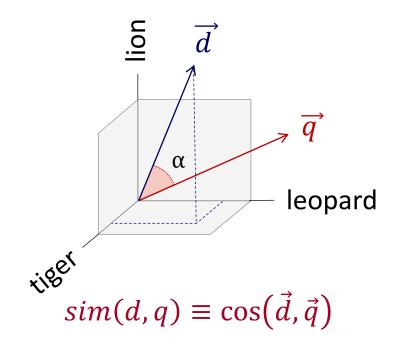


$$sim(d,q) \equiv [d \in q]$$

Modelo vectorial

- Las palabras son ejes de un espacio vectorial
- Los documentos y consultas son vectores en este espacio
- Un documento satisfice la consulta = el ángulo entre los vectores es pequeño

change	1	\rightarrow	4.3
leopard	4	\rightarrow	26.9
lion	1	\rightarrow	9.4
rely	2	\rightarrow	13.3
roar	2	\rightarrow	15.3
spot	1	\rightarrow	6.1
strength	2	\rightarrow	9.3
tiger	1	\rightarrow	9.0
•••		\rightarrow	0

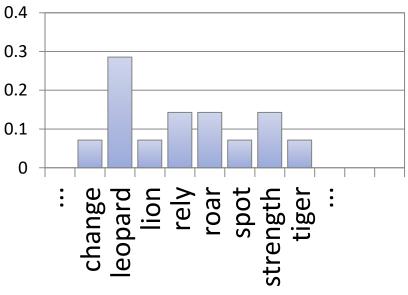


$$tf$$
 - idf (leopard, d) = $(1 + \log_2 4) \log_2 \left(\frac{\text{\# docs in collection}}{\text{\# docs containing "leopard"}} \right)$

Modelos probabilísticos

- Las palabras son variables aleatorias
- Los documentos y consultas "son" distribuciones de palabras
- Diferentes modelos para valorar la relación entre consultas y documentos

change	1	\rightarrow	1/14	0.4 -	
leopard	4	\rightarrow	4/14	0.3 -	
lion	1	\rightarrow	1/14	0.2 -	
rely	2	\rightarrow	2/14	0.1 -	
roar	2	\rightarrow	2/14		
spot	1	\rightarrow	1/14	0 -	:
strength	2	\rightarrow	1/14		•
tiger	1	\rightarrow	1/14		
•••		\rightarrow	0		



$$P(\text{leopard}|d) \sim \frac{\text{\# occurrences of "leopard" in } d}{\text{\# words in } d}$$

$$sim(d,q) \equiv p(q|d)$$

Modelo vectorial

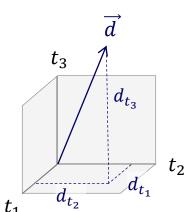
Modelo vectorial (VSM)

- G. Salton, Harvard/Cornell University, 60-70's
- Se representan documentos y consultas en un espacio vectorial $\mathbb{R}^{|\mathcal{V}|}$, donde \mathcal{V} es el vocabulario



Gerard Salton (1927-1995)

- La coordenada de los vectores de documento para cada $t \in \mathcal{V}$ son pesos $d_t = w(t, \vec{d})$ que se calculan con una fórmula, típicamente basada en frecuencias
- Definir una ponderación representativa
 - Que por un lado cuantifique cuán representativo es cada término en el documento
 - Que por otro matice entre términos muy comunes y otros más específicos (y por tanto significativos)

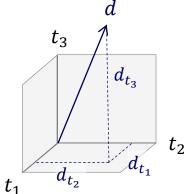


Modelo vectorial: esquema tf-idf

El esquema típico de ponderación es tf-idf

$$d_t = tf(t, d) \cdot idf(t)$$

- *tf* mide la "importancia" de los términos en los documentos
- idf mide el poder de discriminación del término
- Existen diversas variantes para concretar las funciones tf e idf, en todas ellas:
 - -tf(t,d) es creciente respecto a la frecuencia de t en d
 - idf(t) mide la especificidad de t por su frecuencia en la colección



El esquema *tf-idf*

$$tf(t,d) = \begin{cases} 1 + \log_2 frec(t,d) & \text{si } frec(t,d) > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$idf(t) = \log \frac{|\mathcal{D}|}{|\mathcal{D}_t|}$$

 $\mathcal{D} =$ la colección de documentos (espacio de búsqueda)

 $\mathcal{D}_t = \text{documentos que contienen}$ el término t

- tf tiene que ver con la probabilidad del término en el documento
- E idf con la probabilidad en la colección

El esquema *tf-idf* (cont)

Otras variantes:

$$tf(t,d) = \lambda + (1-\lambda) \frac{frec(t,d)}{\max_{t' \in \mathcal{V}} frec(t',d)}$$
 p.e. $\lambda = 0.5$

$$idf(t) = \log \frac{|\mathcal{D}| + 1}{|\mathcal{D}_t| + 0.5}$$

...y unas cuantas más (tuning)

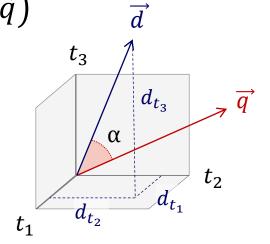
Modelo vectorial: función de ránking

Finalmente...

- Construimos \vec{q}
 - También por tf-idf, aunque no necesariamente con la misma variante
- ullet Comparamos los vectores $ec{d}$ y $ec{q}$ en similitud por ángulo

$$f(d,q) = sim(d,q) = \operatorname{angulo}(\vec{d}, \vec{q}) \propto \cos(\vec{d}, \vec{q})$$

$$\cos(\vec{d}, \vec{q}) = \frac{\vec{d} \cdot \vec{q}}{|\vec{d}| |\vec{q}|} = \frac{\sum_{t} d_{t} q_{t}}{\sqrt{\sum_{t} d_{t}^{2}} \sqrt{\sum_{t} q_{t}^{2}}} \in [0,1]$$



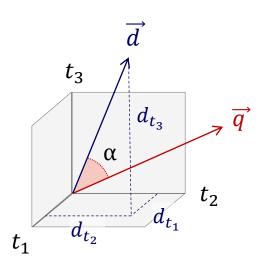
Modelo vectorial: coseno

Vector de consulta \vec{q}

- Se podría hacer tf binario
 - Salvo que la repetición de términos importe (p.e. consulta por ejemplos)
- idf penaliza doblemente los términos muy comunes (se puede omitir)
- Se puede omitir $|\vec{q}|$ en el denominador

Normalización longitud de documento $ec{d}$

• El módulo del documento $|\vec{d}|$ en el denominador representa una normalización para evitar el sesgo a documentos largos



Ejemplo

```
q= "gold silver truck" d_1= "Shipment of gold damaged in a fire" d_2= "Delivery of silver arrived in a silver truck" d_3= "Shipment of gold arrived in a truck" d_4= "There was a fire at silver lake"
```

Ejemplo 2

