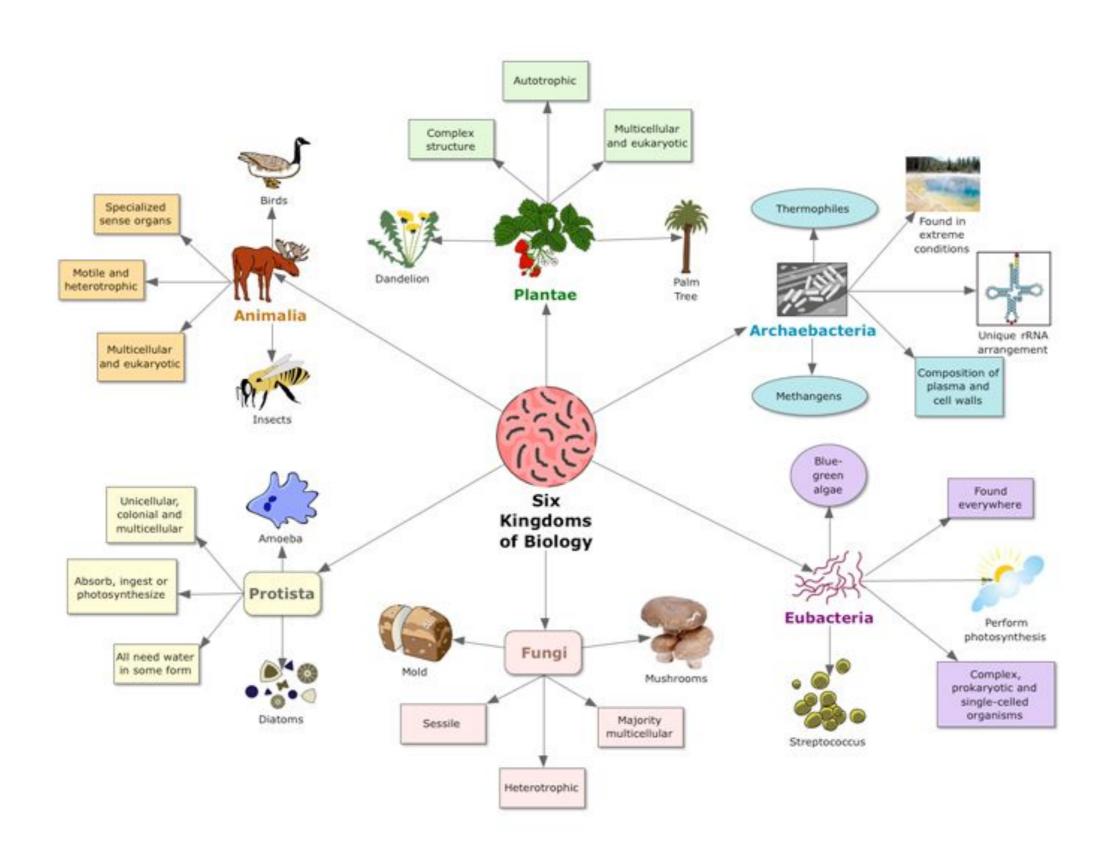


## Clustering

Parte I: Introducción, Ejemplos, Caso de uso real

Basado en las slides de Bárbara Poblete

### Inspiración histórica (taxonomía)



## ¿Qué es el clustering?

- Encontrar grupos de objetos especificando que:
- Los objetos en un grupo sean similares (o relacionados) entre sí y
- que sean diferentes (o no relacionados) a los objetos en otros grupos

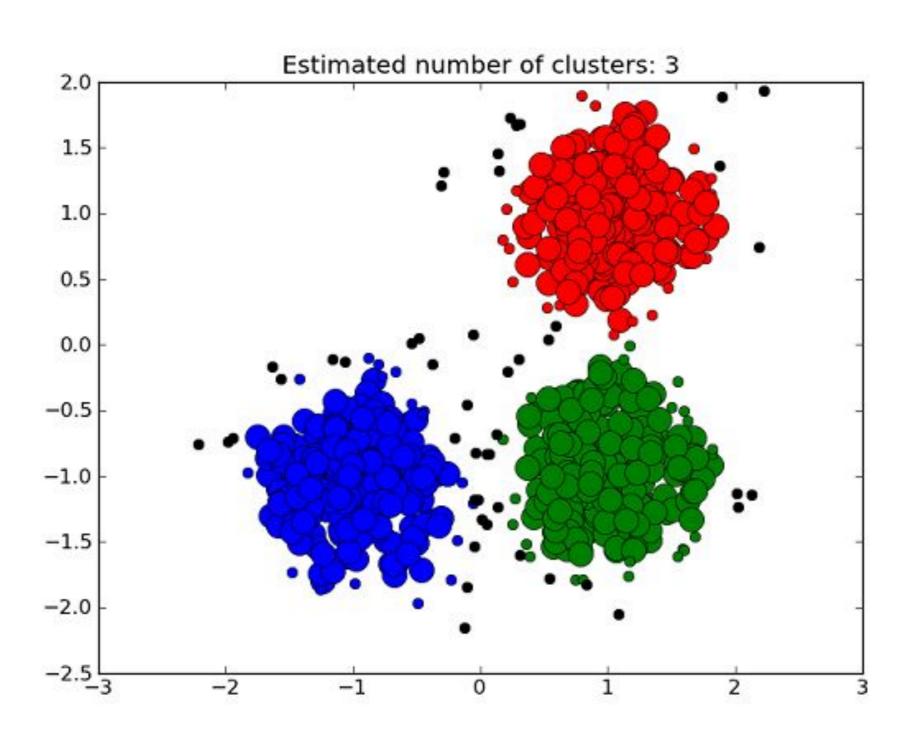
### ¿Cuándo y para qué usar clustering?

- Cuando necesitemos dividir nuestros datos en grupos que sean:
- significativos y/o útiles
- debemos preocuparnos de capturar la estructura natural de los datos
- A veces es sólo un punto de partida

### Clasificación vs. Clustering

- Clasificación: aprendizaje supervisado
- Clustering: aprendizaje no-supervisado

## Busca capturar agrupaciones naturales en los datos



## Análisis de clusters es una tarea esencial para muchas aplicaciones

#### Por ej:

- Encontrar clusters naturales y describir sus propiedades (data understanding)
- Encontrar agrupamientos útiles (data class identification)
- Encontrar representantes para grupos homogéneos (data reduction)
- Encontrar objetos inusuales (outliers detection)
- Encontrar perturbaciones aleatorios de los datos (noise detection)

## Formulación del problema

- Dado un conjunto de puntos, organizarlos en clusters (grupos, clases).
- Clustering: el proceso de agrupar objetos físicos en clases de objetos similares

## Aplicaciones

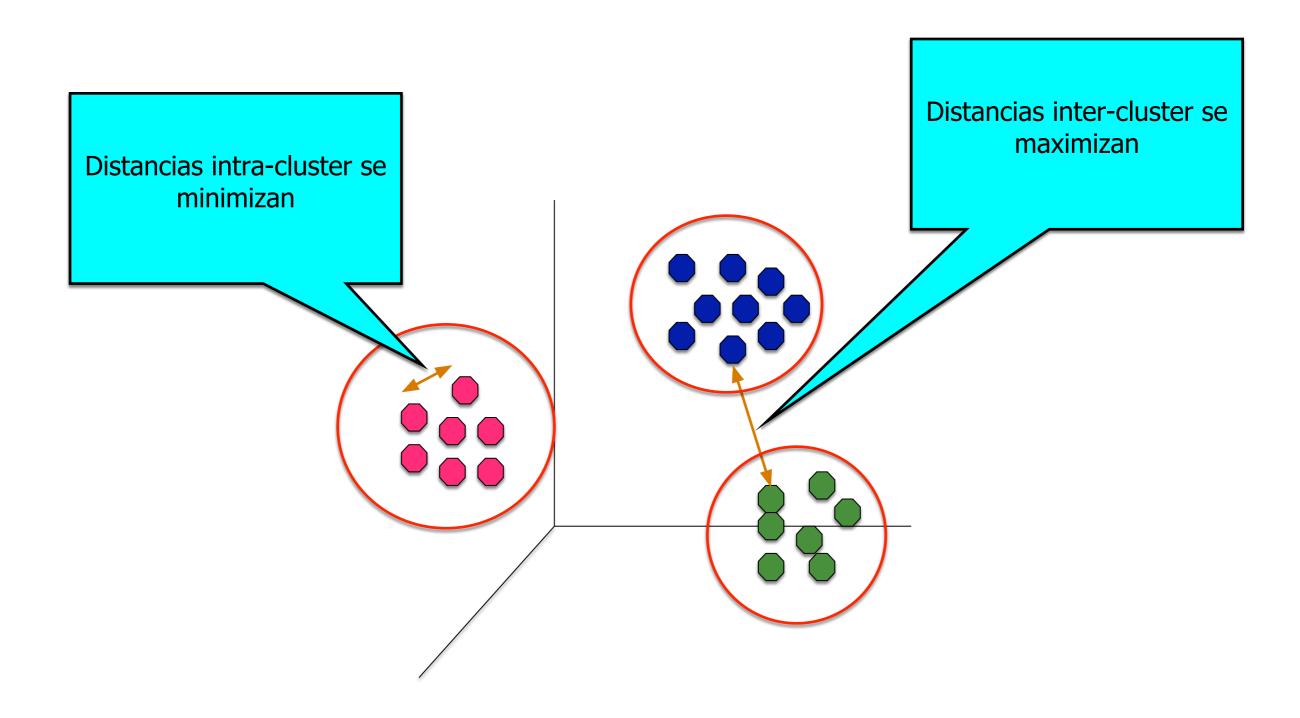
- WWW (e.j. clasificación de documentos en buscadores)
- Reconocimiento de patrones (e.j. agrupar series de tiempo)
- Procesamiento de imágenes
- Recomendación
- etc.

source:

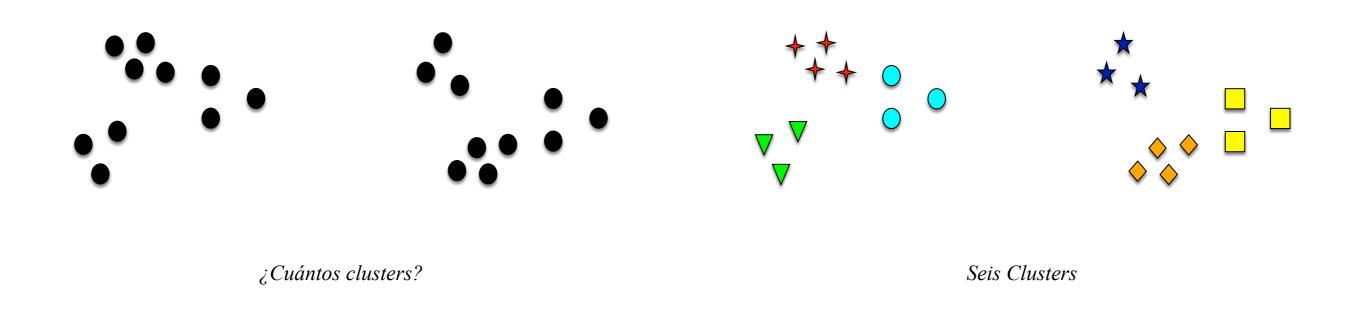
## más aplicaciones

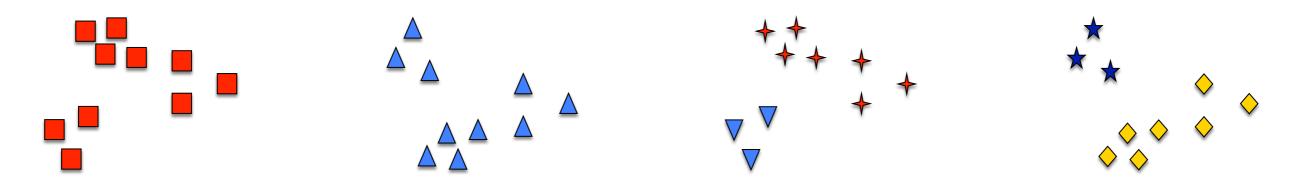
- Imagenes
- Web
- Películas
- Marketing

## ¿Qué es análisis de clusters?



## La noción de cluster puede ser ambigua





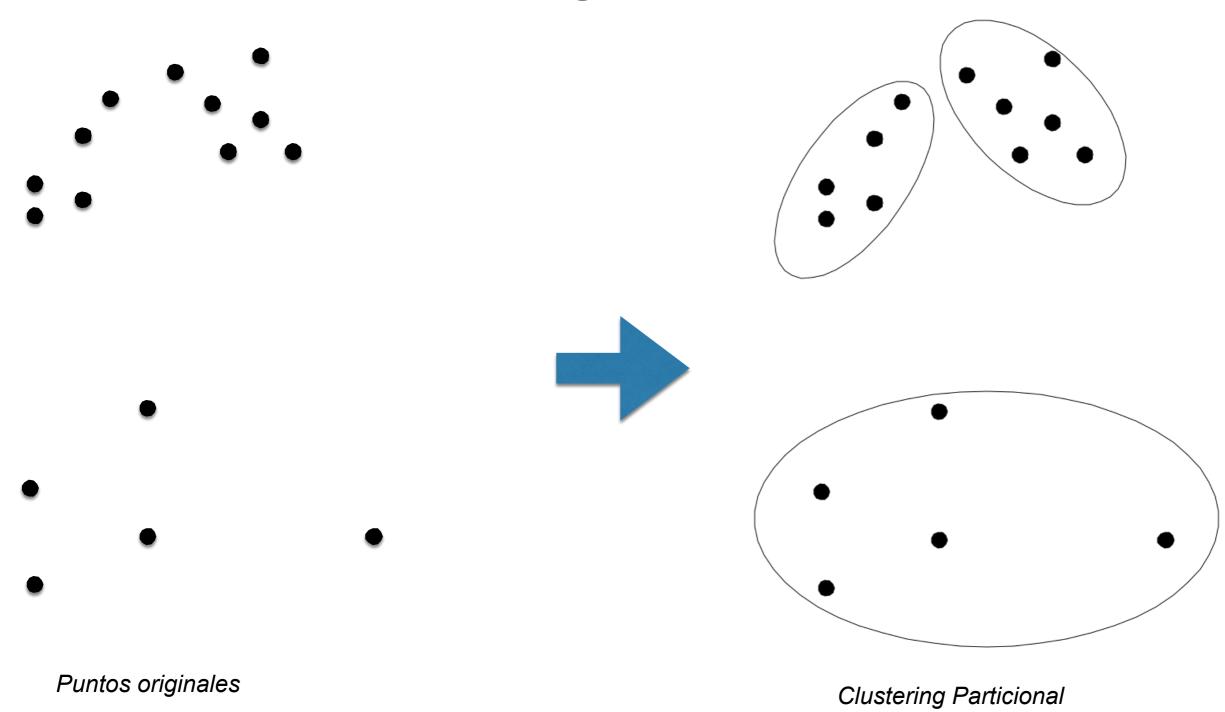
Dos Clusters

Cuatro Clusters

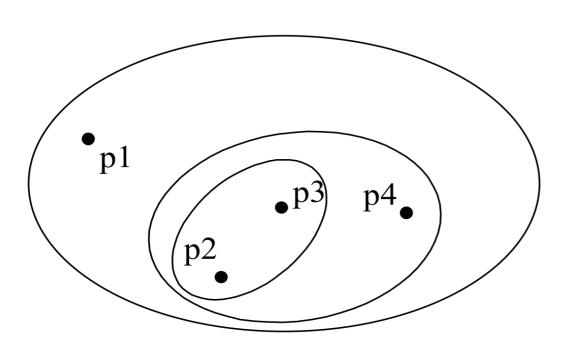
## Tipos de clustering

- Un clustering es un conjunto de clusters
- Distinción importante entre conjuntos de clusters jerárquicos y particionales
- Clustering Particional
  - Divide los datos en subconjuntos sin traslape (clusters), tal que cada dato está en un solo subconjunto
- Clustering Jerárquico
  - Un conjunto de clusters anidados, organizados como un árbol

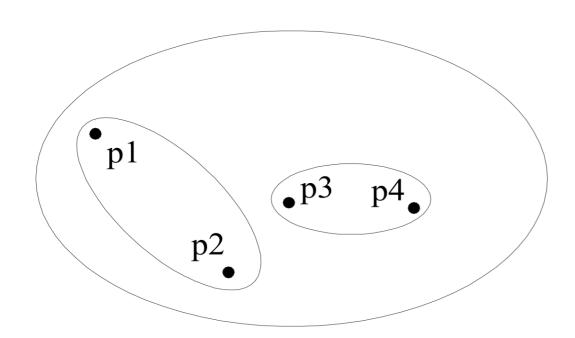
## Clustering particional



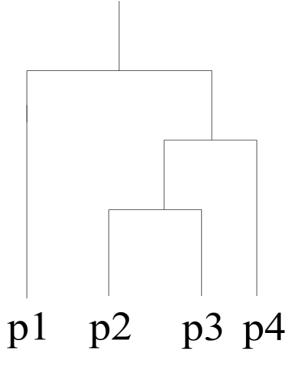
## Clustering jerárquico



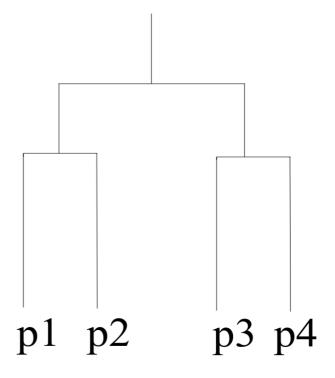
Clustering Jerárquico tradicional



Clustering Jerárquico no tradicional



Dendograma tradicional



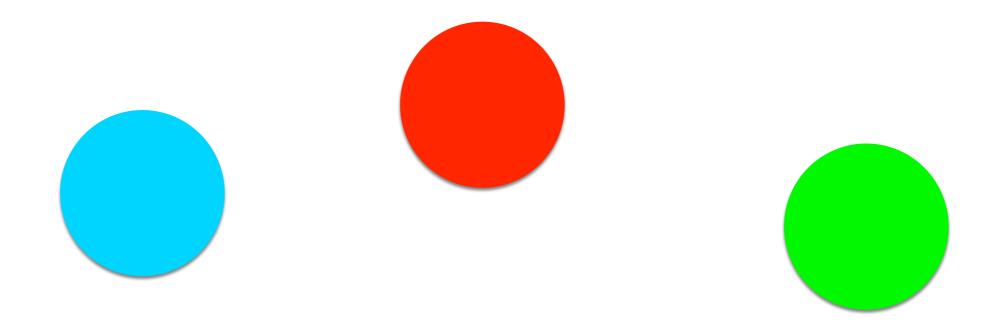
Dendograma no tradicional

### Tipos de clusters

- Bien separados
- Basados en un centro
- Contiguos
- Basados en densidad
- Propiedad o Conceptual

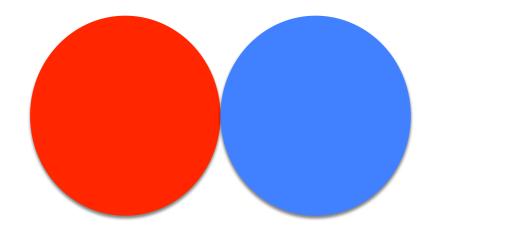
### Clusters bien separados

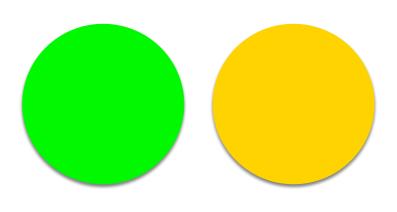
 Un cluster es un conjunto de puntos, tal que: cualquier punto en un cluster está más cerca (es más similar) a cualquier otro punto en el mismo cluster que a cualquier punto fuera de este.



### Clusters basados en un centro

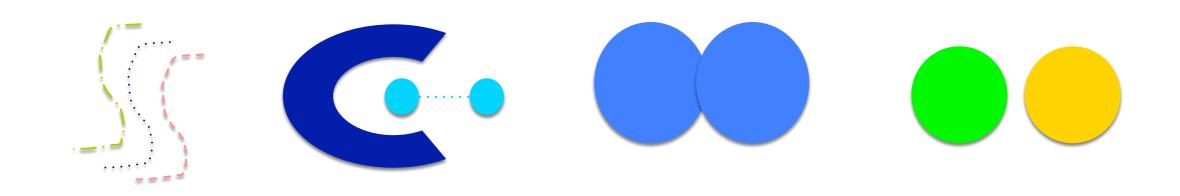
- Un cluster es un conjunto de objetos, tal que: un objeto dentro del cluster está más cerca (es más similar) al centro de este cluster que al centro de cualquier otro.
- El centro de un cluster puede ser el centroide, el promedio de todos los puntos en el cluster, o el medioide, el punto más "representativo" del cluster





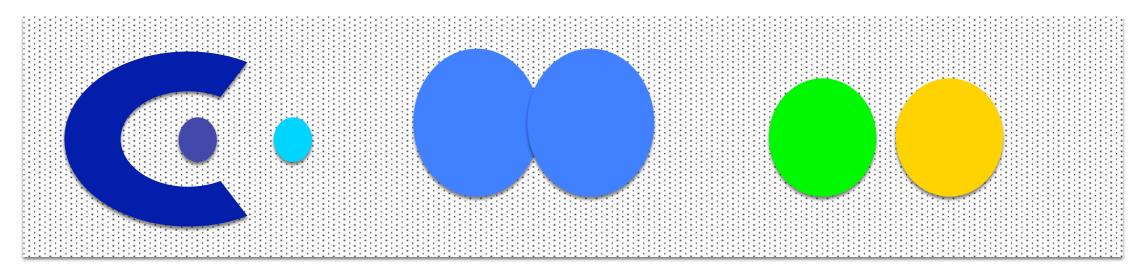
## Clusters contiguos (vecino más cercano o transitivo)

 Un cluster es un conjunto de puntos, tal que: un punto en un cluster está más cerca (es más similar) a uno o más puntos en el cluster que a cualquier punto no en el cluster



### Clusters basados en densidad

- Un cluster es una región densa de puntos, separada por regiones de baja densidad de otras regiones de alta densidad
- Usado cuando los clusters son irregulares o están entrelazados, y cuando hay ruido y outliers



## Algoritmo de Clustering: K-means

- De los métodos más populares
- Particional
  - Cada cluster se asocia a un centroide
  - Cada punto se asigna al cluster cuyo centroide sea el más cercano
  - Parámetro, K = número de clusters

## Algoritmo de Clustering: K-means

#### Algorithm 1 Basic K-means Algorithm.

- Select K points as the initial centroids.
- 2: repeat
- Form K clusters by assigning all points to the closest centroid.
- Recompute the centroid of each cluster.
- 5: until The centroids don't change

Complejidad es O(n \* K \* I \* d) n puntos, K centros, I iteraciones, d dimensiones

### Sum of Squared Error (SSE)

- Medida más común para evaluar clusters
- Por cada punto, error es la distancia al cluster más cercano
- x: punto en el cluster Ci, mi: centroide Ci
- Dados 2 clusters se escoge el que tiene menos error

$$SSE = \sum_{i=1}^{K} \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x)$$

### Variante: Bisecting K-means

Puede producir clustering jerárquico o particional

#### Algorithm 3 Bisecting K-means Algorithm.

- 1: Initialize the list of clusters to contain the cluster containing all points.
- 2: repeat
- Select a cluster from the list of clusters
- 4: for i = 1 to number\_of\_iterations do
- 5: Bisect the selected cluster using basic K-means
- 6: end for
- 7: Add the two clusters from the bisection with the lowest SSE to the list of clusters.
- 8: until Until the list of clusters contains K clusters

## Ejemplo real

- Query-sets [Poblete and Baeza-Yates, WWW 2008]
- Mezcla conceptos de modelamiento de datos, reglas de asociación y clustering

## Necesidad de organizar automáticamente el contenido en la Web

- Gran cantidad de documentos en la Web (siempre en aumento)
- Es difícil manejar y organizar la información
- Organización óptima de contenido es fundamental para los sitios Web
- Se necesitan métodos automáticos, efectivos y eficientes

## La organización automática también es importante para:

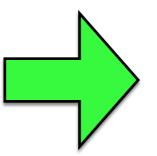
- Mejorar los resultados de los buscadores
- Desambiguar y/o específicar búsquedas
- Personalizar, rankeando alto temas de interés para el usuario
- Descubrir nuevos temas permite ver tendencias y cambio en intereses

## Agrupar y etiquetar documentos Web es difícil...

- debido a la alta dimensionalidad de los datos
- colecciones enormes de documentos
- es difícil asignar etiquetas entendibles

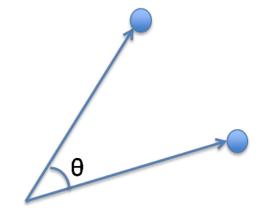
## Modelo vectorial de documentos

the white fox jumped over the white fence



fence fox jumped the over white

$$sim(A, B) = cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}$$



## Clustering usando el modelo vectorial

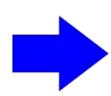
- Agrupa documentos que no representan un tema coherente para humanos
- Se generan etiquetas sin sentido
- Es costoso computacionalmente

## ¿Refleja la similitud lo que realmente queremos?

- ¿Podemos mejorar la representación de documentos para que así
- la similitud entre documentos tenga más significancia?
- ¿Cómo?

## ¿Cómo mejorar el clustering?

#### Visits per month



#### **HTTP Referers**





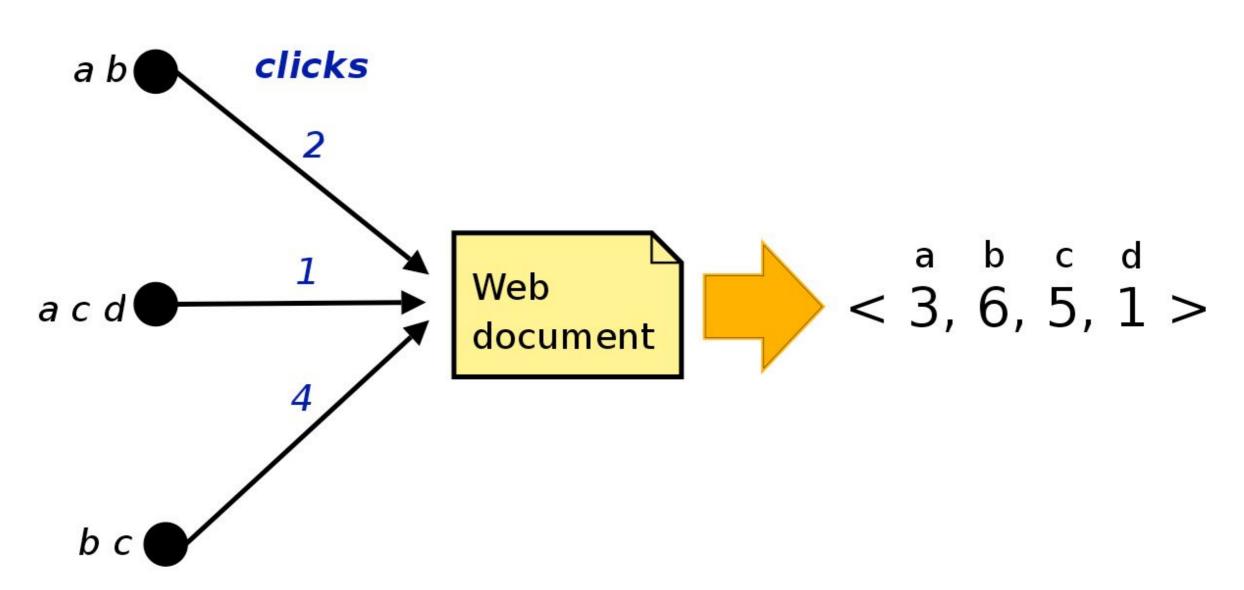


## Proponemos modelos alternativos

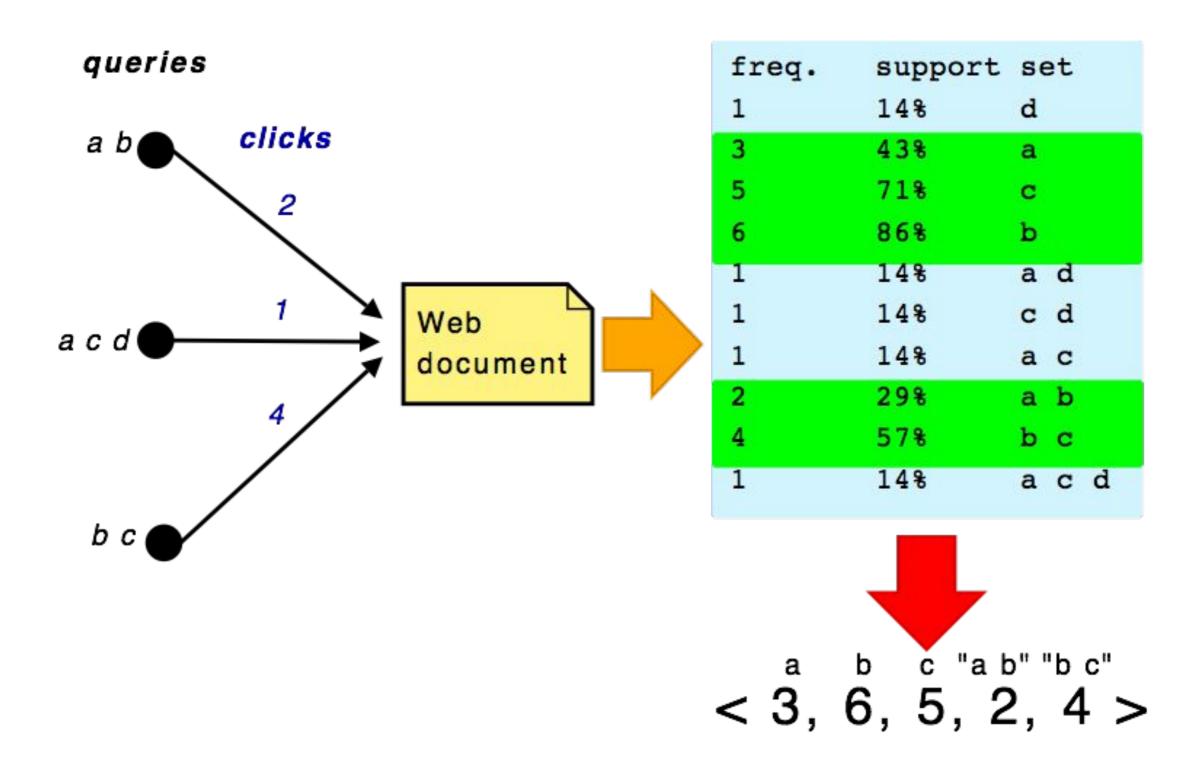
- Original: modelo vectorial de documentos (bag-of-words)
- Alt. 1: modelo vectorial de consultas (bag-of-queries)
- Alt. 2: modelo vectorial de patrones de consultas (bag-of-query-sets)

## Modelo vectorial de consultas (query model)

#### queries



## Modelo vectorial de patrones de consultas (query-set model)



### Experimento

- Se usaron los logs de Universia (portal del Santander)
- 610 mil sesiones x mes, 160 mil consultas
- 81% documentos visitados vía consultas
- 87% del tráfico del sitio va a estos documentos

### Comparación

- Se modelaron los documentos usando los 3 modelos: vector-space, query y query-set
- Se aplica el mismo algoritmo de clustering (Bisecting k-means)
- Se etiquetan los clusters automáticamente
- Se evalúa la coherencia del documento a su etiqueta (para todos).

### Resultados

Modelo	Calidad	Dimensiones	Acuerdo
Vector-space	40%	8.910	69%
Query	57%	7.718	67%
Query-Set	77%	564	81%

#### Vector Space

# able Europe world kingdom MBA Asia library

#### Query

degree
search
graduate
certificate
advanced
diploma
simulation

#### Query-sets

university scholarship universities university ranking best universities



www.dcc.uchile.cl

