Data Mining



Sistemas de Recomendación

Outline

- Esta presentación es una breve introducción a los sistemas de recomendaciones.
- Definición del problema de recomendación.
- Clasificación de estrategias.
- Foco en las reglas de asociación.

Dominios de Recomendación

U: Usuarios



I: Ítems



Pelílulas



Libros



Música



Citas



Productos



Profesionales



Viajes



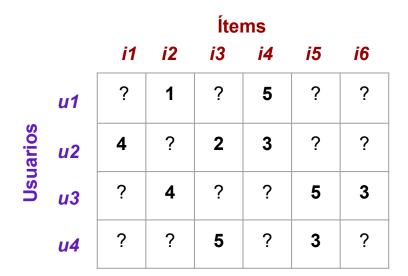
Amigos

Matriz de utilidad

- Conjunto de Ítems: I = {i1, i2, i3, i4, i5, i6}
- Conjunto de Usuarios: U = {u1, u2, u3, u4}
- Los valores representan grados de preferencias de los usuarios sobre los ítems.

		i1	i2	i3	i4	i5	i6
Usuarios	u1	?	1	?	5	?	?
	u2	4	?	2	3	?	?
	u3	?	4	?	?	5	3
	u4	?	?	5	?	3	?

Representaciones



Explícita



Ítems i1 *i*2 *i*3 i4 *i*5 *i*6 **u1** Usuarios **u2 u3 u4**

Impícita



Etapas de recomendación

Recomendaciones para el usuario: u

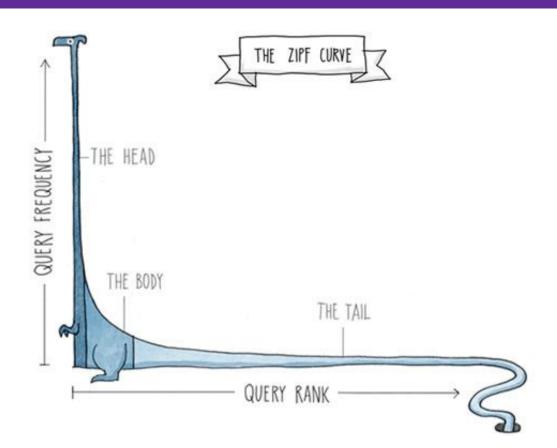
Etapa 1: Predicción

El sistema de recomendación asigna un score (valor numérico) a cada ítem i desconocido por u.

Etapa 2: Recomendación

 Se genera una lista de ítems ordenada por valor de score, y se recomienda los primeros k elementos de esta lista.

Distribución de cola larga



Clasificación de Algoritmos

- Popularidad
- Basados en contenido
- Asociación de productos
- Filtrado Colaborativo
- Híbridos y ensambles

Asociación de productos

Los clientes que vieron este producto también vieron





Apple iPhone 7 -Smartphone de 4.7" (32 GB) oro

*** * * * 59 467,00 € √prime



Apple iPhone XS (de 64GB)
- Plata

*** ↑ 7 1.066,39 € √prime



Apple iPhone 8 Plus -Smartphone de 5.5" (64 GB) oro

★★★★☆ 26 739,00 € √prime



Apple iPhone 7 Smartphone Libre Oro Rosa 128GB (Reacondicionado)

★★★☆☆ 469 293.90 € √prime

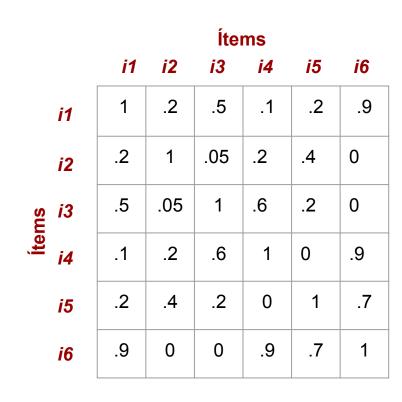


Apple iPhone 8 -Smartphone de 4.7" (256 GB) gris espacial

★★★☆ 93 819,00 € √prime

Reglas de asociación: 2-itemsets

- Cada usuario es una transacción.
- Se calculan reglas entre todos los pares de ítems.
- Se utiliza una única métrica de asociación. (soporte, lift, etc)
- Se genera una matriz cuadrada S de tamaño |I| x |I|.
- Si la métrica utilizada es un índice de similitud. La matriz es simétrica y se la denomina matriz de similitud



Reglas de asociación: 2-itemsets

- Ejemplo de recomendación: El usuario
 u interactúa con el ítem i4.
- Predicción

$$score(i1) = .1$$

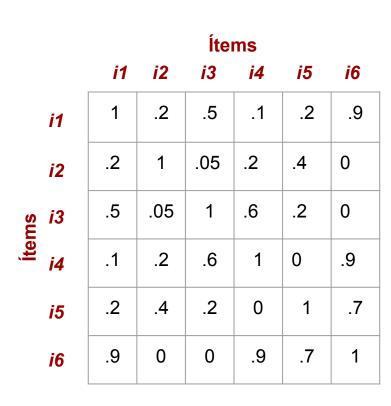
$$score(i2) = .2$$

$$score(i3) = .6$$

$$score(i5) = 0$$

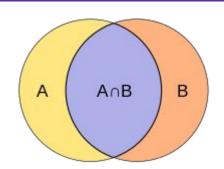
$$score(i6) = .9$$

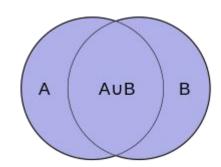
Orden recomendación: [i6, i3, i2, i1, i5]



Similitud Jaccard

- Si los ítems se representan por conjuntos de usuarios.
- $i1 = \{u1, u2, u5\}$
- $i2 = \{u1, u6\}$
- sim(A, B) = supp(A & B) / (supp(A) + supp(B) supp(A & B))
- sim(i1, i2) = |{u1}| / |{u1, u2, u5, u6}|
- sim(i1, i2) = 1/4 = .25

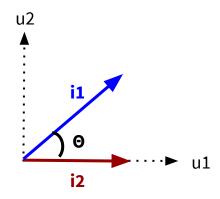




$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|}.$$

Similitud Coseno

- Se representa a los ítems como vectores con tantas dimensiones como usuarios existan.
- $i1 = \{u1, u2, u5\} \rightarrow [1,1,0,0,1,0]$
- $i2 = \{u1, u6\} \rightarrow [1,0,0,0,0,1]$
- sim(X, Y) = supp(X & Y) / sqrt(supp(X) * supp(Y))
- sim(i1, i2) = 1/raiz(2*3) = .41



$$similarity(A,B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \times \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}}$$

Filtrado colaborativo

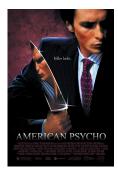


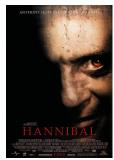












Joel

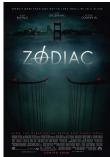














Ed

Filtrado colaborativo: Users to users



http://noussommesbobbywatson.fr/serialkillerorhipster/

Filtrado colaborativo: Users to users

Predicciones:

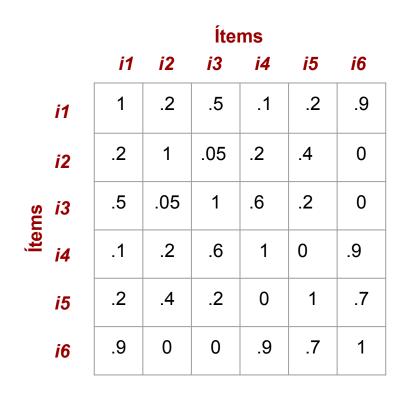
- Dado un usuario u
- Se calculan similitudes contra todos los usuarios.
- Se eligen a los k vecinos más cercanos.
- Por cada ítem i desconocido por u se calcula como score a la suma de todos los índices de similitud de los k vecinos que contienen a i.

Filtrado colaborativo: Items to Items

- Es una generalización de las recomendaciones de asociación de productos.
- Para las predicciones se suman todas las similitudes a los ítems conocidos por u.
- Ejemplo:

$$U1 = \{i1, i3, i4\}$$

 $score(ij) = sim(ij, i1) + sim(ij, i3) + sim(ij, i4)$
 $score(i2) = .2 + .05 + .2 = 0.45$
 $score(i5) = .2 + .2 = 0.4$
 $score(i6) = .9 + .9 = 1.8$



Filtrado colaborativo: Factorización de matrices

- Método de reducción de dimensionalidad.
 - o SVD
 - Gradiente descendente
- Se descompone la matriz de utilidad en las nuevas dimensiones.
- Estas dimensiones latentes u ocultas captan distintas características de los ítems o usuarios.
- Los ítems y los usuarios quedan representados en este espacio latente.
- Al estar representados en un mismo espacio pueden calcularse directamente la similitud (o distancia) entre un usuario y un ítem.

Bibliografía

- Jure Leskovec, Anand Rajaraman, Jeffrey D. Ullman (2014). Mining of Massive Datasets. Cambridge University Press. Segunda Edición. Capítulo 9 [http://www.mmds.org/]
- Recommender Systems Specialization. University of Minnesota. Joseph A Konstan, Michael D. Ekstrand [https://www.coursera.org/specializations/recommender-systems]