THE BRIDGE

Sistemas de Recomenda<u>ción</u>

¿Qué es un sistema de recomendación?

- Soluciones que realizan recomendaciones para emparejar usuarios con productos
- El objetivo es ayudar a los usuarios a tomar decisiones frente a grandes cantidades de información, mejorando la experiencia de usuario y reduciendo el tiempo empleado en la selección de productos a consumir.











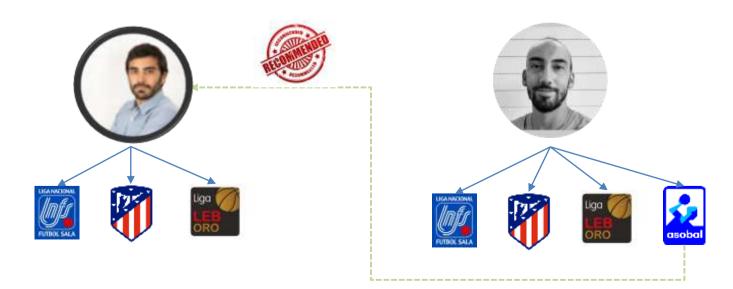




Utilizan a usuarios con gustos afines u objetos similares para estimar recomendaciones.

User - User

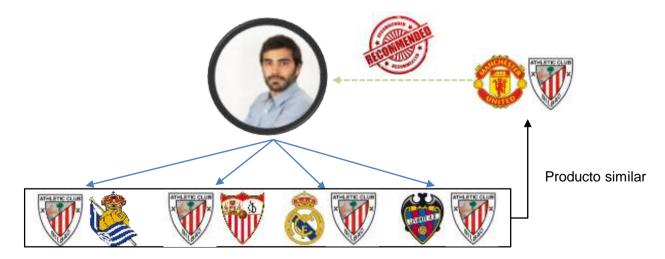
Estos algoritmos realizan recomendaciones utilizando los consumos de otros usuarios y la afinidad entre éstos.



Utilizan a usuarios con gustos afines u objetos similares para estimar recomendaciones.

Item-Item

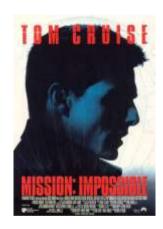
Estos algoritmos realizan recomendaciones utilizando los consumos del usuario y la afinidad entre los items



¿Cómo medimos la similitud entre items?







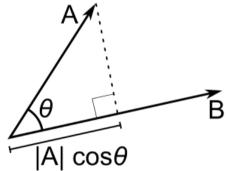
Película	Acción	Comedia
La Máscara	6	6
La Vida de Brian	1	10
Misión Imposible	10	2

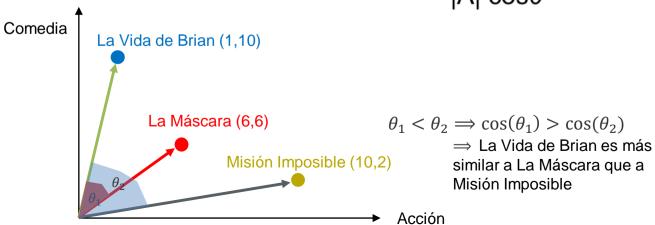
¿Cómo medimos la similitud entre items?

Similitud del coseno

$$similitud(A, B) = \cos(\theta) = \frac{v_A v_B}{\|v_A\| \|v_B\|} \in [0, 1]$$

A y B son los objetos v_A y v_B son los vectores que representan los objetos A y B





¿Cómo medimos la similitud entre items?

Película	Acción	Comedia	v	$ v = \sqrt{x^2 + y^2}$
La Máscara	6	6	(6,6)	8.48
La Vida de Brian	1	10	(1,10)	10.05
Misión Imposible	10	2	(10,2)	10.2

$$similitud$$
 ("La Máscara", "La Vida de Brian") = $\frac{v_A v_B}{\|v_A\| \|v_B\|} = \frac{6 \cdot 1 + 6 \cdot 10}{8.48 \cdot 10.05} = 0.7$

$$similitud$$
 ("La Vida de Brian", "Misión Imposible") = $\frac{v_A v_B}{\|v_A\| \|v_B\|} = \frac{1 \cdot 10 + 10 \cdot 2}{10.05 \cdot 10.2} = 0.29$





VideoID	Rating
Α	4
В	1
С	3
D	???

¿Cuál es el rating esperado del vídeo D?



	A	В	С	D
А	1	0	0.4	0.6
В	0	1	0	0
С	0.4	0	1	0.9
D	0.6	0	0.9	1

$$\begin{aligned} Rating(Rafa,D) &= rating_A \times similitud(A,D) \\ &+ rating_B \times similitud(B,D) \\ &+ rating_C \times similitud(C,D) \end{aligned}$$

$$= 4 \times 0.6$$

+1 × 0
+3 × 0.9 = **5.1**

Haciendo este cálculo para cada vídeo no visualizado, podemos establecer un ránking de los vídeos con mayor estimación de rating

¿Cómo medimos la similitud entre usuarios?

Coeficiente de correlación $\in [-1,1]$

	La Máscara	Titanic	EI Padrino	Misión Imposible	The Disaster Artist	Media
Rafa	2	3	5	3	?	3.25
Antonio	5	5	1	1	4	3.2
Raúl	2	4	4	4	5	3.8
Guillermo	2	5	3	4	3	3.4

similitud("Rafa", "Antonio") = -0.68

similitud("Rafa", "Raúl") = 0.66

similitud("Rafa", "Guillermo") = 0.1

Recomiendo ítems que le gustan a usuarios similares a ti (similitud>0), ponderando con el grado de similitud

Recomendable?

predicción("Rafa", "The Disaster Artist") =
$$3.25 + \frac{0.66 \cdot (5 - 3.8) + 0.1 \cdot (3 - 3.4)}{0.66 + 0.1} =$$

= $3.25 + 0.99 = 4.2$

La factorización consiste en expresar un problema grande como producto de factores más pequeños, e.g.

$$55 = 5 \times 11$$

Factorización matricial

	La Máscara	Titanic	El Padrino	Misión Imposible	The Disaster Artist
Rafa	2	3	?	3	?
Antonio	?	5	1	1	4
Raúl	2	4	4	4	?
Guillermo	2	?	3	?	3

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & ? & 3 & ? \\ ? & 5 & 1 & 1 & 4 \\ 2 & 4 & 4 & 4 & ? \\ 2 & ? & 3 & ? & 3 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} U \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 0.40 \\ 0.55 \\ 0.68 \\ 0.27 \end{pmatrix} \cdot (9.88) \cdot (0.27 \quad 0.68 \quad 0.41 \quad 0.45 \quad 0.31) = \begin{pmatrix} 1.1 & 2.7 & 1.6 & 1.8 & 1.2 \\ 1.5 & 3.7 & 2.3 & 2.5 & 1.7 \\ 1.8 & 4.5 & 2.8 & 3 & 2 \\ 0.7 & 1.8 & 1.1 & 1.2 & 0.8 \end{pmatrix}$$

Recomiendo ítems con mayor valor en la matriz

Problemas frecuentes

- Cold-start: Un usuario/item nuevo no tiene suficiente información como para asignarle recomendaciones
- Sparsity: Muy poca gente califica los ítems
- Transparency: No se pueden explicar los motivos de las recomendaciones

Técnica	Ventajas	Desventajas
User-User	Fácil de implementarDiversidad en las recomendaciones	SparsityLentoCold start para usuarios e items
Item-Item	 La recomendación sólo depende de los gustos del usuario Puedo recomendar ítems que no han sido puntuados por usuarios Menos computación (ítems<<users)< li=""> </users)<>	 Sparsity Menor diversidad en las recomendaciones Necesidad de etiquetado
Factorización	Más rápido	Transparency

¡Gracias!