

Al acceder a la Web para buscar información:

- \* Hay gran cantidad de información diseminada en ella.
- ★ No sabemos muchas veces muy bien lo que queremos.
- \* Sólo accedemos a una pequeña parte de esa información.
- \* No formulamos correctamente nuestra necesidad de información.

Necesitamos sistemas que nos ayuden a encontrar lo que nos interesa realmente

#### Sistemas de recuperación de información



#### Sistemas de recomendación



# Ejemplo: amazon

Recommendations Based on Your New Likes

Return to the Betterizer

Page 1 of 15



Kristen Stewart, Robert \*\*\*\*\* (1,634) \$7.99

Recommended because you said you liked:

The Twilight Saga Kristen Stewart, Robert Pattinson,...

The Twilight Saga > Kristen Stewart, Robert



Harry Potter and the Goblet of Fire Daniel Radcliffe, Emma \*\*\*\*\* (782) \$6.99

Order of the Pho

Watson....

Recommended because Recommended because you said you liked: you said you liked:

Robert Pattinson, Kristen

**本本本本** (16) \$10.99

Harry Potter and the The Twilight Saga Kristen Stewart, Robert > Daniel Radcliffe, Emma Pattinson,...

Twilight in Forks Harry Potter and the > Various, Jason Brown Half-Blood Prince > Daniel Radcliffe, Rupert Grint, Emma...



> Kristen Stewart, Robert \*\*\*\*\*\* (53)

Recommended because you said you liked:

The Twilight Saga › Kristen Stewart, Robert Pattinson,...

The Twilight Saga Kristen Stewart, Robert

> See all of your recommendations

Otros ejemplos:









### Origen: boca a boca

- Situación 1: Un cliente de un vídeo club desea ver una película. Para ello, pide ayuda al personal del vídeo club para que les recomienden aquellas películas que podrían satisfacer mejor los gustos del cliente.
- Situación 2: Estamos interesados en leer un libro y pedimos consejo a algún amigo sobre títulos que nos podrían interesar.
- **Objetivo**: Recomendar a un cliente productos que no hayan sido observados por éste.

### Origen: boca a boca

- Situación 1: Un cliente de un vídeo club desea ver una película. Para ello, pide ayuda al personal del vídeo club para que les recomienden aquellas películas que podrían satisfacer mejor los gustos del cliente.
- Situación 2: Estamos interesados en leer un libro y pedimos consejo a algún amigo sobre títulos que nos podrían interesar.
- **Objetivo**: Recomendar a un cliente productos que no hayan sido observados por éste.

### Definición

- **Recomendar** (RAE): Aconsejar algo a alguien para bien suyo.
- Sistema de recomendación [Resnik & Varian]: Sistema que proporciona sugerencias sobre elementos (o accciones) que, dentro de un dominio, pueden ser interesantes para el usuario.

# ¿Qué se puede recomendar?

- ⋆ Documentos (por ejemplo, noticias),
- ★ libros,
- \* música,
- ⋆ hoteles,
- películas,
- restaurantes,
- \* espectáculos,
- \*

Cualquier tipo de artículo → *item* 

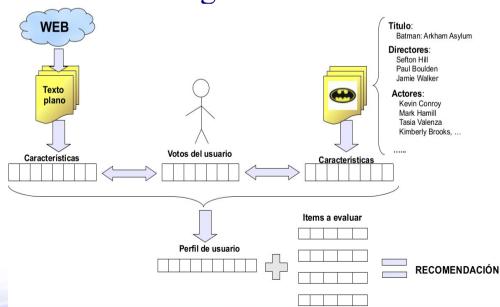
¿Cómo obtienen la información para recomendar?

- ★ Observación de interacciones (reflejan el interés del usuario):
  - Compra de artículos.
  - Visualización o acceso.
  - Valoración explícita por medio de votos.
  - •

# ¿Estrategias?

#### **\*** Basadas en contenido:

Nos recomiendan artículos parecido a los que le han gustado anteriormente



# ¿Estrategias?

#### **Basadas en filtrado colaborativo:**

Nos recomiendan artículos que les han gustado a usuarios similares, según las compras o votos dados por nosotros.

		WATE .	8	8	0075	W	
Ana	2	2	0	1	0	1	
Blas	0	0	1	2	0	0	
Carlos	2	2	0	0	0	2	
David	2	1	0	0	0	1	
Esther	0	1	0	0	2	1	
Fran	1	?	1	2	2	0	

# Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

# Índice

#### Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

# Formalización de la recomendación

$$r: U \times I \rightarrow R$$

- $\star U =$  Conjunto de usuarios.
- $\star$  I = Conjunto de ítems o artículos a recomendar. (por ejemplo, todas las películas de una tienda)
- R = Conjunto ordenado (por ejemplo, votos posibles  $\{1^*, 2^*, 3^*, 4^*, 5^*\}$ )

El usuario  $u \in U$ , asigna 3 puntos al item  $i \in U$ 

$$r(u,i)=3$$

# Formalización de la recomendación

### ¿Conocemos todo el espacio r?

Sólo una parte, que es la que ha valorado el usuario

# ¿Recomendación?

Encontrar una lista de ítems de entre los pares r(u,i) desconocidos que puedan interesar a u.

 $u \rightarrow Usuario activo / item activo$ 

# Formalización de la recomendación

### ¿Formas de recomendar?

- 1) Encontrar el ítem más apropiado para cada usuario.
- 2) Recomendar n ítems a cada usuario.
- 3) Seleccionar las recomendaciones más fiables para cada usuario.

En definitiva, ordenar los ítems (ranking) según una relevancia.

1

Predecir r(u,i) para los valores desconocidos y crear un ranking.

# Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

# Tipos de Sistemas de Recomendación

Dependiendo de la **información que empleen para recomendar** se pueden dividir en dos métodos principales:

#### \* Basados en contenido:

Trabajan con información sobre ítems (descripción o atributos).

Comparan un item con el perfil del usuario

#### \* Filtrado colaborativo:

Aprovechan la experiencia de los usuarios en beneficio de otros.

Recomiendan ítems que han gustado a usuarios similares.

#### \* Híbridos.

# Tipos de Sistemas de Recomendación

Dependiendo de la información que empleen para recomendar:

#### \* Basados en contenido:

Trabajan con información sobre ítems (descripción o atributos). Comparan un ítem con el perfil del usuario

#### \* Filtrado colaborativo:

Aprovechan la experiencia de los usuarios en beneficio de otros.

- Recomiendan ítems que han gustado a **usuarios similares** (basada en usuario).
- Recomiendan ítems que se parecen a otros que interesaron al usuario (basada en ítem).

# Tipos de Sistemas de Recomendación

Dependiendo del modelo que empleen para recomendar:

#### \star Basados en memoria:

Utilizan toda la matriz de votos para identificar usuarios o ítems con patrones de votos similares y luego recomendar.

Vecinos más próximos (kNN)

#### \* Basados en modelo:

Utilizan técnicas de aprendizaje automático para construir un modelo abreviado, identificando patrones de comportamiento, que luego se empleará para realizar predicciones.

# Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

#### Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

- ★ Generan recomendaciones a partir del análisis de las acciones de usuarios.
- Requieren un gran número de usuarios para ser efectivos (efecto "sabiduría de las masas").

# Basado en memoria: Vecinos más próximos

Recomiendan a partir de un análisis de las similitudes entre usuarios similares, o entre ítems

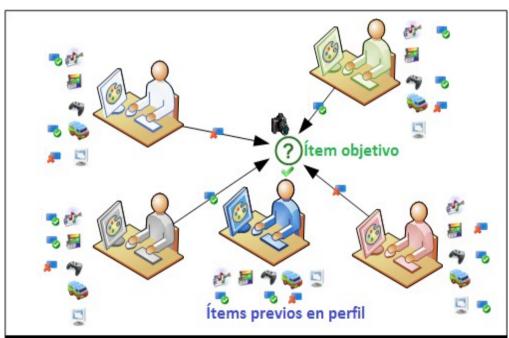
Enfoque basado en usuario o en ítem

# Vecinos más próximos basado en usuario

Recomiendan ítems que más han interesado a usuarios parecidos al activo.

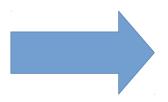
# Vecinos más próximos basado en usuario

Recomiendan ítems que más han interesado a usuarios parecidos al activo.



# Vecinos más próximos basado en usuario

	WARE	8	8	007	W	
2	2	0	1	0	1	
0	0	1	2	0	0	
2	2	0	0	0	2	
2	1	0	0	0	1	
0	1	0	0	2	1	
1	?	1	2	2	0	
	2 2 0	2 2 0 0 0 2 2 2 1 0 1	2  2  0    0  0  1    2  2  0    2  1  0    0  1  0	2  2  0  1    0  0  1  2    2  2  0  0    2  1  0  0    0  1  0  0	2  2  0  1  0    0  0  1  2  0    2  2  0  0  0    2  1  0  0  0    0  1  0  0  2	2  2  0  1  0  1    0  0  1  2  0  0    2  2  0  0  0  2    2  1  0  0  0  1    0  1  0  0  2  1



		TAR	8	8	007	W	
Ana	2	2	0	1	0	1	
					20		
Blas	0	0	1	2	0	0	
Carlos	2	2	0	0	0	2	
David	2	1	0	0	0	1	
Esther	0	1	0	0	2	1	
		in the latest and the					
Fran	1	?	1	2	2	0	

		TAR	8	8	007"	W	
Ana	2	2	0	1	0	1	
Blas	0	0	1	2	0	0	
Carlos	2	2	0	0	0	2	
David	2	1	0	0	0	1	
Esther	0	1	0	0	2	1	
Fran	1	?	1	2	2	0	



# Vecinos más próximos basado en usuario

- Predicen  $\hat{r}(u,i)$  a partir de las puntuaciones r(v,i) que han dado al item i los usuarios v más parecidos a u (combinación lineal de votos).
- $\star$  Las puntuaciones r(v,i) se ponderan por la similitud entre u y v  $(\sin(u,v))$ .
- Pesarán más los votos de aquellos usuarios, v, que sean más similares a u (vecinos).
- ★ Se seleccionan sólo los k vecinos más parecidos al activo.

# Vecinos más próximos basado en usuario

$$\hat{r}(u,i) = C \sum_{v \in N_u^k} sim(u,v) r(v,i), \quad C = \frac{1}{\sum_{v \in N_u^k} |sim(u,v)|}, \quad (15.1)$$

No tiene en cuenta las desviaciones que cada usuario aplica en su forma de puntuar

Compensar diferencias de interpretación y escala:

$$\hat{r}(u,i) = \overline{r}(u) + C \sum_{v \in N_u^k} sim(u,v)(r(v,i) - \overline{r}(v)).$$

# Vecinos más próximos basado en usuario

Funciones de similitud

★ Correlación de Pearson (más robusta y estable):

$$sim(u,v) = \frac{\sum_{i \in S_{uv}} (r(u,i) - \overline{r}(u))(r(v,i) - \overline{r}(v))}{\sqrt{\sum_{i \in S_{uv}} (r(u,i) - \overline{r}(u))^{2}} \sqrt{\sum_{i \in S_{uv}} (r(v,i) - \overline{r}(v))^{2}}},$$

# Vecinos más próximos basado en usuario

Ejemplo

	Α	В	С	D	Е	F	G	Н	1	$\overline{r}(Luis) = 13/6 = 2,16$
Juan	5	1	1		5	1		1	4	$\bar{r}(Pedro) = 16/5 = 3,2$
Pedro	4		2		4		1		5	( = 0 0 ) = 0 0 ,
Luis	4	1	1			1		1	5	
Marta	4	3	4		4			3	1	
Ana	5	4	5		5		2		2	
Celia	3	5	5	4 2 16)(4.	_3 2)+(1	1 -2 16)(	2_32)4	2 .(1-2-14	1	)+(5-2,16)(4-3,2)

 $similitud (Luis, Pedro) = \frac{(1-2,16)(1-3,2)\cdot(1-2,16)(2-3,2)\cdot(1-2,16)(1-3,2)\cdot(3-2,16)(1-3,2)}{\sqrt{(4-2,16)^2+(1-2,16)^2+(1-2,16)^2} + (1-2,16)^2+(1-2,16)^2} = 0,96$ 

sim(Luis, Juan) = 0.90, sim(Luis, Marta) = -0.13, sim(Luis, Ana) = -0.49 y sim(Luis, Celia) = -0.40.

K= 3 (Juan, Pedro, Marta)

 $\overline{r}(Luis, E) = (0.96.5 + 0.90.4 - 0.13.4)/(0.96 + 0.90 + 0.13) = 3.91, \overline{r}(Luis, G) = (0.90.4)/(0.90) = 4.5$ 

# Vecinos más próximos basado en ítem

- Se predice  $\hat{r}(u,i)$  mediante la combinación lineal de las puntuaciones de u a otros ítems.
- ★ Se ponderan por la similitud entre estos ítems y el ítem objetivo.

$$\hat{r}(u,i) = C \sum_{j \in S_u} sim(i,j)r(u,j), \quad C = \frac{1}{\sum_{j \in S_u} |sim(i,j)|}$$

# Vecinos más próximos basado en ítems

Funciones de similitud

\* Correlación de Pearson (más robusta y estable):

$$sim(i,j) = \frac{\sum_{u \in S_{y}} (r(u,i) - \overline{r}(i))(r(u,j) - \overline{r}(j))}{\sqrt{\sum_{u \in S_{y}} (r(u,i) - \overline{r}(i))^{2}} \sqrt{\sum_{u \in S_{y}} (r(u,j) - \overline{r}(j))^{2}}}$$

### Métodos basados en modelo

- \* Aprenden un modelo a partir de la matriz de votos.
- ★ Identifican patrones de comportamiento comunes.
- ★ Se utiliza para realizar predicciones.
- ★ Fase de aprendizaje costosa, pero *offline*.
- \* Más rápidas (modelo simple).
- \* Más precisas (el modelo se centra en lo más importante).

### Métodos basados en modelo

- \* Aprendizaje del modelo: técnicas de aprendizaje automático o minería de datos.
- ★ Primeras aproximaciones: clasificación (el voto es la variable clase y los atributos los ítems votados).
- \* Aproximaciones basadas en factorización de matrices (SVD).

# Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

### Recomendación basada en contenido

- ★ Utilizan la descripción de los productos para identificar aquellos que son de interés para el usuario:
  - Documentos que describen el producto,
  - · ficha del producto,
  - · etiquetas de usuarios,
  - · logs, foros, ...
- \* Ejemplos:
  - · Restaurante: tipo de comida, servicios, localización, ...
  - · Película: género, sinopsis, director, reparto, ...
  - · Noticias: palabras que aparecen en ellas.
- → **Hipótesis**: el usuario está interesado en productos similares a los que le gustaron en el pasado (**perfil**). Se emplea la similitud entre el contenido de ellos.



ESPACIO: CINCO ESTRELLAS PUEDEN ALBERGAR PLANETAS COMO LA TIERRA



- ★ Descripción de ítems: vector de términos, i.
- ★ i[t]= 1 si el término t se emplea para describir el producto,
- $\star$  i[t]=0 en caso contrario.
- ★ También se pueden emplear esquemas ponderados (miden la importancia del término t en el ítem).
- ★ Se aplican entonces técnicas de RI.



#### Perfil

#### Construcción del perfil:

- Indicación explícita de los gustos del usuario (formulario).
- ★ Logs → aprendizaje automático de preferencias.

ítem	Comedia	Terror	SciFi	Oeste	Acción	Familiar	Drama	r(u,i)
Α	1		1		1			5
В	1					1		4
С		1		1			1	1
D		1	1		1			2
E			1	1		1		4
F	1		1				1	4
G		1		1	1	1		1

#### Perfil

Perfil visto como un vector de características:

Media ponderada por el voto de los vectores de ítems vistos por el usuario:

$$\vec{u} = \frac{\sum_{r(u,i)\neq 0} r(u,i) \cdot \vec{i}}{\sum_{r(u,i)\neq 0} r(u,i)}$$

### Recomendación

- $\star$  Vectores de ítems, i = documentos.
- $\star$  Vector de usuario, u = consulta.
- $\star$  Cálculo de la similitud de i y u: sim(i,u) = coseno(i,u).
- \* Ranking de ítems: recomendar los k primeros ítems.

#### Perfil

Perfil visto como un vector de características:

Media ponderada por el voto de los vectores de ítems vistos por el usuario:

$$\vec{u} = \frac{\sum_{r(u,i)\neq 0} r(u,i) \cdot \vec{i}}{\sum_{r(u,i)\neq 0} r(u,i)}$$

### Recomendación

- $\star$  Vectores de ítems, i = documentos.
- $\star$  Vector de usuario, u = consulta.
- $\star$  Cálculo de la similitud de i y u: sim(i,u) = coseno(i,u).
- \* Ranking de ítems: recomendar los k primeros ítems.

## Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

#### Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

### Recomendación híbrida

- ★ Filtrado colaborativo y basado en contenido: explotan fuentes distintas de información. **Ventajas** e *inconvenientes*.
- ★ ¿Por qué no combinarlos? → Método híbridos.
- ★ También pueden recoger información demográfica (sexo, edad, ubicación, ocupación).
- Método más básico: combinar las salidas para obtener una única predicción (combinación lineal simple o ponderada).
- ★ Estrategia de cambio: para cada predicción se **elige un método** sólo (el mejor según las circunstancias).
- Relleno de datos: **completar** la matriz de votos mediante un algoritmo basado en contenido y se emplea una estrategia colaborativa para **recomendar**.

## Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

- Hay situaciones en que los sistemas de recomendación no producen buenas recomendaciones.
- ★ En gran medida por el problema de la dispersión de datos (*data spar-sity*): pequeña proporción entre datos conocidos y desconocidos.

Por ejemplo, Netflix:

- 100M valoraciones,
- 1.5M de usuarios y
- · 17K ítems
- $\rightarrow$  1% puntuaciones conocidas.

- ★ En sistemas de filtrado colaborativo: *Cold start*.
- ★ Un **nuevo usuario** ingresa en el sistema:
  - No hay información sobre él → dificultad en encontrar vecinos
    → recomendaciones poco fiables.
  - Sólo cuando lleva un tiempo utilizándolo, hay valoraciones suficientes  $\rightarrow$  hay vecinos de calidad  $\rightarrow$  recomendaciones fiables.
- ★ Un **nuevo ítem** se añade al sistema:
  - Si no hay datos, no se recomienda y no se da a conocer → no recibe valoraciones.
  - · Promociones del producto o valoraciones de expertos.

- **\*** En sistemas de filtrado colaborativo: **usuarios raros**.
  - · Aún con información sobre un usuario, **no hay semejanza suficiente** con ningún otro → no se puede crear vecindario robusto.
  - Se solucionan con técnicas colaborativas más sofisticadas que captan **relaciones indirectas** entre usuarios y/o ítems.
- ★ En sistemas de filtrado colaborativo: spam.
  - Intentos de *manipulación* de los algoritmos de recomendación mediante valoraciones falseadas para **favorecer** o **desfavorecer** algún producto.
  - Técnicas para prevenir, detectar y combatir el falseamiento de datos.

- ★ En sistemas de filtrado colaborativo: **coste computacional**.
  - · Alta dimensionalidad de datos (usuarios e ítems).
  - Número de comparaciones necesarias para hacer cálculos muy alto.
  - · Costoso → memoria y procesamiento.
  - Solución: **cálculos** *offline* pero deben repetirse conforme hay nuevas puntuaciones, ítems o usuarios.
  - Solución: técnicas de **computación paralela** y/o estrategias de **actualización parcial**.

- **★** Ventajas de los algoritmos de filtrado colaborativo:
  - No necesita información sobre los ítems  $\rightarrow$  economía.
  - Permite recomendar ítems muy diferentes a los que ha visto → novedad en la recomendación.

- ★ En sistemas basados en contenido:
  - Menos sensibles a la dispersión de datos.
  - · No tienen el problema del ítem nuevo.
  - · No sufren de spam.

#### \* Pero...

- · No siempre se dispone de descriptores de los ítems.
- Sufren de sobreespecialización: sólo recomienda objetos parecidos a los que ya ha visto.
- Sensibles al problema del nuevo usuario → no hay perfil inicialmente.

- **★** Solución habitual: hibridar diferentes estrategias.
  - Nuevos ítems → métodos basados en contenido hasta que haya suficientes datos para aplicar un método colaborativo.
  - Similitud entre usuarios → basada en rasgos demográficos.
  - Falta de valoraciones → distribuciones a priori (puntuaciones basadas el promedio de puntuaciones de los usuarios cuando llega uno nuevo).

## Índice

Formalización de la recomendación.

Tipos de sistemas de recomendación.

Filtrado colaborativo.

Recomendación basada en contenido.

Métodos híbridos.

Algunas limitaciones de los métodos de recomendación.

Evaluación.

#### ¿Por qué evaluar sistemas de recomendación?

- ★ Determinar, de forma económica y fiable, si un sistema de recomendación puede funcionar perfectamente o
- \* comparar varios de ellos para ver cuál es más adecuado.

#### ¿Qué medir?

- \* Acierto, cobertura, fiabilidad, eficiencia, diversidad,...
- \* Satisfacción del usuario, confianza en las recomendaciones,...
- ★ Incremento de ventas, clicks o visitas, retención de clientes atribuibles a la recomendación, ...

- ★ Con colecciones de prueba (*offline*):
  - · Se emplea un conjunto de datos público,
  - · preparado previamente y
  - · sirve para comparar diferentes sistemas bajo un mismo banco de pruebas.
- ★ Con usuarios (*online*):
  - · Se diseñan experimentos exprofeso con usuarios reales,
  - · Se extraen datos, observaciones y mediciones,
  - · Se analiza la efectividad y las propiedades del sistema.

- ★ Con colecciones de prueba (offline):
  - · Se emplea un **conjunto de datos público** (preferencias de usuarios),
  - · preparado previamente y
  - sirve para comparar diferentes sistemas bajo un mismo banco de pruebas.
  - · Recomendación de cine: puntuaciones de películas + descripción.
  - · Recomendación de música: registro de escuchas (fecha, hora, duración) + título, autor,...
  - · Recomendación de productos en general: registro de compras, ...

- ★ Con colecciones de prueba (offline):
  - · Experimentos repetibles.
  - Comparar sistemas de recomendación desarrollados en distintos momentos.
  - Uso de metodologías y métricas estandarizadas → facilitan la comparación.
  - · Pruebas objetivas.

- ★ Con colecciones de prueba (offline):
  - · MovieLens.
  - · Netflix.
  - · EachMovie.
  - · JesterJoke.
  - · Epinions.

- ★ Con colecciones de prueba (offline):
  - · Metodología para evaluar el acierto (accuracy):
    - Puntuaciones → dos partes aleatorias: entrenamiento y prueba.
    - Se predice con los de prueba y se compara con los valores reales.
    - Repetir el experimento n veces (5 ó 10), promediando observaciones: **validación cruzada**.
    - Leave one out: un sólo dato de prueba y el resto de aprendizaje. Se repite para todos los datos del conjunto.
    - · Particiones temporales.

- ★ Con usuarios (*online*):
  - · Se diseñan experimentos exprofeso con usuarios reales,
  - se extraen datos, observaciones y mediciones,
  - · se analiza la efectividad y las propiedades del sistema.

#### Métricas

★ Métricas basadas en error: (para datos consistentes en puntuaciones de usuarios a items)

$$MAE = \frac{1}{|P|} \sum_{r(u,i) \in P} |\hat{r}(u,i) - r(u,i)|, \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{|P|} \sum_{r(u,i) \in P} (\hat{r}(u,i) - r(u,i))^{2}},$$

- · RMSE preferible ya que penaliza errores amplios, aunque se produzcan pocas veces.
- · Ignoran el orden de los ítems recomendados en el ranking.

### Métricas

- ★ Basadas en la posición de los items en el *ranking*: (heredadas de la RI)
  - · Precisión, exhaustividad,
  - · MAP,
  - · NDCG, ...
- ★ Se necesitan juicios de relevancia: conjunto de puntuaciones de prueba.

# Bibliografía

**★ Capítulo 15. Sistemas de Recomendación.**Pablo Castells, Juan Francisco Huete Guadix

En

Recuperación de Información. Un enfoque práctico y multidisciplinar.

Fidel Cacheda Seijo, Juan Manuel Fernández Luna, Juan Francisco Huete Guadix. Editorial Ra-Ma, 2011.

