

ACÀMICA

¡Bienvenidas/os a Data Science!



Agenda

¿Cómo anduvieron?

Explicación: Sistemas de recomendación

Break

Explicación: Sistemas de recomendación

Hands-on training

Entrega 06

Cierre



¿Cómo anduvieron?

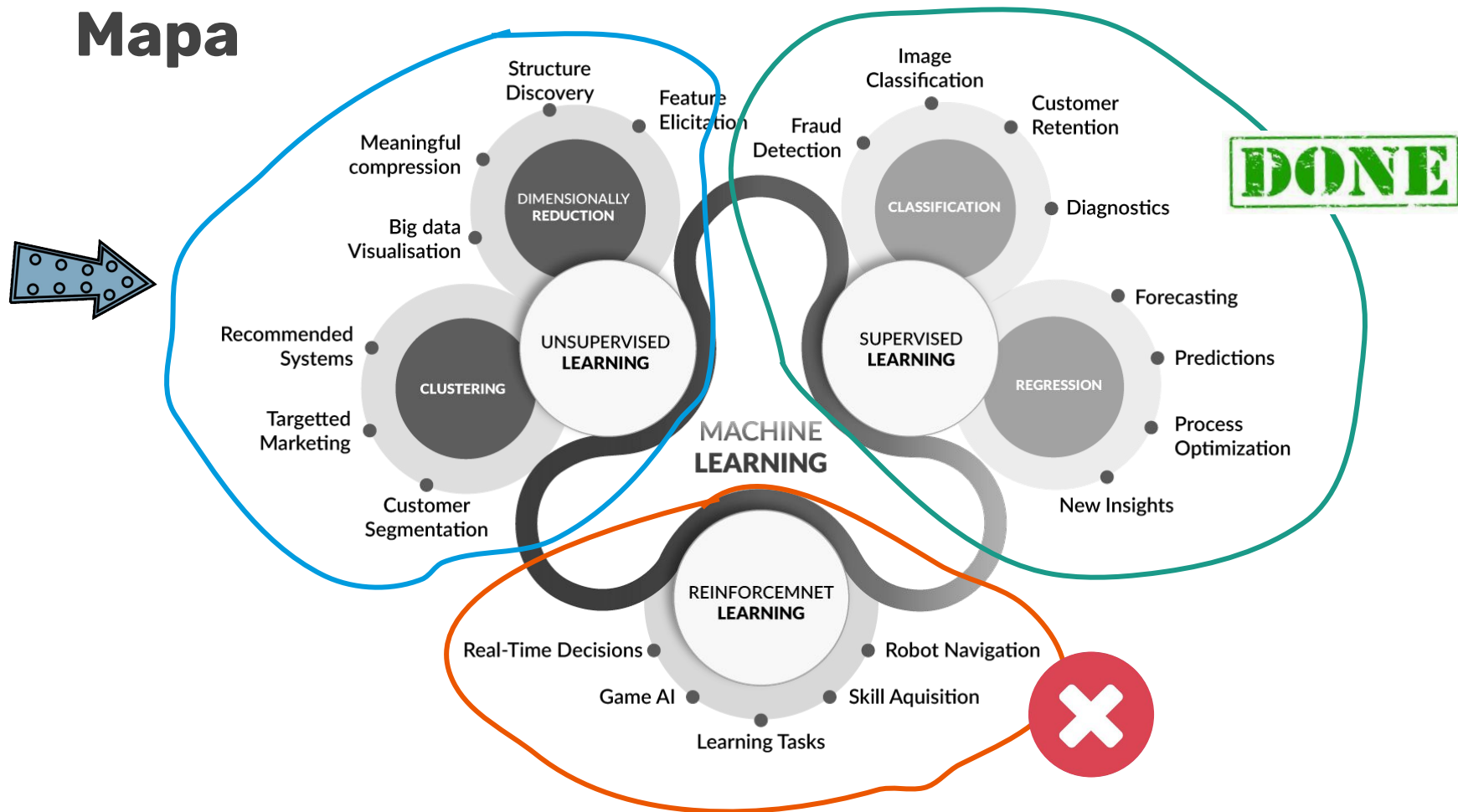


IMPORTANTE

Bajar el siguiente dataset:

<https://www.kaggle.com/netflix-inc/netflix-prize-data>

Mapa



Sistemas de recomendación



Hoy nos inspiramos con



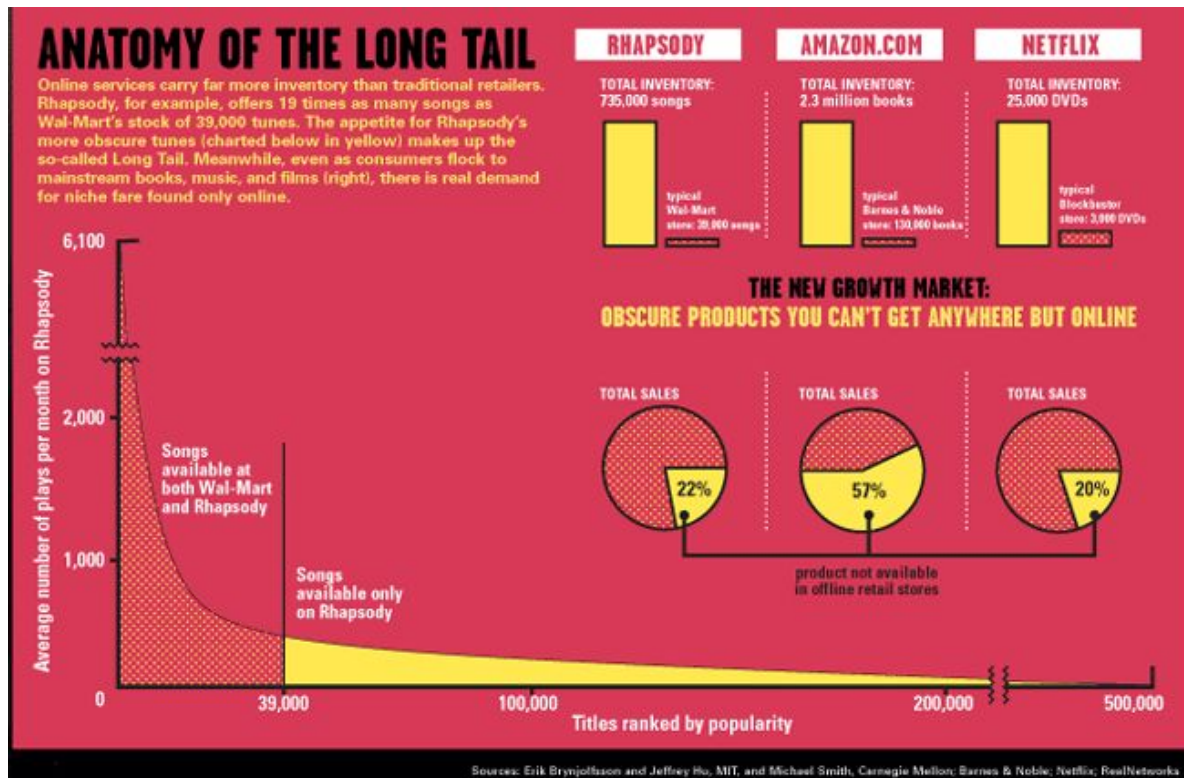
Mining of Massive Datasets

Jure Leskovec, Anand Rajaraman, Jeff Ullman

<http://www.mmds.org/>

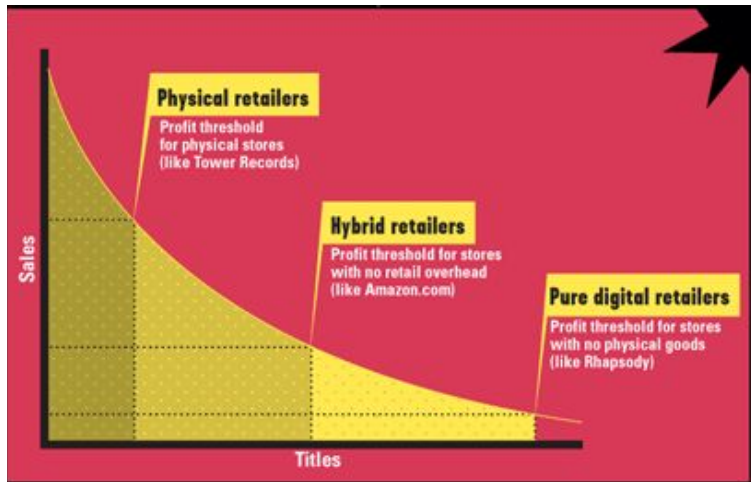
The long tail

Ejemplo: Into Thin Air y Touching Void



The long tail

Ejemplo: Into Thin Air y Touching Void



Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	...	P_m
Usuario 1	5	4			2		...	1
Usuario 2	2	1		5			...	5
Usuario 3		1	5		4	3	...	2
Usuario 4	4			2	1			
...	
Usuario n	1	2	5		5		...	3

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	...	P _m
Usuario 1	5	4	?	?	2	?	...	1
Usuario 2	2	1	?	5	?	?	...	5
Usuario 3	?	1	5	?	4	3	...	2
Usuario 4	4	?	?	2	1	?	...	?
...
Usuario n	1	2	5	?	5	?	...	3

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

El objetivo del sistema de recomendación es *poblar* la matriz de utilidad

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	...	P _m
Usuario 1	5	4	?	?	2	?	...	1
Usuario 2	2	1	?	5	?	?	...	5
Usuario 3	?	1	5	?	4	3	...	2
Usuario 4	4	?	?	2	1	?	...	?
...
Usuario n	1	2	5	?	5	?	...	3

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

Ejemplo: Netflix tiene 150 millones suscriptores, 5 mil películas. La matriz tiene 750000000000 espacios, de los cuales la mayoría están vacíos.

- Cuando buscamos recomendar, interesa más recomendar ítems que van a gustar que aquellos que no van a gustar.

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

Ejemplo: Netflix tiene 150 millones suscriptores, 5 mil películas. La matriz tiene 750000000000 espacios, de los cuales la mayoría están vacíos.

- Cuando buscamos recomendar, interesa más recomendar ítems que van a gustar que aquellos que no van a gustar.
- En algunos casos, interesa mover a los usuarios del mainstream a la cola

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

Ejemplo: Netflix tiene 150 millones suscriptores, 5 mil películas. La matriz tiene 750000000000 espacios, de los cuales la mayoría están vacíos.

- Cuando buscamos recomendar, interesa más recomendar ítems que van a gustar que aquellos que no van a gustar.
- En algunos casos, interesa mover a los usuarios del mainstream a la cola
- Algunas veces, ni siquiera hay calificaciones, solamente si vio o no (o escuchó, leyó, compró, etc.).

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems* por sobre otros
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

Ejemplo: Netflix tiene 150 millones suscriptores, 5 mil películas. La matriz tiene 750000000000 espacios, de los cuales la mayoría están vacíos.

El objetivo del sistema de recomendación es poblar la matriz de utilidad de una manera inteligente y bajo los requisitos que imponga cada entorno

Matriz de utilidad

- Existen *usuarios* e *ítems*. Los *usuarios* prefieren algunos *ítems*
- Ejemplo: Usuarios de Netflix y Películas. De 1 a 5 estrellas.

El objetivo del sistema de recomendación es *poblar* la matriz de utilidad

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	...	P _m
Usuario 1	5	4			2	?	...	1
Usuario 2	2	1	?	5	?	?	...	5
Usuario 3		1	5	?	4	3	...	2
Usuario 4	4	?		2	1	?	...	
Usuario 5		Vista	Vista	?	Vista	?	...	
...

¿Cómo conseguir ratings?



Matriz de utilidad

Explícitamente

Pedir a los usuarios que puntúen los ítems.

- Los usuarios no suelen hacerlo
- Si lo hacen, puede estar sesgado (gente que prefiere puntuar cosas que no le gustan a puntuar cosas que sí, etc.).

Implícitamente

Inferir a partir de acciones

- Ejemplo: compra muchas cosas de camping → le gusta el camping, aire libre, etc.
- ¿Qué pasa con las cosas que no le gustan?

¿Cómo funcionan los sistemas de recomendación?



Algo cambió en los sistemas de recomendación...



HISTÓRICAMENTE

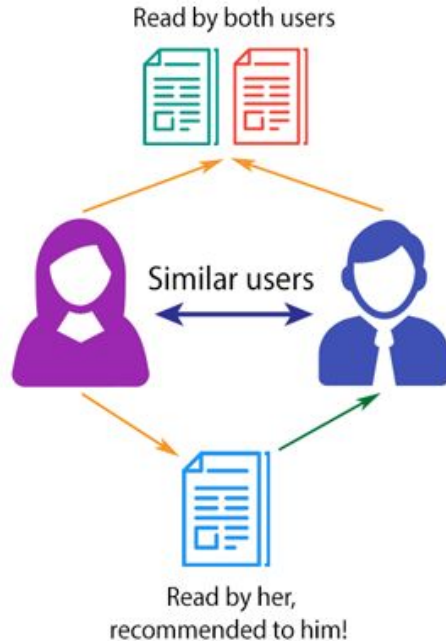
- Crítica de expertos, aclamadas/os por la crítica
- Listas de favoritos
- Listas de clásicos
- Más populares
- Recientes

HOY

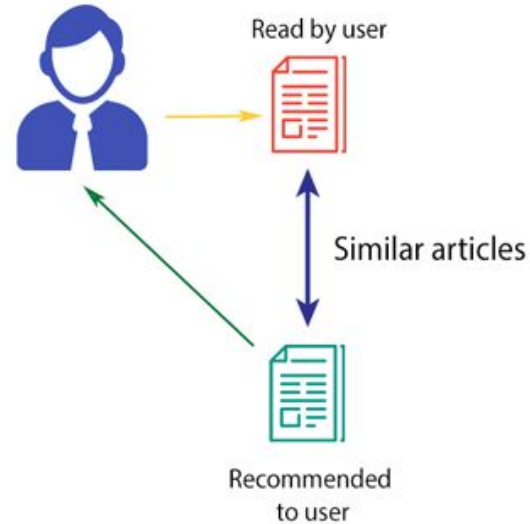
Recomendaciones específicas para el usuario

Algo cambió en los sistemas de recomendación...

COLLABORATIVE FILTERING



CONTENT-BASED FILTERING



Sistemas de recomendación • Tipos

	¿Cómo?	Ventaja	Desventaja / Problema
Basado en contenidos	Recomienda ítems con características similares a los que el usuario consumió (y, preferiblemente, indicó que le gustaban).	Basta con <i>conocer</i> los ítems para comenzar a recomendar	1) calcular la similitud entre dos ítems puede ser una tarea difícil y muy costosa. En la mayoría de los casos hay que obtener atributos. 2) Suele recomendar ítems que no son novedosos para el usuario

Sistemas de recomendación • Tipos

	¿Cómo?	Ventaja	Desventaja / Problema
Basado en contenidos	Recomienda ítems con características similares a los que el usuario consumió (y, preferiblemente, indicó que le gustaban).	Basta con <i>conocer</i> los ítems para comenzar a recomendar	1) calcular la similitud entre dos ítems puede ser una tarea difícil y muy costosa. En la mayoría de los casos hay que obtener atributos. 2) Suele recomendar ítems que no son novedosos para el usuario
Filtro colaborativo	Recomienda ítems basadas en medidas de similaridad entre ítems y/o usuarios.	No necesita <i>conocer</i> los ítems, en principio alcanza con la información de la matriz de utilidad	Necesito la matriz de utilidad

Sistemas de recomendación • Tipos

	¿Cómo?	Ventaja	Desventaja / Problema
Basado en contenidos	Recomienda ítems con características similares a los que el usuario consumió (y, preferiblemente, indicó que le gustaban).	Basta con <i>conocer</i> los ítems para comenzar a recomendar	1) calcular la similitud entre dos ítems puede ser una tarea difícil y muy costosa. En la mayoría de los casos hay que obtener atributos. 2) Suele recomendar ítems que no son novedosos para el usuario
Filtro colaborativo	Recomienda ítems basadas en medidas de similaridad entre ítems y/o usuarios.	No necesita <i>conocer</i> los ítems, en principio alcanza con la información de la matriz de utilidad	Necesito la matriz de utilidad
Pensarlo como problema de clasificación	Podemos entrenar un clasificador para cada usuario		Pocas calificaciones por usuario

Sistemas de recomendación • Tipos

	¿Cómo?	Ventaja	Desventaja / Problema
Basado en contenidos	Recomienda ítems con características similares a los que el usuario consumió (y, preferiblemente, indicó que le gustaban).	Basta con <i>conocer</i> los ítems para comenzar a recomendar	1) calcular la similitud entre dos ítems puede ser una tarea difícil y muy costosa. En la mayoría de los casos hay que obtener atributos. 2) Suele recomendar ítems que no son novedosos para el usuario
Filtro colaborativo	Recomienda ítems basadas en medidas de similaridad entre ítems y/o usuarios.	No necesita <i>conocer</i> los ítems, en principio alcanza con la información de la matriz de utilidad	Necesito la matriz de utilidad
Pensarlo como problema de clasificación	Podemos entrenar un clasificador para cada usuario		Pocas calificaciones por usuario
Híbridos	Combinar lo mejor de varios mundos		

Sistemas de recomendación • Tipos

	¿Cómo?	Ventaja	Desventaja / Problema
Basado en contenidos	Recomienda ítems con características similares a los que el usuario consume o prefiere.	Basta con <i>conocer</i> los ítems para comenzar a recomendar.	1) calcular la similitud entre dos ítems puede ser una tarea difícil y muy costosa. En la mayoría de los casos hay que calcular la similitud entre todos los ítems. 2) recomendar ítems que no son de interés para el usuario.
Filtro colaborativo	Recomienda ítems basados en la similitud entre usuarios y/o usuarios e ítems.	matriz de utilidad	1) requiere una gran cantidad de datos de utilidad. 2) puede recomendar ítems que no son de interés para el usuario.
Pensarlo como problema de clasificación	Podemos entrenar un clasificador para cada usuario.		Pocas calificaciones por usuario.
Híbridos	Combinar lo mejor de varios mundos.		

Cold Start

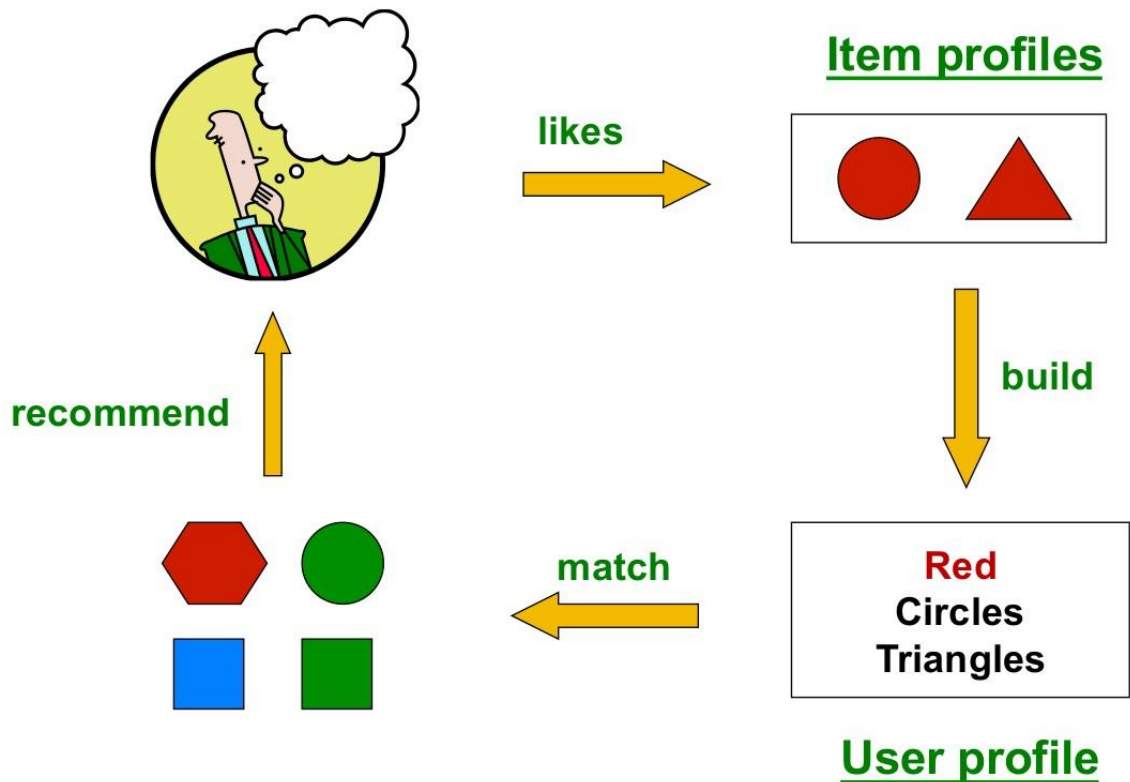
New items have no ratings,
new users have no history.

Sistemas de recomendación

1. Basado en contenidos

2. Filtro colaborativo

SR • Basado en contenidos



SR • Basado en contenidos

Idea: recomendar ítems al usuario que sean similares a aquellos que puntuó positivamente antes (o, en su defecto, que consumió). Para ello:

1. Para cada ítem, debemos construir un perfil.
 - a. Casos sencillos: información fácilmente disponible. Películas: director, género, actores, año, etc.
 - b. Casos no-sencillos. Debemos extraer features de los ítems. Noticias: hay que usar la batería de herramientas de NLP (tf-idf, etc.)
2. Idealmente, también hay que construir un perfil de qué cosas le gustan al usuario.
3. Usamos una métrica de distancia para encontrar ítems similares.
 - a. Índice Jaccard
 - b. Distancia coseno
4. Recomendamos

SR • Basado en contenidos



No necesitamos información de otros usuarios. (Sin *Cold-Start*)

Puede recomendar a usuarios con “paladar exquisito” o único

Puede recomendar ítems nuevos o poco populares (basta ver su contenido)

Explicable



Hay que armar el perfil de los ítems.
Puede ser difícil encontrar buenos features.

Difícil recomendar a nuevos usuarios.

Puede ser muy específico: no recomienda ítems por fuera perfil del usuario. El usuario puede tener muchos intereses.

Sistemas de recomendación

1. Basado en contenidos

2. Filtro colaborativo

SR • Filtro colaborativo

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	...	P _m
Usuario 1	5	4			2		...	1
Usuario 2	2	1		5			...	5
Usuario 3		1	5		4	3	...	2
Usuario 4	4			2	1			
...	
Usuario n	1	2	5		5		...	3

SR • Filtro colaborativo

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	...	P _m
Usuario 1	5	4	?	?	2	?	...	1
Usuario 2	2	1	?	5	?	?	...	5
Usuario 3	?	1	5	?	4	3	...	2
Usuario 4	4	?	?	2	1	?	...	?
...
Usuario n	1	2	5	?	5	?	...	3

SR • Filtro colaborativo



Funciona para cualquier tipo de ítem (películas, libros, música, etc.).

Puede recomendar ítems por fuera del *perfil* del usuario



Necesitamos la matriz de utilidad

La matriz de utilidad está, en general, vacía y es muy grande. Esto trae dificultades computacionales.

No puede recomendar ítems que no hayan sido calificados previamente

Tiende a recomendar ítems populares

A close-up photograph of a white ceramic cup filled with a latte. The surface of the milk is decorated with intricate latte art, featuring a central heart shape surrounded by concentric, wavy lines. The cup is placed on a matching white saucer. In the background, a white napkin and a silver spoon are visible, though they are out of focus. The overall lighting is soft and even, highlighting the textures of the coffee and the smooth surface of the cup.

¡BREAK!

Ph. Credit: Drew Coffmann



¿Cómo funciona un filtro colaborativo?



SR • Filtro colaborativo

Hay muchas formas de llenar la matriz.

Ejemplo:

Podemos probar con técnicas de clusterización para encontrar grupos de usuarios similares. De esos usuarios similares, los que tengan algún faltante en un ítem, se lo completa con, por ejemplo, el promedio del cluster.

Preprocesamiento

Normalización: hay usuarios que tienden a dar calificaciones altas y otros que tienden a dar calificaciones bajas. Entonces, restamos a cada calificación la calificación promedio del usuario.

Vamos a contarles

Descomposición UV

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

$$\begin{bmatrix} 5 & 2 & 4 & 4 & 3 \\ 3 & 1 & 2 & 4 & 1 \\ 2 & & 3 & 1 & 4 \\ 2 & 5 & 4 & 3 & 5 \\ 4 & 4 & 5 & 4 & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ u_{31} & u_{32} \\ u_{41} & u_{42} \\ u_{51} & u_{52} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & v_{14} & v_{15} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & v_{24} & v_{25} \end{bmatrix}$$

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

$$\begin{bmatrix} 5 & 2 & 4 & 4 & 3 \\ 3 & 1 & 2 & 4 & 1 \\ 2 & & 3 & 1 & 4 \\ 2 & 5 & 4 & 3 & 5 \\ 4 & 4 & 5 & 4 & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ u_{31} & u_{32} \\ u_{41} & u_{42} \\ u_{51} & u_{52} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & v_{14} & v_{15} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & v_{24} & v_{25} \end{bmatrix}$$

5x5 U: 5x2 V: 2x5

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

$$\begin{bmatrix} 5 & 2 & 4 & 4 & 3 \\ 3 & 1 & 2 & 4 & 1 \\ 2 & & 3 & 1 & 4 \\ 2 & 5 & 4 & 3 & 5 \\ 4 & 4 & 5 & 4 & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ u_{31} & u_{32} \\ u_{41} & u_{42} \\ u_{51} & u_{52} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & v_{14} & v_{15} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & v_{24} & v_{25} \end{bmatrix}$$

5x5

U: 5x2

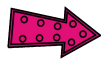
V: 2x5

d: lo elegimos, es un hiperparámetro

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

$$\begin{bmatrix} 5 & 2 & 4 & 4 & 3 \\ 3 & 1 & 2 & 4 & 1 \\ 2 & & 3 & 1 & 4 \\ 2 & 5 & 4 & 3 & 5 \\ 4 & 4 & 5 & 4 & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ u_{31} & u_{32} \\ u_{41} & u_{42} \\ u_{51} & u_{52} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & v_{14} & v_{15} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & v_{24} & v_{25} \end{bmatrix}$$



Buscamos u_{ij} y v_{ij} de forma que cuando multipliquemos las matrices se aproximen bastante a los valores originales. Ej: $5 = u_{11} * v_{11} + u_{12} * v_{21}$

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

$$\begin{bmatrix} 5 & 2 & 4 & 4 & 3 \\ 3 & 1 & 2 & 4 & 1 \\ 2 & \bigcirc & 3 & 1 & 4 \\ 2 & 5 & 4 & 3 & 5 \\ 4 & 4 & 5 & 4 & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ u_{31} & u_{32} \\ u_{41} & u_{42} \\ u_{51} & u_{52} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & v_{14} & v_{15} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & v_{24} & v_{25} \end{bmatrix}$$

Buscamos u_{ij} y v_{ij} de forma que cuando multipliquemos las matrices se aproximen bastante a los valores originales. Ej: $5 = u_{11} * v_{11} + u_{12} * v_{21}$



Para completar los lugares vacíos, simplemente ponemos lo que de la multiplicación de la derecha. Ej: $\bigcirc = u_{31} * v_{12} + u_{32} * v_{22}$

SR • Filtro colaborativo • **Descomposición UV**

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

¿Cómo encontramos los valores para U y V?

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

¿Cómo encontramos los valores para U y V?

1. Necesitamos una métrica para minimizar. En general, RMSE para los **valores no nulos de la matriz**.

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

¿Cómo encontramos los valores para U y V?

1. Necesitamos una métrica para minimizar. En general, RMSE para los **valores no nulos de la matriz**.
2. Empezamos en algún lugar al azar.

SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

¿Cómo encontramos los valores para U y V?

1. Necesitamos una métrica para minimizar. En general, RMSE para los **valores no nulos de la matriz**.
2. Empezamos en algún lugar al azar.
3. Buscamos el mínimo de la función de costo

¿Les suena?



SR • Filtro colaborativo • Descomposición UV

Reducción de dimensionalidad - Descomposición UV

¿Cómo encontramos los valores para U y V?

1. Necesitamos una métrica para minimizar. En general, RMSE para los **valores no nulos de la matriz**.
2. Empezamos en algún lugar al azar.
3. Buscamos el mínimo de la función de costo

¡ Es el problema que resuelve el descenso por gradiente !

¿Sabías que...?



Netflix Challenge



Netflix Challenge

- Lanzada en 2006, finalizada en 2009.
- 1.000.000 de dólares en premio a quienes mejoren su sistema de recomendación, CineMatch, en un diez por ciento. Varios premios más por año.
- **Entrenamiento:** ratings de ~500 mil usuarios a ~17 mil series y películas. En total, 100 millones de puntajes (no todos los usuarios puntúan todos los ítems).
- **Testeo:** 3 millones de ratings (que se guardó Netflix).

Hands-on training



Hands-on training

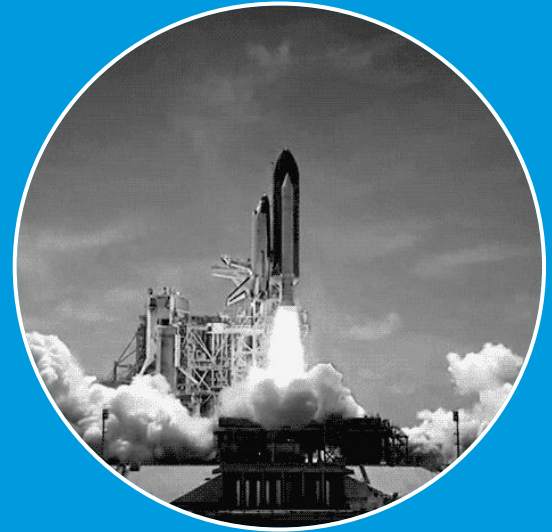
DS_Encuentro_40_Sistemas_Recomendacion.ipynb



Proyecto 2:

Lanzamiento

Entrega 06



Proyecto 2: Sistemas de recomendación (Entrega 06)



Entrega 6: Sistema de recomen...

Creá tu propio sistema de recomendación
mediante el aprendizaje no supervisado



Principiante

por



Francisco Dorr

1. Bajar los materiales.
2. Leer la Checklist
3. ¡Empezar a trabajar en la entrega!

Para la próxima: Data Science en mi vida



Data Science en mi vida

¡Preparen sus charlas relámpago!

En 7 minutos con 7 slides comparte con tus compañeros:

En qué problemas estás aplicando lo aprendido en Data Science y cómo lo estás haciendo.

O bien, en qué problemas te gustaría aplicar Data Science y cómo lo harías.

¡Elige algún tema o proyecto que te interese y relaciónalo con lo aprendido!

Para la próxima

1. Completar el notebook de hoy (Secciones 1 a 3).
2. Terminar de ver los videos de sistemas de recomendación.
3. Comenzar con la Entrega 06.
4. Preparar el relato “Data Science en mi vida”.

ACÀMICA