

Sistemas de Recomendación

Arturo Sánchez Palacio

24, 27 y 28 de Enero de 2020

Sistemas de Filtrado Colaborativo

Estructura sección

- Filtrado colaborativo usuario a usuario.
- Filtrado colaborativo item a item.

Introducción

$$s(j) = rac{\sum\limits_{i \in \Omega_j} r_{ij}}{|\Omega_i|}$$
 Rating medio $s(i,j) = rac{\sum\limits_{i' \in \Omega_j} r_{i'j}}{|\Omega_j|}$

 Ω_j^- Conjunto de usuarios que han valorado j $^{r}{}_{ij}$ Rating del usuario i al item j

 $R_{N \times M}$ Matriz de valoraciones usuario-item

Limitaciones de la recomendación por media:

- La media es impersonal. Todas las opiniones tienen el mismo peso.
- No todo el mundo valora con el mismo rasero (optimista vs. pesimista).

Desviaciones.

Empleamos la desviación para contrarrestar el sesgo personal.

$$dev(i,j) = r(i,j) - \bar{r}_i$$

Media de desviaciones:

$$\hat{dev}(i,j) = \frac{1}{|\Omega_j|} \sum_{i' \in \Omega_j} r(i',j) - \bar{r}_{i'}$$

$$s(i,j) = \bar{r}_i + \frac{\sum\limits_{i' \in \Omega_j} r(i',j) - \bar{r}_{i'}}{|\Omega_i|} = \bar{r}_i + \hat{dev}(i,j)$$

Media impersonal:

| | Romeo y Julieta | Crepúsculo | A 3 metros sobre el cielo | MacBeth |
|-----------|-----------------|------------|------------------------------|---------|
| Usuario A | 5 * | 3* | 1* | 4* |
| Usuario B | 3* | 5* | 5* | ? |
| Usuario C | 2* | 4,5* | 5* | 2* |
| Usuario D | 1* | 4* | 5* | 1* |

Impersonalidad de la media:

Una posible solución es añadir pesos que ponderen las opiniones:

$$s(i,j) = \bar{r}_i + \frac{\sum\limits_{i' \in \Omega_j} w_{ii'} \{r_{i'j} - \bar{r}_{i'}\}}{\sum\limits_{i' \in \Omega_j} |w_{ii'}|}$$

Problema: ¿Cómo definir los pesos?

$$Q_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (y_i - \bar{y})^2}}$$

Problema: Trabajamos con matrices dispersas (sparse matrix)

$$w_{ii'} = \frac{\sum\limits_{j \in \Psi_{ii'}} (r_{ij} - \bar{r}_i)(r_{i'j} - \bar{r}_{i'})}{\sqrt{\sum\limits_{j \in \Psi_{ii'}} (r_{ij} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum\limits_{j \in \Psi_{ii'}} (r_{i'j} - \bar{r}_{i'})^2}}$$

Películas evaluadas por i $\psi_{i'}$ Películas evaluadas por i' $\psi_{ii'} = \psi_i \cap \psi_{i'}$

Vecinos:

- Considerar a todos los vecinos es poco eficiente.
- Fijamos un umbral y consideramos a los n más similares (vecinos).
- Se suele considerar un conjunto entre 25 y 50 vecinos.

Preparación del ejercicio:

- Aún no estamos trabajando con Machine Learning.
- Compite con algoritmos mucho más complejos.
- Exploración de los datos.

Complejidad

- La matriz de usuarios-ratings es NxM (N número de usuarios y M número de películas).
- Para calcular la similaridad entre dos usuarios recorremos las M películas:
 O(M).
- Para una sola predicción de un usuario necesitamos hallar la de los N usuarios (aunque nos quedemos con las K mejores). O(N)
- ullet Esto sería para un usuario. Una empresa calcula para todos luego $\mathit{O}(N^2M)$

Big Data:

100,000 usuarios necesitarían 10 mil millones de pesos.

Cada peso es un 32 bit-float luego 40 GB de pesos.

Se escapa en tamaño y complejidad.

Solución: Muestreamos

Muestreo no aleatorio:

- Elegimos los N mejores usuarios y las M mejores películas.
- Resulta en una matriz más densa.
- Experimentar para lograr un N y M válido.

Complejidad en la realidad:

- No se trabaja en tiempo real.
- La implementación se realiza aparte del usuario.
- Programación de tareas.

Método de evaluación:

Como intentamos predecir la puntuación de un supuesto usuario usamos error medio cuadrático.

Esto es <u>meramente didáctico</u>. Como hemos hablado las métricas se obtienen con la puesta en producción.

Preprocesamiento de los datos:

Notebook: collaborative_filtering_exercise_preprocessing.ipynb

Construcción del modelo:

Notebook: collaborative_filtering_user_user.ipynb