

# Recomendador Slope One

## IIC 3633 - Sistemas Recomendadores

Denis Parra

Profesor Asistente, DCC, PUC CHile

# TOC

## En esta clase

1. Resumen últimas clases
2. Recomendador Slope One
3. Ejemplo pequeño

# Resumen últimas clases

- **Ranking no personalizado:** Ordenar items considerando el porcentaje de valoraciones positivas y la cantidad total de valoraciones.
- **Filtrado Colaborativo basado en el usuario:** buscar K usuarios más parecidos, luego predecir rating de items no consumidos por el active user.
- **Filtrado Colaborativo basado en items:** pre-calculan directamente similaridad entre items co-rated, saltándose búsqueda de K-vecindario.

# Métricas y Procedimientos a Considerar para Implementar Tarea 1

- Métrica de Similitud/Distancia
- En CF, tamaño del vecindario
- En CF, pre-Clustering para evitar cálculo de CF
- Ponderaciones distintas a usuarios/items con más ratings
- Tasa training/testing

# Tarea 1

- Plazo hasta el 4 de Septiembre (3 semanas)
- Considerando un dataset que nosotros les entregaremos, deben utilizar herramientas o implementar los recomendadores vistos hasta ahora y elegir el mejor. Con ese "mejor recomendador" realizarán dos tareas sobre un **Hold Out dataset**: predecir ratings y generar una lista topN de recomendaciones.

## PREDICCIÓN

```
user, item, rating
1 user, item, rating
2 1, 3, ?
3 1, 5, ?
4 1, 7, ?
5 10, 12, ?
6 10, 17, ?
7 10, 23, ?
8 ....
```

Line 8, Column 5      Tab Size: 4      Plain Text

## RECOMENDACIÓN TOP-N

```
user, item (ranked)
1 user, item (ranked)
2 1, 7
3 1, 2
4 1, 87
5 10, 9
6 10, 54
7 10, 4
8 ...
9
```

Line 7, Column 6      Tab Size: 4      Plain Text

# Recomendador de Pendiente Uno

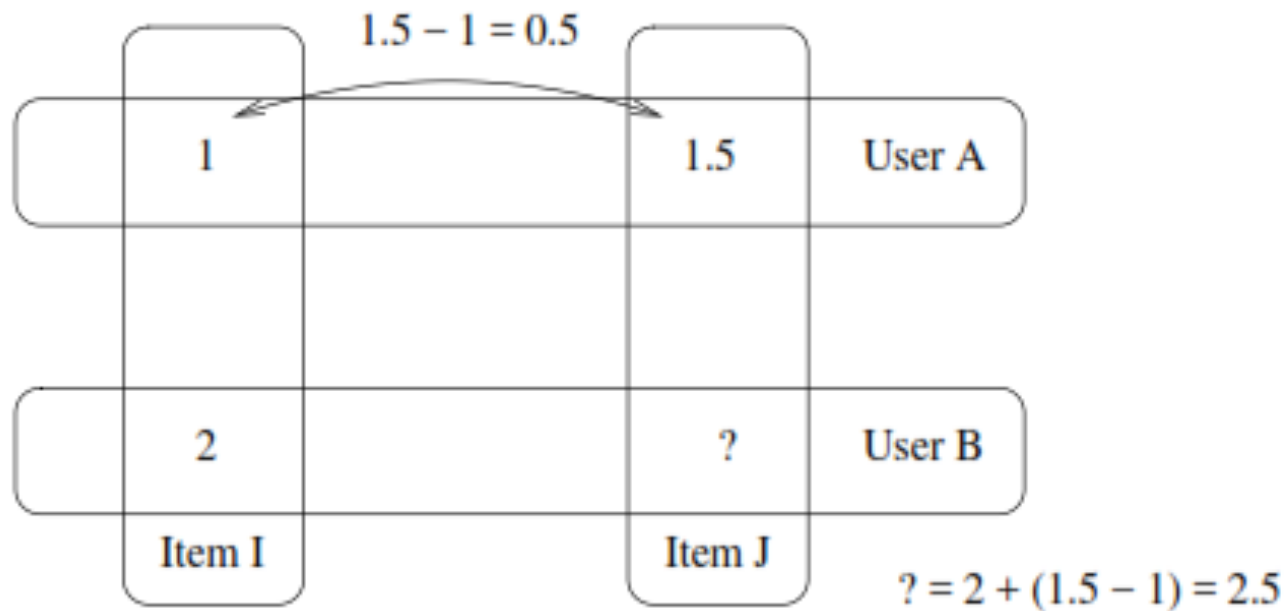
Lemire, D., & Maclachlan, A. (2005, April). **Slope One Predictors for Online Rating-Based Collaborative Filtering**. In SDM (Vol. 5, pp. 1-5).

Los autores se enfocan en 5 objetivos:

1. Fácil de Implementar y mantener
2. Actualizable en línea: nuevos ratings deberían cambiar las predicciones rápidamente.
3. Eficiente al momento de consulta: costo principal debería llevarlo el almacenamiento.
4. Funciona con poco feedback del usuario
5. Razonablemente preciso, dentro de ciertos rangos en los que una pequeña ganancia en exactitud no signifique un gran sacrificio de simplicidad y escalabilidad.

# Idea Principal

Si observamos las **diferencias** de ratings entre pares de items, podemos hacer una predicción.



# Fórmula principal y Ponderación

- Ecuación Lineal de Pendiente uno

$$f(x) = x + b$$

- Si tenemos dos vectores con ratings  $v_i$  y  $w_i$  donde  $i = 1..n$ , buscamos el mejor predictor de la forma  $f(x) = x + b$  para predecir  $w$  usando  $v$ . Luego, tratamos de minimizar la expresión

$$\sum_{i=1}^n (v_i + b - w_i)^2$$

- Derivando con respecto a  $b$  e igualando la expresión a 0, nos queda

$$b = \frac{\sum_i (v_i - w_i)}{n}$$



# Implementación Normal y Ponderaciones

- Implementación Normal

$$dev_{j,i} = \sum_{u \in S_{j,i}(\chi)} \frac{u_j - u_i}{card(S_{j,i}(\chi))}, \text{ desviacion promedio entre dos items } i, j$$

$$P(u)_j = \frac{1}{card(R_j)} \sum_{i \in R_j} (dev_{j,i} + u_i), \text{ prediccion en base a varios items } i$$

$$P(u)_j^{S1} = \bar{u} + \frac{1}{card(R_j)} \sum_{i \in R_j} dev_{j,i}, \text{ aproximacion cuando } R_j = S(u)$$

- Métodos de Ponderación
  - Weighted
  - Bipolar

# Métodos de Ponderación

- **Weighted Slope One:** Algunos pares de items han sido evaluados por muchos usuarios, otros no tanto

$$P(u)_j^{wS1} = \frac{\sum_{i \in S(u) - \{j\}} (dev_{j,i} + u_i) c_{j,i}}{\sum_{i \in S(u) - \{j\}} c_{j,i}}, \text{ donde } c_{i,j} = \text{card}(S_{j,i}(\chi))$$

- **Bi-Polar:** los items evaluados positivamente son considerados distintos a los evaluados negativamente.

$$dev_{j,i}^{like} = \sum_{u \in S_{j,i}^{like}(\chi)} \frac{u_j - u_i}{\text{card}(S_{j,i}^{like}(\chi))}, \text{ desviacion media entre dos items liked}$$

$$p_{j,i}^{like} = dev_{j,i}^{like} + u_i, \text{ y de modo similar, } p_{j,i}^{dislike} = dev_{j,i}^{dislike} + u_i$$

Combinando ambos, like y dislike, la predicción queda:

$$P(u)_j^{bpS1} = \frac{\sum_{i \in S(u)^{like} - \{j\}} p_{j,i}^{like} c_{j,i}^{like} + \sum_{i \in S(u)^{dislike} - \{j\}} p_{j,i}^{dislike} c_{j,i}^{dislike}}{\sum_{i \in S(u)^{like} - \{j\}} c_{j,i}^{like} + \sum_{i \in S(u)^{dislike} - \{j\}} c_{j,i}^{dislike}}$$

# Resultados en paper de Lemire (2005)

Scheme	EachMovie	Movielens
BI-POLAR SLOPE ONE	0.194	0.188
WEIGHTED SLOPE ONE	0.198	0.188
SLOPE ONE	0.200	0.188
BIAS FROM MEAN	0.203	0.191
ADJUSTED COSINE ITEM-BASED	0.209	0.198
PER USER AVERAGE	0.231	0.208
PEARSON	0.194	0.190

**Table 1: All Schemes Compared: All But One Mean Average Error Rates for the EachMovie and Movielens data sets, lower is better.**

# Ejercicio :-)

(A pedido de A.P.)

- Usando Weighted Slope One, calcule qué rating le daría U3 a Spiderman\*:

USER	HARRY POTTER	BATMAN	SPIDERMAN
U1	5	3	4
U2	?	2	4
U3	4	2	?

- Usando Weighted Slope One, calcule qué rating le daría U3 a Spiderman\*:

1. Desviación promedio entre Spiderman y Batman (en la resta, primero Spiderman)

$$dev_{j,i} = \sum_{u \in S_{j,i}(\chi)} \frac{u_j - u_i}{card(S_{j,i}(\chi))}, j: \text{Spiderman}, i: \text{Batman}$$

2. Desviación promedio Spider Man y Harry Potter (en la resta, primero Spiderman)

$$dev_{j,i} = \sum_{u \in S_{j,i}(\chi)} \frac{u_j - u_i}{card(S_{j,i}(\chi))}, j: \text{Spiderman}, i: \text{Harry Potter}$$

3. Predicción: Usando el rating que el usuario U3 le dio a Batman y a Harry Potter, calcular rating de U3 a Spiderman

$$P(u)_j^{wS1} = \frac{\sum_{i \in S(u) - \{j\}} (dev_{j,i} + u_i) c_{j,i}}{\sum_{i \in S(u) - \{j\}} c_{j,i}}, \text{ donde } c_{i,j} = card(S_{j,i}(\chi))$$

Usando Weighted Slope One, calcule qué rating le daría U3 a Spiderman\*:

- Desviación promedio entre Spiderman y Batman (en la resta, primero Spiderman)

$$[(4 - 3) + (4 - 2)]/2 = 1,5$$

- Desviación promedio SpiderMan y Harry Potter (en la resta, primero Spiderman)

$$[(4 - 5)]/1 = -1$$

- **Predicción:** Usando el rating que el usuario U3 le dio a Batman y a Harry Potter, calcular rating de U3 a Spiderman

- Usando Batman (rating the U3 a Batman + desviación)

$$r = 2 + 1,5 = 3,5$$

- Usando Harry Potter (rating the U3 a Harry Potter + desviación)

$$r = 4 - 1 = 3$$

- Considerando ambas predicciones y la cantidad de muestras usadas en cada uno

$$(3,5 * 2 + 3 * 1)/(2 + 1) = 3,33$$

# Herramientas para tarea 1

- MyMediaLite
- Lenskit
- LibRec
- Debido a que usarán herramientas, considerar leer Said, A., & Bellogín, A. (2014, October). Comparative recommender system evaluation: benchmarking recommendation frameworks. In Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender systems (pp. 129-136). ACM.

# Referencias

- Lemire, D., & Maclachlan, A. (2005, April). Slope One Predictors for Online Rating-Based Collaborative Filtering. In SDM (Vol. 5, pp. 1-5).
- \*Ejercicio sacado de <http://www.slideshare.net/irecsys/slope-one-recommender-on-hadoop-15199798>