Métricas de Evaluación

IIC 3633 - Sistemas Recomendadores

Denis Parra
Profesor Asistente, DCC, PUC CHile

TOC

En esta clase

1. Resumen + Próxima Semana
2. Prediccion de Ratings: MAE, MSE, RMSE
3. Evaluacion via Precision-Recall
4. Metricas P@n, MAP,
5. Metricas de Ranking: DCG, nDCG,
6. Metricas en Tarea 1

Resumen + Próxima Semana

- **Ranking no personalizado**: Ordenar items considerando el porcentage de valoraciones positivas y la cantidad total de valoraciones.
- **Filtrado Colaborativo**: Basado en Usuario y en Items. Parámetros principales (K, métrica de distancia), ajustes por baja cantidad de valoraciones.
- Slope One: Eficiencia y Escalabilidad por sobre la precisión
- Métricas de Evaluación
- Próxima Semana: Content-based filtering y tag-based recommenders

Evaluación Tradicional: Predicción de Ratings

MAE: Mean Absolute Error

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} |\hat{r}_{ui} - r_{ui}|}{n}$$

MSE: Mean Squared Error

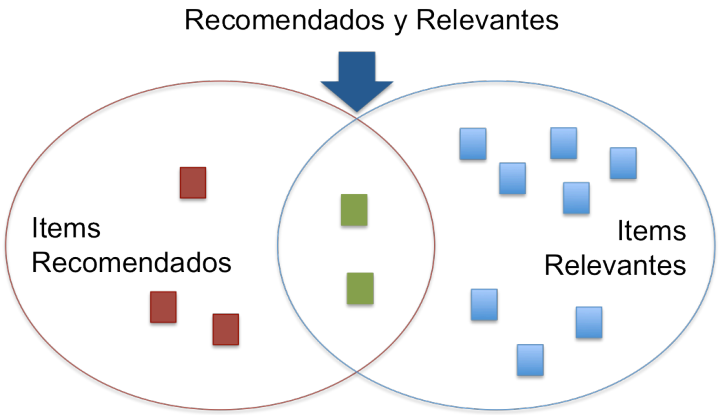
$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{r}_{ui} - r_{ui})^2}{n}$$

RMSE: Root Mean Squared Error

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{r}_{ui} - r_{ui})^2}{n}}$$

Evaluación de una Lista de Recomendaciones

Si consideramos los elementos recomendados como un conjunto S y los elementos relevantes como el conjunto R, tenemos:



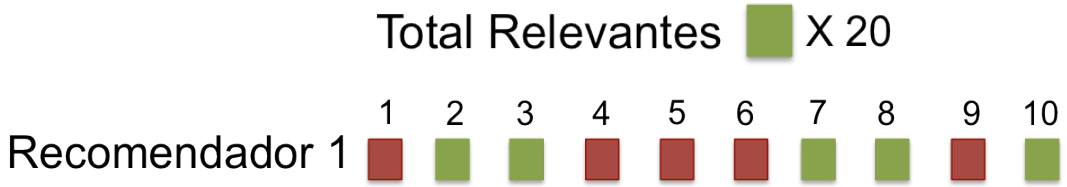
Luego, Precision es:

$$Precision = \frac{|Recomendados \cap Relevantes|}{|Recomendados|}, y$$

$$Recall = \frac{|Recomendados \cap Relevantes|}{|Relevantes|}$$

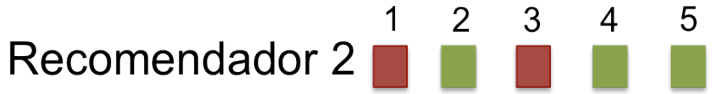
Ejemplo 1: Precision y Recall

Si bien la lista de recomendaciones está rankeada, para estas métricas la lista se entiende más bien como un conjunto.



$$Precision = ??$$

$$Recall = ??$$



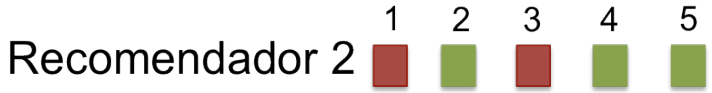
$$Precision = ??$$

$$Recall = ??$$

Ejemplo 1: Precision y Recall

$$Precision = \frac{5}{10} = 0,5$$

$$Recall = \frac{5}{20} = 0,25$$



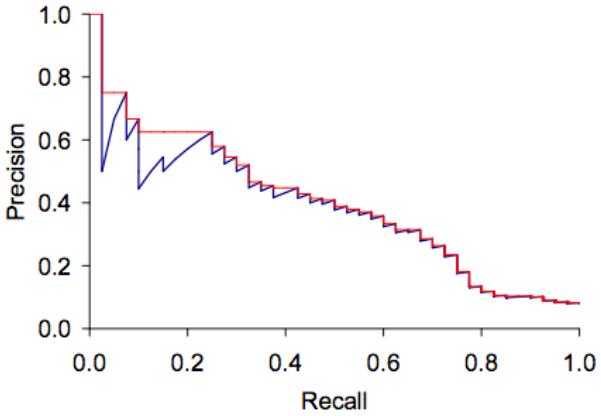
$$Precision = \frac{3}{5} = 0,6$$

$$Recall = \frac{3}{20} = 0,15$$

7/16

Compromiso entre Precision y Recall

Al aumentar el Recall (la proporción de elementos relevantes) disminuimos la precision, por lo cual hay un compromiso entre ambas métricas.



► **Figure 8.2** Precision/recall graph.

Por ello, generalmente reportamos la media harmónica entre ambas métricas:

$$F_{\beta=1} = \frac{2 * Precision * Recall}{P + R}$$

- Ref: http://nlp.stanford.edu/IR-book/pdf/08eval.pdf

8/16

De evaluación de Conjuntos a Ranking

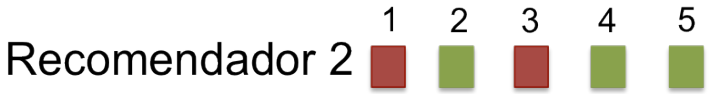
- Mean Recicropal Rank (MRR)
- Precision@N
- MAP
- DCG
- nDCG

Mean Reciprocal Rank (MRR)

Consideramos la posición en la lista del primer elemento relevante.

$$MRR = \frac{1}{r}, donde\ r:\ ranking\ del\ 1er\ elemento\ relevante$$

$$MRR_1 = \frac{1}{2} = 0,5$$



$$MRR_2 = \frac{1}{2} = 0,5$$

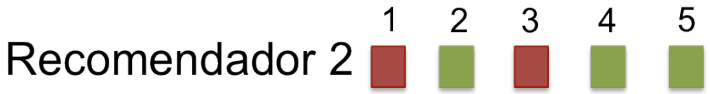
Problema: Usualmente tenemos más de un elemento relevante!!

Precision at N (P@N)

Corresponde a la $precision$ en puntos específicos de la lista de items recomendados. En otras palabras, dado un ranking específica en la lista de recomendaciones, qué proporción de elementos relevantes hay hasta ese punto

$$Precision@n = \frac{\sum_{i=1}^{n} Rel(i)}{n}, donde\ Rel(i) = 1 si\ elemento\ es\ relevante$$

$$Precision@5 = \frac{2}{5} = 0,4$$



$$Precision@5 = \frac{3}{5} = 0,6$$

Pro: permite evaluar topN; Problema: aún no permite una evalución orgánica del los items con $ranking < n$.

Mean Average Precision (MAP)

Average Precision (AP)

- El AP se calcula sobre una lista única de recomendaciones, al promediar la precision cada vez que encontramos un elemento relevante, es decir, en cada recall point.

$$AP = \frac{\sum_{k \in K} P@k \times rel(k)}{|relevantes|}$$

donde $P@k$ es la precision en el recall point k, $rel(k)$ es una función que indica 1 si el ítem en el ranking j es relevante (0 si no lo es), y K son posiciones de ranking con elementos relevantes.

MAP es la media de varias "Average Precision"

- Considerando n usuarios en nuestro dataset y que a cada uno de dimos una lista de recomendaciones,

$$MAP = \frac{\sum_{u=1}^{n} AP(u)}{m}, donde\ m\ es\ el\ numero\ de\ usuarios.$$

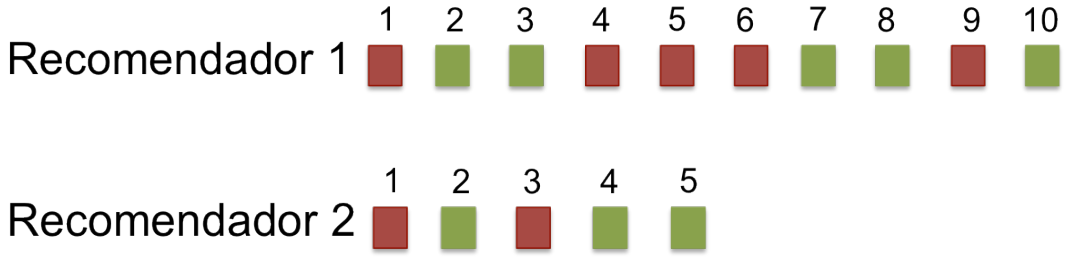
Mean Average Precision (MAP) - II

Como no siempre sabemos de antemano el número de relevantes o puede que hagamos una lista que no alcanza a encontrar todos los elementos relevantes, podemos usar una formulación alternativa** para **Average Precision (AP@n)**

$$AP@n = \frac{\sum_{k \in K} P@k \times rel(k)}{min(m, n)}$$

donde n es el máximo número de recomendaciones que estoy entregando en la lista, y m es el número de elementos relevantes.

- Ejericio: calcule $AP@n$ y luego $MAP@n$, con $n = 10$, y $m = 20$ de:



** https://www.kaggle.com/wiki/MeanAveragePrecision

DCG y nDCG

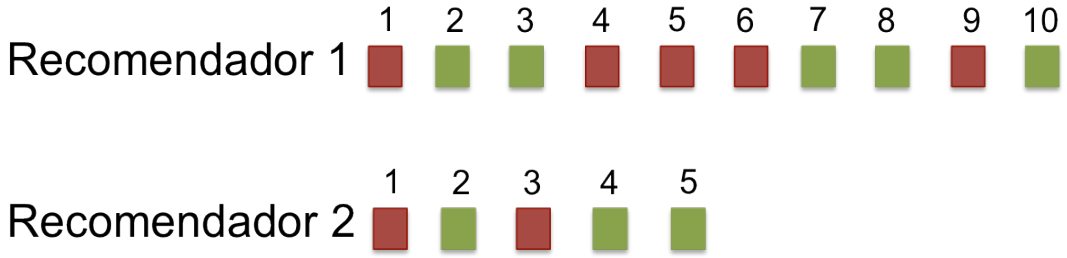
- DCG: Discounted cummulative Gain

$$DCG = \sum_{i}^{p} \frac{2^{rel_i} - 1}{log_2(1+i)}$$

- nDCG: normalized Discounted cummulative Gain, para poder comparar listas de distinto largo

$$nDCG = \frac{DCG}{iDCG}$$

Ejercicio: Calcular nDCG para



Métricas para Tarea 1

- Precision@10 = Recall@10, (ya que estamos "forzando" recomendados = relevantes)
- MAP (en realidad, será MAP@10)
- nDCG

Referencias

- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). Introduction to information retrieval (Vol. 1, p. 6). Cambridge: Cambridge university press.