

Paper Active Learning

Active Learning

Felipe Rojos ¹

¹Departamento de ciencias de la Computación
Pontificia Universidad Católica de Chile

IIC3633-1, 2016

1 Contexto - Problema

- Contexto
- Problema

2 Solución

- Solución

3 Paper

- Otras propuestas
- Propuesta
- Consideraciones en la propuesta
- Resultados Reportados

4 Otras consideraciones

- Cuando utilizar
- Problemas

5 Otras Lecturas

- Citas

Temas

Active Learning

1 Contexto - Problema

- Contexto
- Problema

2 Solución

- Solución

3 Paper

- Otras propuestas
- Propuesta
- Consideraciones en la propuesta
- Resultados Reportados

4 Otras consideraciones

- Cuando utilizar
- Problemas

5 Otras Lecturas

- Citas

- Se utilizan los ratings de los usuarios para predecir ratings.

- Se utilizan los ratings de los usuarios para predecir ratings.
- MF.

- Se utilizan los ratings de los usuarios para predecir ratings.
- MF.
- Largos tiempos de entrenamiento

Temas

Active Learning

1 Contexto - Problema

- Contexto
- Problema

2 Solución

- Solución

3 Paper

- Otras propuestas
- Propuesta
- Consideraciones en la propuesta
- Resultados Reportados

4 Otras consideraciones

- Cuando utilizar
- Problemas

5 Otras Lecturas

- Citas

- New user — Cold Start.

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - Propuesta
 - Consideraciones en la propuesta
 - Resultados Reportados
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

Solución

Usar Active Learning con los nuevos usuarios.

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - Propuesta
 - Consideraciones en la propuesta
 - Resultados Reportados
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

- Pedir al usuario que haga rating de ítems al azar.

- Pedir al usuario que haga rating de ítems al azar.
- Pedir al usuario que haga rating de los ítems más populares.

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - **Propuesta**
 - Consideraciones en la propuesta
 - Resultados Reportados
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

Algorithm 1 Proposed Active Learning

- 1: **loop** {repeats until N queries}
 - 2: find k-similar users
 - 3: find most popular item among the k-similar users
 - 4: ask the query
 - 5: **if** user provides a rating **then**
 - 6: update the new user features according to [16]
 - 7: **end if**
 - 8: **end loop**
-

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - Propuesta
 - **Consideraciones en la propuesta**
 - Resultados Reportados
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

- Tomando como antecedente el Netflix Prize se uso MF por sobre otros metodos.

- Tomando como antecedente el Netflix Prize se uso MF por sobre otros metodos.
- Para similaridad se utilizo coseno por sobre otras formas de calcular similaridad.

- Tomando como antecedente el Netflix Prize se uso MF por sobre otros metodos.
- Para similaridad se utilizo coseno por sobre otras formas de calcular similaridad.
- Se hace un mapeo de los factores latentes del usuario nuevo a los factores latentes de los k users.

- RMSE como métrica de error

- RMSE como métrica de error
- Dataset: 50% del dataset de Netflix

- RMSE como métrica de error
- Dataset: 50% del dataset de Netflix
- Dataset: 70% training. 30% test (usuarios en test no están en training).

- RMSE como métrica de error
- Dataset: 50% del dataset de Netflix
- Dataset: 70% training. 30% test (usuarios en test no están en training).
- Dataset: Del 30% de test, un 30% es usado para calcular RMSE, y un 70% para resolver las N queries de la propuesta

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - Propuesta
 - Consideraciones en la propuesta
 - **Resultados Reportados**
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

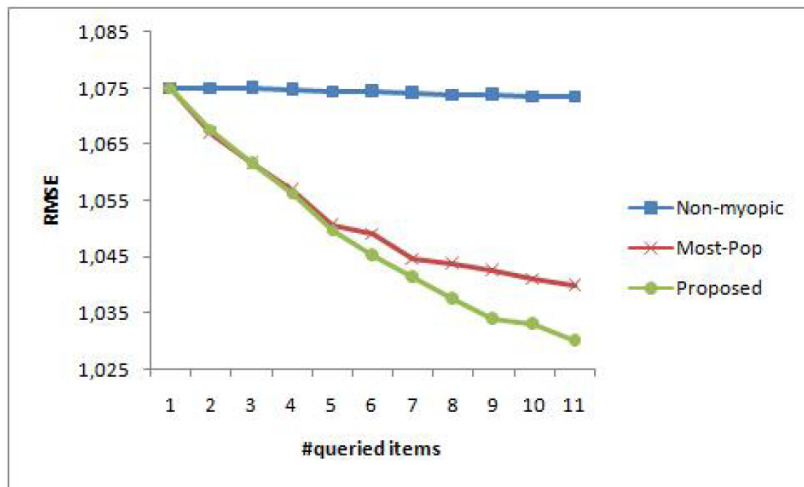


Table 1: The average number of ratings received from the new user after 10 queries

Proposed	2.6468
Most Pop	2.6374
Non-myopic	0.0007

Temas

Active Learning

1 Contexto - Problema

- Contexto
- Problema

2 Solución

- Solución

3 Paper

- Otras propuestas
- Propuesta
- Consideraciones en la propuesta
- Resultados Reportados

4 Otras consideraciones

- Cuando utilizar
- Problemas

5 Otras Lecturas

- Citas

Otras consideraciones

Cuando utilizar

- Gran cantidad de ítems.
- En caso contrario al anterior, utilizar popularidad.

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - Propuesta
 - Consideraciones en la propuesta
 - Resultados Reportados
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

- En el paper se menciona que es vital qué similaridad se usa. Pero solo usa una y tampoco compara otras formas de calcularla (Pearson, cos-binary, etc).

- En el paper se menciona que es vital qué similaridad se usa. Pero solo usa una y tampoco compara otras formas de calcularla (Pearson, cos-binary, etc).
- El nuevo usuario será situado en el cluster de los k usuarios similares.

- En el paper se menciona que es vital qué similaridad se usa. Pero solo usa una y tampoco compara otras formas de calcularla (Pearson, cos-binary, etc).
- El nuevo usuario será situado en el cluster de los k usuarios similares.

Temas

Active Learning

- 1 Contexto - Problema
 - Contexto
 - Problema
- 2 Solución
 - Solución
- 3 Paper
 - Otras propuestas
 - Propuesta
 - Consideraciones en la propuesta
 - Resultados Reportados
- 4 Otras consideraciones
 - Cuando utilizar
 - Problemas
- 5 Otras Lecturas
 - Citas

- 19 veces citado segun Google Scholar (6 segun ACM).
- Revisados: 8 de los 19 articulos que lo citan.
- Las citas hablan de que en este paper se muestra una forma de abordar el cold start y que resuelve lo poco discriminativo al hacer rating de ítems más populares.



R. Karimi.

Exploiting the Characteristics of Matrix Factorization for Active Learning in Recommender Systems.

Proceedings of the Sixth ACM Conference on Recommender Systems, 2012.



Rubens.

Active learning in recommender systems.

Recommender systems handbook, 2015.



Sutherland.

Active learning and search on low-rank matrices.

Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, 2013.



Loepp.

Choice-based preference elicitation for collaborative filtering recommender systems.

Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2014.



Loepp.

Blended recommending: Integrating interactive information filtering and algorithmic recommender techniques.

Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, 2015.



Karimi.

Factorized decision trees for active learning in recommender systems.

2013 IEEE 25th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2013.



Karimi.

Comparing prediction models for active learning in recommender systems .

2013 IEEE 25th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2015.



Rubens.

Active learning in recommender systems.

Recommender Systems Handbook, 2015.



Karimi.

A supervised active learning framework for recommender systems based on decision trees .

User Modeling and User-Adapted Interaction, 2015.