



Personality-Based Active Learning for Collaborative Filtering Recommender Systems

Mehdi Elahi, Matthias Braunhofer, Francesco Ricci, Marko Tkalcić

Profesor: Denis Parra
Alumno: Arturo del Real



Introducción

- Sistemas recomendadores sufren de *cold start*
- Se usan técnicas de *Active Learning (AL)*



Propuesta

Usar estrategia de AL basada en la personalidad del usuario usando Five Factor Model (FFM), en un contexto donde existen pocas evaluaciones

Five Factor Model





Hipótesis planteadas

1. La estrategia propuesta entrega una mayor cantidad de elementos conocidos por el usuario
2. La estrategia presenta una mejor precisión en las recomendaciones entregadas



Estado del arte

1. Entropía
2. Aleatorio
3. Popularidad
4. $\log(\text{popularidad}) * \text{Entropía}$
5. Ítem - Ítem personalizado

Getting to know you: Learning new user preferences in recommender systems



Estado del arte

1. Árbol de decisión (ICGN)
2. *GreedyExtend*
3. VAR
4. *Coverage*

Learning preferences of new users in recommender systems: an information theoretic approach
On bootstrapping recommender systems



Estado del arte usando personalidad

1. Existe una relación entre la personalidad y los gustos
2. Se puede obtener implícita y explícitamente

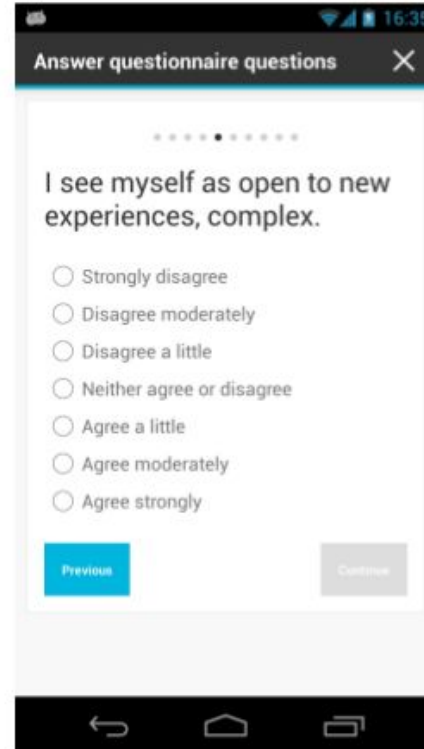


Contexto de la aplicación

- Aplicación móvil que recomienda puntos de interés
- Posee 824 ratings entregados
- Al registrar un nuevo usuario, se le pide contestar un formulario de 10 preguntas
- Se le entregan al usuario 13 puntos a evaluar

Cuestionario

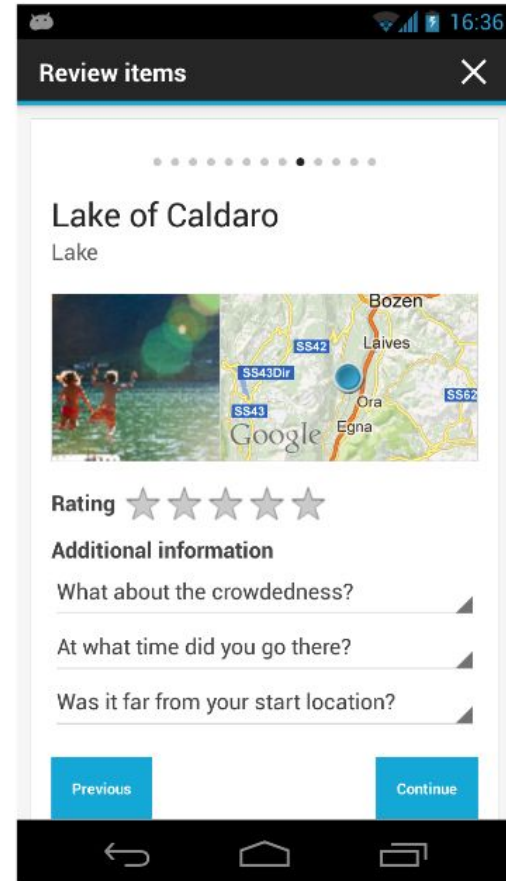
- 10 preguntas
- 7 respuestas en una escala de acuerdo/desacuerdo
- Busca obtener explícitamente la personalidad del usuario



The screenshot shows a mobile application interface for a questionnaire. At the top, there's a status bar with signal, Wi-Fi, and battery icons, and the time 16:35. Below that is a dark header bar with the text "Answer questionnaire questions" and a close button (X). The main content area has a progress indicator (seven dots, the fourth is filled) and the question text: "I see myself as open to new experiences, complex." Below the question is a list of seven radio button options: "Strongly disagree", "Disagree moderately", "Disagree a little", "Neither agree or disagree", "Agree a little", "Agree moderately", and "Agree strongly". At the bottom of the question area are two buttons: "Previous" (blue) and "Continue" (gray). The very bottom of the screen shows the Android navigation bar with back, home, and recent apps icons.

Feedback entregado

- 8 ratings entregados para entrenar
- 5 rating entregados para testear





Estrategias utilizadas

$\log(\text{popularidad}) * \text{Entropía}$

Entrega un valor a cada ítem multiplicando el logaritmo de la cantidad de evaluaciones, por la entropía de estas evaluaciones



Estrategias utilizadas

Predictor binario basado en personalidad

Transforma la matriz de ratings en una matriz cuadrada y binaria que indica si se evaluó o no un ítem por un usuario.

Se entrena una máquina de factorización extendida con la matriz, y atributos del usuario como el género, la edad, y la personalidad, usando la siguiente fórmula:

$$\hat{r}_{ui} = \bar{i} + b_u + q_i^\top \cdot (p_u + \sum_{a \in A(u)} y_a)$$



Estrategias utilizadas

Random

Se eligen ítems al azar del dataset

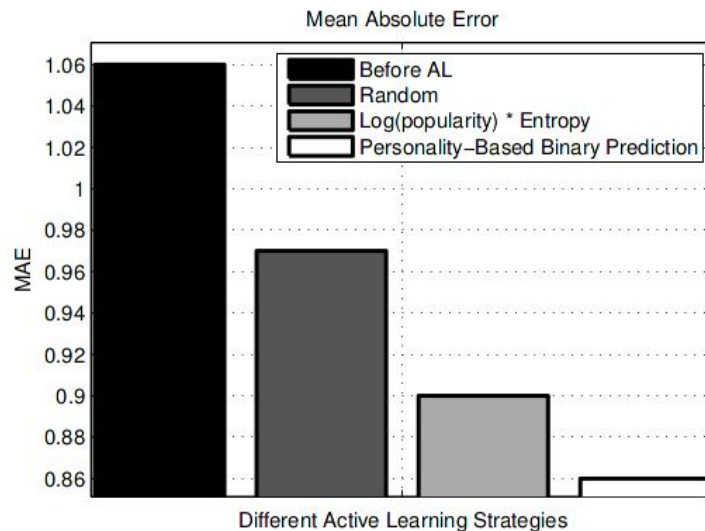


Evaluación

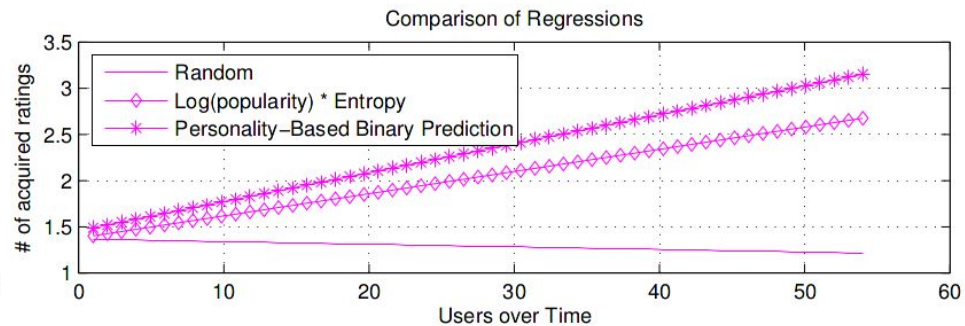
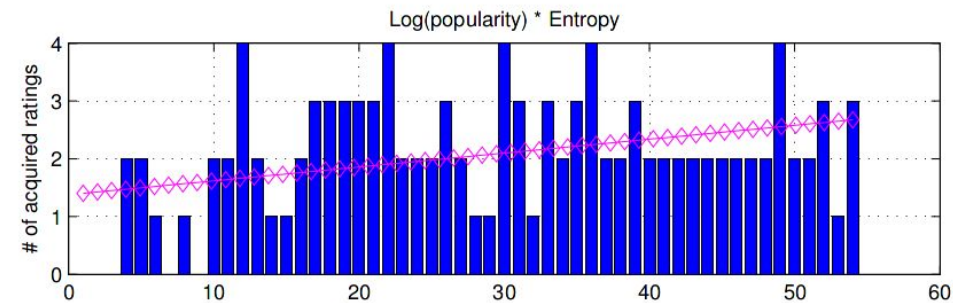
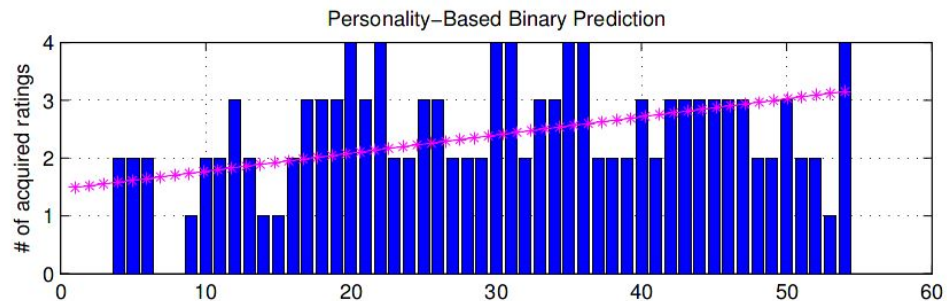
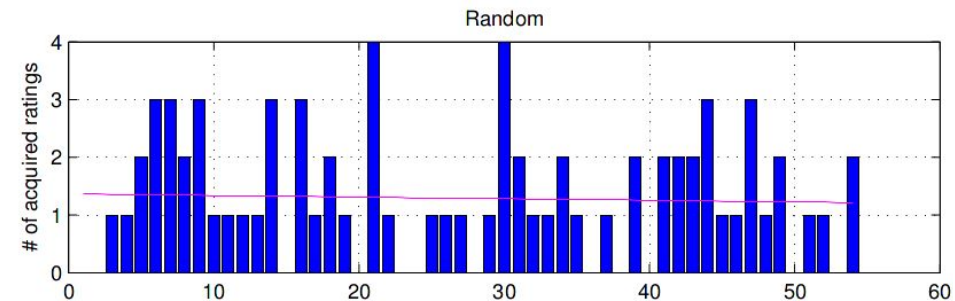
- 108 usuarios aleatorios
- 54 reciben 8 elementos random y los otros 54 reciben 8 ítems mediante el método compuesto de AL
- A cada usuario se le entregan 5 lugares para testear
- El modelo se re-entrena entre cada usuario usando los ratings nuevos
- Se calcula MAE final y cantidad de ítems conocidos en cada iteración

Resultados

El MAE fue calculado para cada estrategia de active learning, usando solo los datos de entrenamiento previos y los entregados por los usuarios.



Resultados



Resultados



Pair of strategies	Means	p-value	# of ratings
Random / log(popularity) * entropy	1.35 / 2.07	0.0003	73 / 112
Random / personality-based binary prediction	1.35 / 2.31	0.0000	73 / 125
Personality-based binary prediction / log(popularity) * entropy	2.31 / 2.07	0.0054	112 / 125

Table 1. Pairwise comparison of the number of ratings acquired over 4 requests by different strategies



Conclusiones y trabajo futuro

- Se cumplen las hipótesis planteadas
- La personalidad del usuario puede aportar a un sistema recomendador
- Comparar con otras estrategias de AL
- Entrenar con dataset más grande
- Usar distintas predicciones de rating



Personality-Based Active Learning for Collaborative Filtering Recommender Systems

Mehdi Elahi, Matthias Braunhofer, Francesco Ricci, Marko Tkalcić

Profesor: Denis Parra
Alumno: Arturo del Real