
Bartering Books to Beers

— a Recommender System for —
Exchange Platforms

Rappaz et al.

Daniela Flores – Hernán Valdivieso

Contexto y problema a resolver

- **Contexto:** el trueque ha resurgido como una forma de extender la vida de los bienes, intercambiándolos con algún interesado cuando a nosotros nos dejen de resultar útiles. Por esta razón, surge la necesidad de estudiar formas de mejorar la experiencia de trueques en línea, a través de tareas de recomendación.
- **Problema:** los modelos que habían estudiado trueques *online* antes de este trabajo, se basaban en un supuesto muy fuerte: un usuario entrega un ítem que explícitamente se encuentra en su *give-away list* y recibe uno explícitamente detallado en su *wishlist*.

Overview

- **Solución:** Rappaz et al. proponen un nuevo modelo basado en máquinas de factorización para generar recomendaciones de trueques en línea. Este nuevo modelo tiene en cuenta componentes sociales y temporales que influyen en que un intercambio finalmente se concrete, por lo que su rendimiento resulta ser hasta un 15,71% superior al modelo de *baseline*.

¿Qué se ha hecho antes con respecto al trueque?

- **Circular Single-item Exchange Model (CSEM):** con un grafo dirigido, se representa el hecho de que los usuarios quieren entregar y recibir varios ítems. Un ciclo dirigido (*anillo de intercambio*) representa una potencial transacción.
- **Binary Value Exchange Model (BVEM):** se resuelve el problema de intercambios en ciclos de largo 2. Aquí, se asocia con un precio definido por el usuario, por lo que se busca maximizar la ganancia de los usuarios involucrados en la transacción.

¿Qué se ha hecho antes con respecto al trueque?

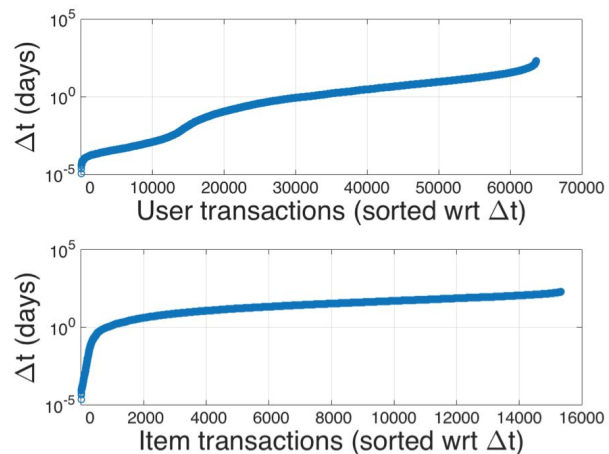
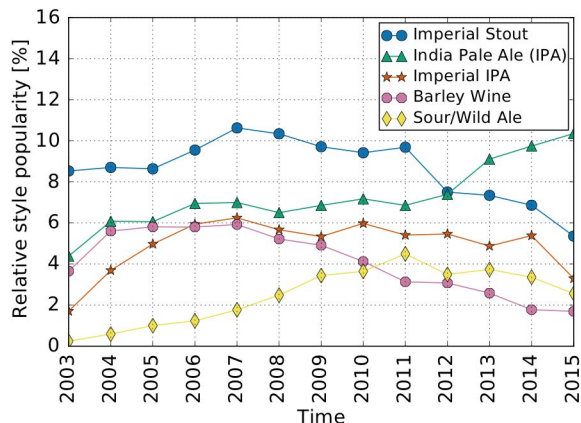
- **Matrix Factorization (MF):** estas técnicas proyectan cada usuario e ítem en un espacio de menor dimensionalidad, de forma tal que su producto punto se aproxima a las interacciones observadas, es decir, la compatibilidad entre un usuario y un ítem dados.
- **Bayesian Personalized Ranking (BPR):** esta técnica lidia con la retroalimentación implícita, ya que solo considera interacciones positivas entre usuario-ítem, sin realizar distinción entre una observación negativa y un valor faltante. La intuición detrás de esto radica en que los usuarios prefieren ítems que ya consumieron por sobre los que no.

¿Qué encontraron los autores en su análisis de datos?

Platform	user count	item count	transaction count	% of users w/ at least one swapping partner
Bookmooch	84,989	2,098,699	148,755	0.2%
Ratebeer	2,215	35,815	125,665	65.9%
/r/gameswap	9,888	3,470	2,008	-
Swapacd	4,516	244,893	-	0.5%
Swapadvd	7,562	91,241	-	0%
ReaditSwapit	33,151	94,399	-	4.2%

- Hay una cantidad mínima de usuarios donde coincide la lista de deseos y su lista de productos.
- En Bookmooch los usuarios intercambian en promedio 1.35 veces, en Ratebeer 3.56 veces y en /r/gameswap 1.19 veces. Se sugiere que un **aspecto social** determina un rol importante en el intercambio.

¿Qué encontraron los autores en su análisis de datos?



- Popularidad de los ítems varía en el tiempo.
- La cantidad de transacciones aumentan según la cantidad de días pasados desde que se publica.

¿Por qué no se usa algo del trabajo anterior para resolver el problema?

- CSEM requiere que un par usuario- ítem sea **recomendado solo a un usuario** a la vez.
- El tiempo que toma BVEM en ejecutarse está condicionado a que las listas de **ítems estén acotadas**.
- Se probó BVEM en uno de los datasets recopilados y el **recall** obtenido fue **cero**.

¿Por qué no se usa algo del trabajo anterior para resolver el problema?

- Desventaja más importante del trabajo anterior: CSEM y BVEM sólo consideran **preferencias de usuario explícitas**.

¿En qué consiste el modelo propuesto?

Se caracteriza una plataforma de trueque por:

- Sus conjuntos de usuarios (\mathbf{U}) e ítems (\mathbf{I}).
- Cada usuario \mathbf{u}_j tiene una *wish list* y una *give-away list*.
- Cada usuario \mathbf{u}_j tiene asociada una lista de transacciones \mathbf{H}_j .
- Como las transacciones son bidireccionales \mathbf{H}_j^g incluye los ítems que el usuario entregó, mientras que \mathbf{H}_j^r contiene los ítems que ha recibido.

¿En qué consiste el modelo propuesto?: matriz de factorización

$$r_{u_j i_k} = \begin{cases} 1, & \text{if } i_k \in W_j, \text{ or } (*, i_k) \in H_j^r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

1 si el **ítem K** está en la lista de deseos del **usuario J** o el **ítem k** fue recibido por el **usuario J** en algún momento. En resumen, **usuario j** quiere o tiene el **ítem K**.

¿En qué consiste el modelo propuesto?: formulación del modelo

$$\hat{y}_{u_j, i_k} = p_{u_j}^T q_{i_k}$$

Donde \mathbf{P}_{u_j} y \mathbf{Q}_{i_k} son vectores que describen la 'preferencias' del usuario \mathbf{u}_j y las 'propiedades' del ítem \mathbf{i}_k .

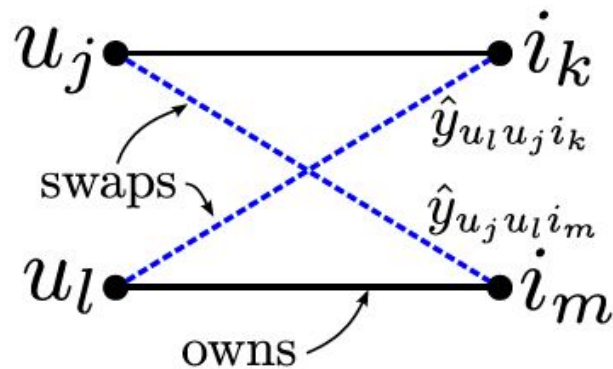
¿En qué consiste el modelo propuesto?: sesgo social

$$\hat{y}_{u_j, u_l, i_k} = p_{u_j}^T q_{i_k} + s_{u_j u_l}$$

$s_{u_j u_l}$ representa el sesgo del usuario j al usuario i ¿Cómo? No se especifica, mail a los autores.

¿En qué consiste el modelo propuesto?: interés recíproco

$$\begin{aligned}\hat{y}_{u_j, i_m, u_l, i_k} &= f(\hat{y}_{u_j u_l i_m}, \hat{y}_{u_l u_j i_k}) \\ &= \frac{1}{2}(\hat{y}_{u_j u_l i_m} + \hat{y}_{u_l u_j i_k})\end{aligned}$$



¿En qué consiste el modelo propuesto?: dinámicas temporales

Se debe modelar nivel de actividad de los usuarios y del ítem en el tiempo:

Kernel Density Estimator: método no paramétrico para estimar la *p.d.f* de un conjunto de muestras i.i.d:

$$\delta(x; \bar{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)$$

Más información:

<https://idyll-lang.org/gallery/kernel-density-estimation>

¿Cómo se evaluó la propuesta?: overview

- Aprendizaje de parámetros: *BPR optimization techniques*.
- Definición de transacciones como **quadruplets** (u_j, i_k, u_l, i_m) . Se define además I^+ como el conjunto de todas las posibles interacciones positivas extraídas de las transacciones consideradas.
- Conjunto de evaluación E , definido como **tripletas** (u_j, i_m, i_n) , donde el usuario u_j muestra preferencia por i_m , mientras que i_n es un ítem escogido aleatoriamente, por el que el usuario no ha manifestado preferencia.
- Tuplas negativas (u_j, i_n) son tomadas aleatoriamente de un set de interacciones no observadas del usuario u_j
- Métrica de evaluación de desempeño: **AUC**.

¿Cómo se evaluó la propuesta?: definición de experimentos

- Calibración de hiper-parámetros basada en el error estimado en una **división aleatoria** de train/test.
- Muestras positivas se extrajeron aleatoriamente del I^+ de cada usuario y reservados para testing. Los ejemplos negativos fueron muestreados *on the fly*.

¿Cómo se evaluó la propuesta?: resultados

- En promedio, los nuevos métodos superan MF en un 15.71% entre los 3 datasets considerados.
- Se obtuvo que para */r/gameswap* y *Ratebeer*, los modelos óptimos poseían 40-dimensional latent factors. Para *Bookmoch* eran 100.

Dataset	(1) MF	(2) MF+B	(3) MF+B+S	(4) MF+B+T	(5) MF+B+S+T	(6) B impr.	(7) B+S impr.	(8) B+T impr.	(9) Total impr.
Bookmooch	0.758	0.798	0.849	0.938	0.958	+2.0%	+9.15%	+18.06%	+19.98%
/r/gameswap	0.790	0.842	0.863	0.890	0.903	+5.19%	+7.31%	+9.99%	+11.29%
Ratebeer	0.824	0.892	0.962	0.969	0.983	+6.79%	+13.84%	+14.55%	+15.87%

¿Cómo se evaluó la propuesta?: discusión

- **BVEM no produce preferencias estimadas de un usuario dado un ítem**, esto hizo imposible de evaluar su rendimiento con las mismas métricas utilizadas con sus modelos. Por lo que fue descartado de los resultados.
- La decisión de los usuarios puede verse **influenciada por factores externos** como los vínculos sociales y disponibilidad de ítems. **La bidireccionalidad (MF + B) mejora sustancialmente el rendimiento.**
- El nuevo modelo puede explicar parcialmente la variación observada por un **sesgo social** que los usuarios muestran hacia sus socios comerciales anteriores.

Dataset	(1) MF	(2) MF+B	(3) MF+B+S	(4) MF+B+T	(5) MF+B+S+T	(6) B impr.	(7) B+S impr.	(8) B+T impr.	(9) Total impr.
Bookmooch	0.758	0.798	0.849	0.938	0.958	+2.0%	+9.15%	+18.06%	+19.98%
/r/gameswap	0.790	0.842	0.863	0.890	0.903	+5.19%	+7.31%	+9.99%	+11.29%
Ratebeer	0.824	0.892	0.962	0.969	0.983	+6.79%	+13.84%	+14.55%	+15.87%

¿Qué concluyeron los autores?

En función de los *datasets* utilizados:

- Hay una escasez de usuarios donde coincidan las *wish list* y *give-away list*.
- Los métodos anteriores basados en algoritmos de coincidencia poseen una limitación de rendimiento.

¿Qué concluyeron los autores?

En función del modelo creado y los resultados:

- Intercambios exitosos requieren un **interés recíproco** de los usuarios.
- Los usuarios desarrollan una **confianza** y comercian en función de sus **lazos sociales**.
- La **densidad de actividad** varía con el **tiempo**, tanto para los artículos como para los usuarios.
- El modelo es más **flexible** que los existentes porque modela preferencias, **no impone** que los ítems transados estén explícitamente en las *wishlists* y *give-away lists* correspondientes.

¿Qué proponen los autores a futuro?

- Evaluar el modelo en situaciones donde la **reciprocidad es muy relevante**, como aplicaciones de citas amorosas y asignación de compañeros en juegos en línea.
- Estudiar el problema del trueque con ítems que, por ejemplo, podrían tener distinto precio.
- Explorar esquemas más complejos de agregación de preferencias para modelar la bidireccionalidad del interés entre potenciales *intercambiadores*.



Referencias

1. Rappaz et. al. 2017. *Bartering Books to Beers: A Recommender System for Exchange Platforms*. Recuperado de <https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/pdfs/wsdm17.pdf>
2. Z. Su, A. K. Tung, and Z. Zhang. 2012. *Supporting top-K item exchange recommendations in large online communities*. Recuperado de <http://scholarbank.nus.edu.sg/bitstream/10635/34665/1/report.pdf>

Bartering Books to Beers

— a Recommender System for —
Exchange Platforms

Rappaz et al.

Daniela Flores – Hernán Valdivieso