

1. Repositorio

[SRI-hybrid-techniques-in-recommendation-systems](https://github.com/BritoAlv/SRI-hybrid-techniques-in-recommendation-systems)

2. Autores

1. David Lezcano Becerra C-312 [@david-dlb](https://github.com/david-dlb)
2. Javier Lima García C-312 [@limaJavier](https://github.com/limaJavier)
3. Álvaro Luis González Brito C-312 [@BritoAlv](https://github.com/BritoAlv)

3. Recomendación híbrida

Como su nombre indica, la recomendación híbrida pretende tomar lo mejor de ambos mundos (basado en contenido y colaborativo) para amplificar el poder de los sistemas de recomendación. Pueden utilizarlos de manera separada para después combinar los resultados ponderadamente o bajo selección, o integrarlos directamente en un solo modelo.

Netflix es un buen ejemplo de esto, esta plataforma ofrece recomendaciones comparando los hábitos de búsqueda y visualizaciones de usuarios similares, así como, ofreciendo películas que comparten características similares con aquellas que el usuario ha tenido en alta estima.

4. Antecedentes

Elaine Rich creó el primer Sistema de Recomendación en 1979, llamado **Grundy**. Buscaba una forma de recomendar a usuarios libros que les pudieran gustar. Su idea fue crear un sistema que realizara preguntas específicas y las clasificara en clases de preferencias o **estereotipos**, en dependencia de sus respuestas. Basado en esta pertenencia a un cierto estereotipo, los usuarios recibirían recomendaciones de libros.

Otro de los primeros Sistemas de Recomendación, es el llamado **librero digital** (digital bookshelf), el cual fue descrito en un reporte técnico en 1990 por Jussi Karlgren en la Universidad de Columbia, e implementado a escala y continuado mediante reportes técnicos y publicaciones desde 1994 en adelante por Jussi Karlgren, en ese entonces en

el SICS, en conjunto con el grupo investigativo dirigido por Pattie Maes del MIT, Will Hill de Bellcore y Paul Resnick, también del MIT. Este trabajo, junto con GroupLens, fue premiado en 2010 por la ACM Software Systems Award.

5. Descripción del Tema

Hoy en día son numerosas las aplicaciones en las que confluyen usuarios para consumir, comprar, o vender un conjunto de productos, servicios, artículos o propiedades. Dada la infinidad de opciones que poseen los usuarios, se dificulta no solo la búsqueda de lo deseado, sino que incluso estos desconocen o son incapaces de encontrar aquello que realmente estaban buscando y dejan pasar opciones óptimas ajustadas a sus necesidades, preferencias o recursos.

Este problema, acrecentado por la magnitud de datos de la actualidad, ha sido objetivo de muchas investigaciones y ha dado a luz a los **Sistemas de Recomendaciones**. Estos sistemas son capaces de acercar aquellos productos (recursos, artículos, etc) que satisfacen las preferencias y necesidades particulares de cada usuario; de ahí que plataformas como Netflix, Amazon, YouTube o Spotify los utilicen y hayan contribuido profundamente al desarrollo de estos.

Existen dos tipos fundamentales de Sistemas de Recomendación: el **filtrado por contenido** (content-base filtering) y el **filtrado por colaboración** (collaborative filtering).

Nota: Por motivos de simplicidad se decide utilizar 'productos' para referirse a todo lo que los Sistemas de Recomendación puedan ofrecer, así como 'consumir' para todas las acciones que los usuarios puedan hacer con estos productos.

5.1. Filtrado por contenido

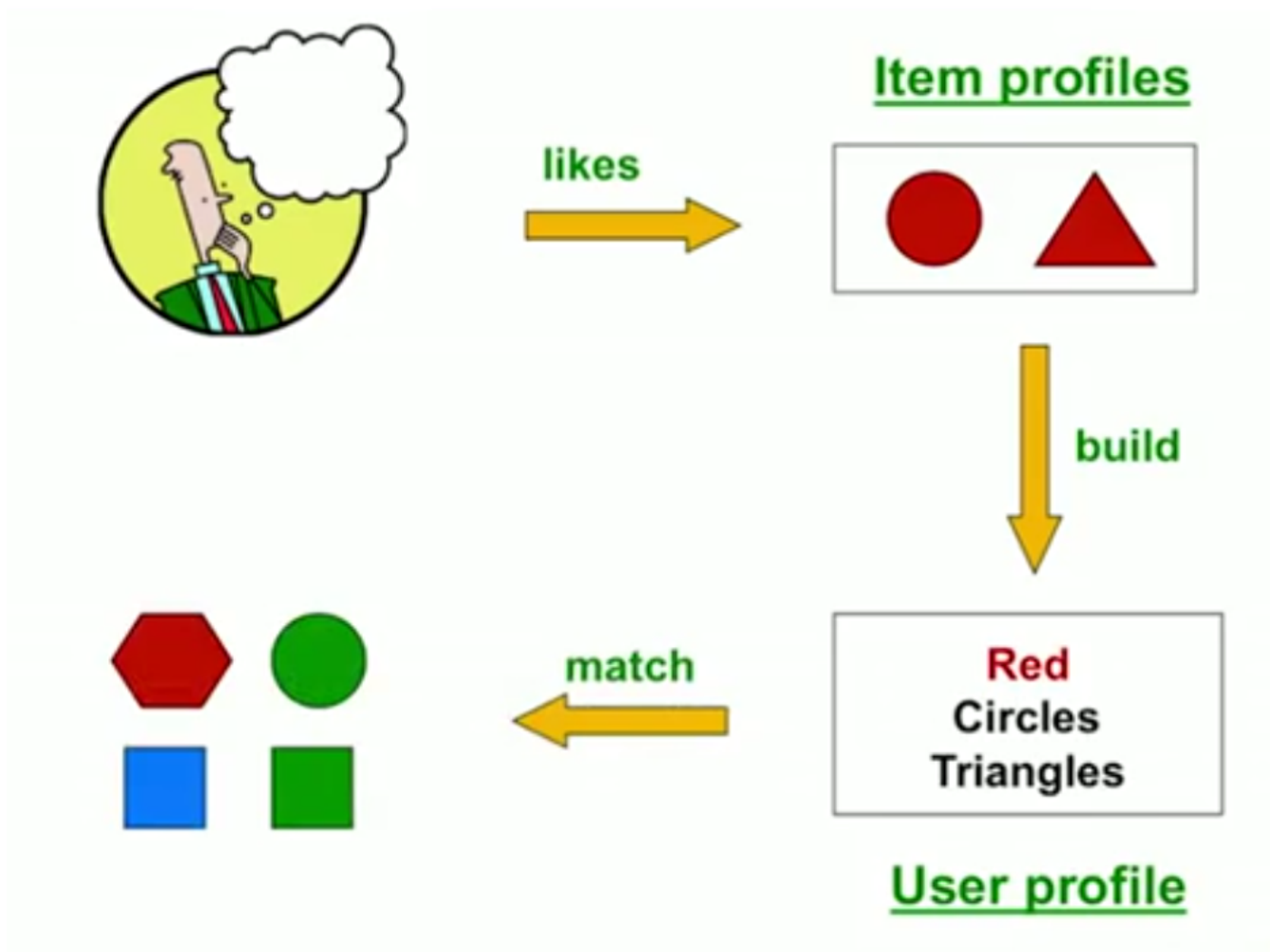


Figura 1: Filtrado por contenido

La idea fundamental del **filtrado por contenido** radica en: **recomendar a un usuario productos similares a aquellos que el usuario previamente ha consumido**

De esta idea se deriva la siguiente cuestión: ¿cómo encontrar los artículos similares?

Numerosas estrategias han sido diseñadas para responder a esta pregunta y dentro de estas resalta la **construcción de perfiles**. Esta, se basa en la creación de perfiles para los productos y para los usuarios, fundamentalmente, creando una representación vectorial de estos:

1. Los productos son vectorizados teniendo en cuenta el contexto, metadatos y

requerimientos (vectores reales o vectores booleanos).

2. Los vectores asociados a usuarios pueden obtenerse por numerosas vías, desde un simple promedio de los vectores asociados a productos consumidos, a un promedio ponderado o incluso utilizando técnicas basadas en Machine Learning.

Una vez llevada a cabo la vectorización, puede usarse directamente la 'similitud del coseno' para encontrar aquellos perfiles de productos más similares al perfil del usuario seleccionado.

5.2. Filtrado colaborativo



Figura 2: Collaborative Filtering

El **filtrado colaborativo** posee dos vertientes distintas, y teóricamente equivalentes llamadas:

1. Usuario-Usuario (user to user): **Recomendar a un usuario aquellos productos que han consumido usuarios similares a él/ella**
2. Producto-Producto (item to item): **Recomendar un producto a un usuario si productos similares a este han sido consumidos previamente por dicho usuario**

Como en el método anterior se nos presenta nuevamente el problema de la similaridad, sin embargo, a diferencia de este, en el filtrado colaborativo se cuenta con la **matriz de similaridad**, cuyas coordenadas, por ejemplo, (i, j) contienen cuánto ha estimado (rated en inglés) el usuario i al producto j .

Con esta matriz y utilizando, generalmente, la similitud **centrada del coseno** (centered cosine similarity) conocida también como **Correlación de Pearson** (Pearson Correlation), podemos predecir cuánto estimará un usuario un determinado producto, de la siguiente manera:

Usuario-Usuario:

Para un producto i y usuario x , donde N es el conjunto de los k usuarios más similares a x que han consumido el producto i , la predicción es la siguiente:

$$r_{xi} = \frac{\sum_{y \in N} s_{xy} r_{yi}}{\sum_{y \in N} s_{xy}}$$

Producto-Producto

Para un producto i y un usuario x , donde N es el conjunto de los k productos más similares a i que han sido consumidos por x , la predicción es la siguiente:

$$r_{xi} = \frac{\sum_{j \in N(i;x)} s_{ij} r_{xj}}{\sum_{j \in N(i;x)} s_{ij}}$$

Para ambos casos, s es la similitud (en el primero entre usuarios y en el segundo entre productos) y r cuánto ha estimado al producto.

Como se mencionó previamente, ambas estrategias del filtrado colaborativo son teóricamente equivalentes (incluso podrían considerarse duales), sin embargo, en la práctica

Producto-Producto vence a **Usuario-Usuario**, y esto, debido, a que los productos son más "sencillos" que los usuarios en el sentido de que es más fácil clasificarlos (géneros en la música, estilos en pintura, etc.), mientras que los usuarios son más impredecibles, lo que lleva a que el criterio de similitud entre productos aporte una mayor relevancia que entre usuarios.

6. Datos Utilizados

La información utilizada para el proyecto se encuentra almacenada en una base de datos (específicamente utilizamos SQLite como SGBD), que contiene como tablas principales: **Books**, **Users** y **UserBooks** (presenta los datos obtenidos de una interacción usuario libro, como: rating, comentarios, cantidad de shares y ratio de lectura)

La información presente en esta base de datos fue obtenida de dos formas, utilizando el script "data collector":

1. Para los metadatos sobre los libros (tabla **Books**) fue utilizada la API Gutendex (<https://gutendex.com/>), que provee los metadatos de los libros almacenados por el Proyecto Gutenberg (<https://www.gutenberg.org/>)
2. Para los usuarios (tabla **Users**) y las interacciones usuario-libro (tabla **UserBooks**), se simuló el comportamiento de estos con respecto a un conjunto de libros.

6.1. Extracción de los libros

La extracción de los metadatos asociados a libros fue bastante directa a través de `[**Gutendex**]` (<https://gutendex.com/>). La única transformación realizada se produjo durante la extracción de los géneros; y es que, dada la multitud de géneros existentes, predefinimos un conjunto de estos (tabla **Genres**), y según la similitud de estos con la sección 'subject' de los datos de la API, añadimos los géneros a cada libro.

6.2. Generación de usuarios e interacciones

Para generar usuarios e interacciones con libros lo más cercano a la realidad, se decidió utilizar la siguiente estrategia:

Dado los **k** libros más populares y los **p** autores más populares (la API brinda la información de cuántas veces un libro ha sido descargado), se generó un usuario que

va a presentar tres características distintas, generadas aleatoriamente:

1. Época preferida (antigua, moderna o contemporánea)
2. Autores preferidos (de los autores más populares)
3. Géneros preferidos

Con este perfil de usuario se procedió a escoger de 1 a 300 libros (de los más populares) con los que el usuario potencialmente interactuará. Por cada libro validamos lo siguiente:

1. Si el libro pertenece a un género que le gusta al usuario, o su autor es uno de los preferidos del usuario, o pertenece a la época favorita del usuario, entonces tendrá una interacción "positiva" (más adelante se explicará en qué consiste)
2. Si no se cumple ninguna condición anterior entonces tendrá una interacción "negativa"

6.3. Interacciones:

Una **interacción positiva** colocará de manera aleatoria valores considerados positivos para la interacción, de manera **análoga** se produce para una **interacción negativa**. A forma de ejemplo, mostramos nuestra implementación:

```
def _positive_user_book(self, user_id : int, book_id : int):
    shared = random.randint(3, 20)
    read_ratio = random.randint(50, 100) / 100
    rating = random.randint(3, 5)
    comment = random.choice([
        'It is a really good book. I would read it again',
        'Just love it',
        'I would recommend this book to anyone. It is a hidden diamond'
    ])

    user_book = UserBook(user_id, book_id)
    user_book.shared = shared
    user_book.readRatio = read_ratio
    user_book.rating = rating
    user_book.comment = comment
    return user_book
```

```

def _negative_user_book(self, user_id : int, book_id : int):
    shared = random.randint(0, 2)
    read_ratio = random.randint(0, 50) / 100
    rating = random.randint(0, 2)
    comment = random.choice([
        "Simply don't like the book",
        "It's awful",
        "Terrible book! (in the bad sense)"
    ])

    user_book = UserBook(user_id, book_id)
    user_book.shared = shared
    user_book.readRatio = read_ratio
    user_book.rating = rating
    user_book.comment = comment
    return user_book

```

6.4. Análisis Estadístico

Fue realizado un análisis estadístico sobre los datos generados para comprobar el comportamiento de anomalías que pudieran afectar la validez de nuestro sistema de recomendación. Para esto se tomó como referencia la cantidad de cada uno de los ratings (overall en este caso) por usuario y por libros.

	1	2	3	4	5	6	Total Ratings	Average Rating
count	499.000000	499.000000	499.0	499.000000	499.000000	499.000000	499.000000	499.000000
mean	70.200401	22.727455	0.0	11.046092	31.681363	0.144289	135.799599	2.333549
std	55.021645	18.112485	0.0	15.560733	43.702130	0.438167	74.837897	1.199527
min	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	1.000000
25%	24.000000	7.000000	0.0	1.000000	4.000000	0.000000	72.000000	1.402908
50%	49.000000	16.000000	0.0	3.000000	8.000000	0.000000	141.000000	1.504950
75%	116.500000	39.000000	0.0	15.500000	48.500000	0.000000	199.000000	3.854670
max	200.000000	69.000000	0.0	64.000000	157.000000	3.000000	271.000000	4.666667

Figura 3: Collaborative Filtering

Como podemos apreciar por una descripción global de los datos seleccionados, existe una tendencia hacia los ratings negativos, así como una nula y casi nula existencia de ratings de 3 y 6, respectivamente. Dado que es poco común que esto se produzca con datos reales, fue realizado un análisis más profundo utilizando el **z-score**. Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

1. 3 % de los datos asociados a usuarios presentan anomalías
2. 0,03 % de los datos asociados a libros presentan anomalías

Dada el bajo porcentaje de anomalías encontradas y el contexto del proyecto (no se trabaja con información financiera o médica de alto riesgo, por ejemplo), se decidió que los datos son viables para la prueba del sistema.

7. Implementación

Para recomendar una lista de libros a un usuario, no necesariamente registrado en nuestra aplicación, se usa un enfoque híbrido conocido por **Item-based Clustering Hybrid Method**, este combina **Content-Based and Collaborative Filters**, el resultado final de este algoritmo es una matriz de similitud $M[i][j]$ que representa la similitud que es determinada entre los libros i, j . Con esta matriz calculada es posible predecir un rating entre el usuario u y el libro b , la salida de la aplicación serían los mejores N ratings.

El sistema recomendador, después de haber calculado la matriz de similitud M puede hacer recomendaciones a usuarios, por lo que se distinguen dos estados en los que se puede encontrar este:

1. a partir de información nueva sobre los usuarios o nuevos items calcular nuevamente esta matriz M .
2. realizar recomendaciones a los usuarios (registrados o no).

Para que nuestra aplicación se mantenga interactiva, cada cierto tiempo recalculamos esta matriz en segundo plano, y cuando se haya terminado este proceso, concurrentemente actualizamos la información, para que a partir de este momento se pueda usar la nueva información en la recomendación.

7.1. Como Predecir Rating

Con la matriz de similitud M se usa la siguiente fórmula para predecir el rating r de un usuario u a el libro b :

$$r[u][b] = P_b + \frac{\sum_{i=1}^n M[i][b] * (R[u][i] - P_i)}{\sum_{i=1}^n |M[i][b]|}$$

Donde n representa la cantidad de libros con los que el usuario u ha interactuado y están en nuestra base de datos, $R[u][b]$ representa el rating de el usuario u a el libro b y P_b representa el promedio de los ratings que ha recibido el libro b .

Los dos sumandos de la fórmula anterior son interpretados como:

1. Notar que si el usuario no ha interactuado con ningún libro el sistema predeciría solamente usando los promedios de los ratings de los libros existentes (el primer sumando), lo que permite hacer recomendaciones a los usuarios sin tener conocimiento de ellos.
2. Con respecto a la segunda fórmula, notar que el segundo factor de cada sumando representa una proporción con respecto a el denominador, o sea, representa un promedio ponderado. Si estos pesos fueran todos iguales a 1, o sea, fuera un promedio, la fórmula representa la desviación de los ratings obtenidos de el usuario con respecto a la media de ratings obtenidos de usuarios a ese libro, la idea de la ponderación es que los libros más similares ,según nuestra matriz de similitud, a el libro b que se intenta predecir obtengan más peso con respecto a los menos similares.

La complejidad de realizar este método sería $O(n)$, pero este es calculado por cada libro que hay en nuestra base de datos, asumiendo que hayan m libros esta sería $O(n * m)$, por esta razón tenemos alrededor de 2000 libros en nuestra base de datos, cifra que permite realizar la recomendación lo suficientemente rápido.

Dada la explicación anterior quedaría por analizar como es calculada la matriz M de similitud:

Esta matriz es obtenida a través de la combinación linear de otras dos matrices, análogamente de similitud ($A[i][j]$ representa la similitud entre los libros i, j), que son halladas a partir de la información que posee el sistema:

7.2. Matrices de Similitud

Se describe como son obtenidas las dos matrices y posteriormente como son combinadas para obtener la matriz M :

Matriz 1:

Sobre un usuario, en nuestra base de datos, contamos con alguna interacción con ciertos libros, usamos esta información para calcular un **rating** para cada libro con el que interactúa el usuario descrito como un número entre $[1, 5]$. Hay varias formas de hallar este rating, describimos en otra sección el método usado.

El resultado de el proceso anterior es conocido como **item-rating matrix**, nuestro objetivo es obtener una matriz de similitud a partir de esta **item-rating matrix**. Para hacerlo se usa el **Pearson Correlation Algorithm**, en particular la siguiente fórmula:

$$A[k][l] = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - R_k) * (R_{u,l} - R_l)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - R_k)^2} * \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,l} - R_l)^2}}$$

Donde k, l son dos libros en nuestra base de datos, m es la cantidad de usuarios que interactuaron con ambos libros k, l . R_k, R_l son los promedios de los rating recibidos por los libros k, l y $R_{u,k}, R_{u,l}$ son los ratings de los libros k, l dados por el usuario u .

Por cada usuario que interactuó con ambos libros k, l se obtiene un par (x_1, y_1) , en nuestro caso representan el rating obtenido, el coeficiente de Pearson mide la correlación linear entre dos samples $(x_1, x_2, \dots, x_l), (y_1, y_2, \dots, y_l)$, este coeficiente es un número entre -1 y 1 , 1 indicando que los puntos están alineados con pendiente positiva, -1 , con pendiente negativa, 0 es que no existe relación linear entre ellos, si están alineados con pendiente negativa es interpretado como que son contrarios, o no concuerdan.

Matriz 2:

La matriz anterior usa información obtenida de la interacción usuario-libro, para esta matriz solamente es requerida información de los libros, es posible establecer una medida de similitud entre los libros, esto no es más que una función que toma como argumentos dos libros y devuelve un valor entre $0, 1$ como una medida de que tan similares son.

Esta ha de cumplir ser reflexiva y simétrica. Hay varias formas de establecer esta similitud, en otra sección explicamos cual medida usamos. Asumiendo una función de

similitud f , es posible ejecutar un algoritmo de $K - means$ para agrupar a los libros: Este asigna inicialmente al azar k grupos, representados cada uno por un libro.

En base a la similitud se calcula a cual grupo debe pertenecer cada libro, una vez realizado esto, es posible cambiar a el representante de cada grupo por otro libro en el grupo, que se encuentre más al **centro** con respecto a los libros en su grupo, teniendo en cuenta esto, el algoritmo es de punto fijo hasta que se logren centros de cada grupo **estables**. (no cambiarían en una próxima iteración).

Para cambiar a el representante de el grupo, hay varias formas, en nuestro caso , por cada elemento de el grupo hallamos su similitud con los restantes y multiplicamos esos valores, se mantiene como un número entre $[0, 1]$, escogemos como nuevo representante el que maximice ese valor.

Una vez que tenemos el **grouping** realizado se crea una matriz T donde las filas son libros, y las columnas son los representantes de los grupos, en las casillas estaría la similitud entre el libro **fila** y el representante **columna** , esto puede ser visto como la **membership** de cada elemento a un conjunto, en términos de **fuzzy logic**.

Finalmente a partir de esta matriz T se calcula la matriz de similitud, notar que la matriz de similitud es indexada con dos libros cualesquiera, mientras que esta T es entre un libro y un libro representante de algún grupo.

Para hallar la matriz de similitud es usada una variación de la similitud de coseno, la idea es que las filas de la matriz (libros) representan un vector, y sus valores son los que están a lo largo de la fila, o sea, cada componente es uno de los grupos. La razón de la variación de la similitud de coseno es una cuestión de escalas: si un usuario siempre marca con 5 su mejor película, 1 una mala película a su juicio, mientras que otro, por costumbre, nunca marca con 5 ni siquiera a su película preferida, sino con 4, y análogamente con 2 a una película mala, ocurre una diferencia de escalas que no es manejada correctamente por la similitud de coseno estándar. La fórmula sería :

$$A[k][l] = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{k,u} - R_u) * (R_{l,u} - R_u)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{k,u} - R_u)^2} * \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{l,u} - R_u)^2}}$$

Donde k, l son dos libros, m es la cantidad de clusters, $R_{k,u}, R_{l,u}$ representa la similitud entre el libro k y el representante del cluster u , análogamente $R_{l,u}$, R_u es el promedio de las similitud respecto a el libro representante del cluster u , o (sea el promedio de los valores en esa columna).

7.3. Combinación

Una vez calculadas las dos matrices A_1, A_2 entonces:

$$M = c * A_1 + (1 - c) * A_2$$

La cantidad de clusters, y el coeficiente en la combinación lineal son parámetros que deben estimarse de forma que minimizen alguna métrica como **Mean Absolute Error**.

7.4. Complejidad

La complejidad de todos estos pasos es al menos cuadrática :

1. el algoritmo de $K - Means$ divide a los libros en grupos, pero dentro de un grupo es hallada la similitud entre cada par de libros, esto es $O(it * l^2)$ donde it es la cantidad de iteraciones que hace el algoritmo, y l es la cantidad de libros.
2. el algoritmo para calcular la **item - rating matrix** usa las interacciones entre libros y usuarios en el peor caso tiene que analizar $O(l * u)$ donde l es la cantidad de libros, y u es la cantidad de usuarios.
3. construir la segunda matrix de similitud itera por cada par de libros, y después por los clusters, por tanto sería $O(k * l^2)$, donde k es la cantidad de clusters.

Por las razones anteriores este cálculo es cacheado, y precomputado en segundo plano en caso de que se necesite actualizar la información del sistema recomendador.

7.5. Como se calcula la similitud entre los libros

Se calculan dos proporciones y se multiplican:

1. la razón entre la intersección e unión de sus géneros.
2. la razón ponderada (coincidencia en Autor debe contribuir mucho más que coincidencia en Año) de en cuantos atributos coinciden, Año, Lenguaje, etc

8. Evaluación

8.1. Velocidad

Ejecutamos el algoritmo de recomendar con algunos usuario al azar de nuestra base de datos, mostramos un resumen estadístico de los resultados.

1. Min. : 0,5664
2. 1st Qu.: 0,9351
3. Median : 1,2636
4. Mean : 1,2310
5. 3rd Qu.: 1,4362
6. Max. : 2,2588

Como se puede observar una recomendación no toma más de 3 segundos, en promedio no es más de un segundo y medio.

8.2. Precisión

Para evaluar la precisión de el sistema, generamos 100 usuarios nuevos, que interactúan con los libros actuales en nuestro sistema, comparamos sus rating predecidos con los actuales, usando **Mean Absolute Error**, mostramos varios plots de los resultados:

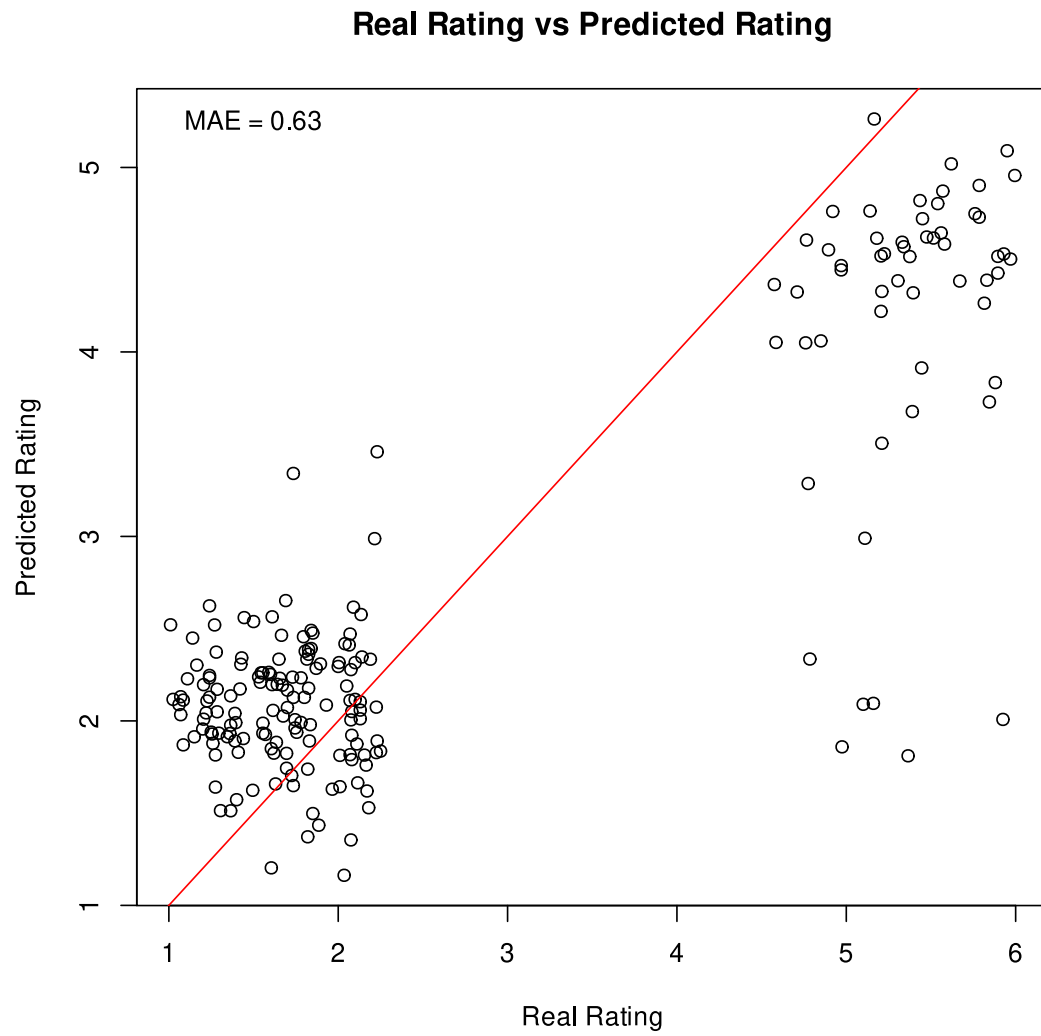


Figura 4: Resultados de la evaluación de precisión

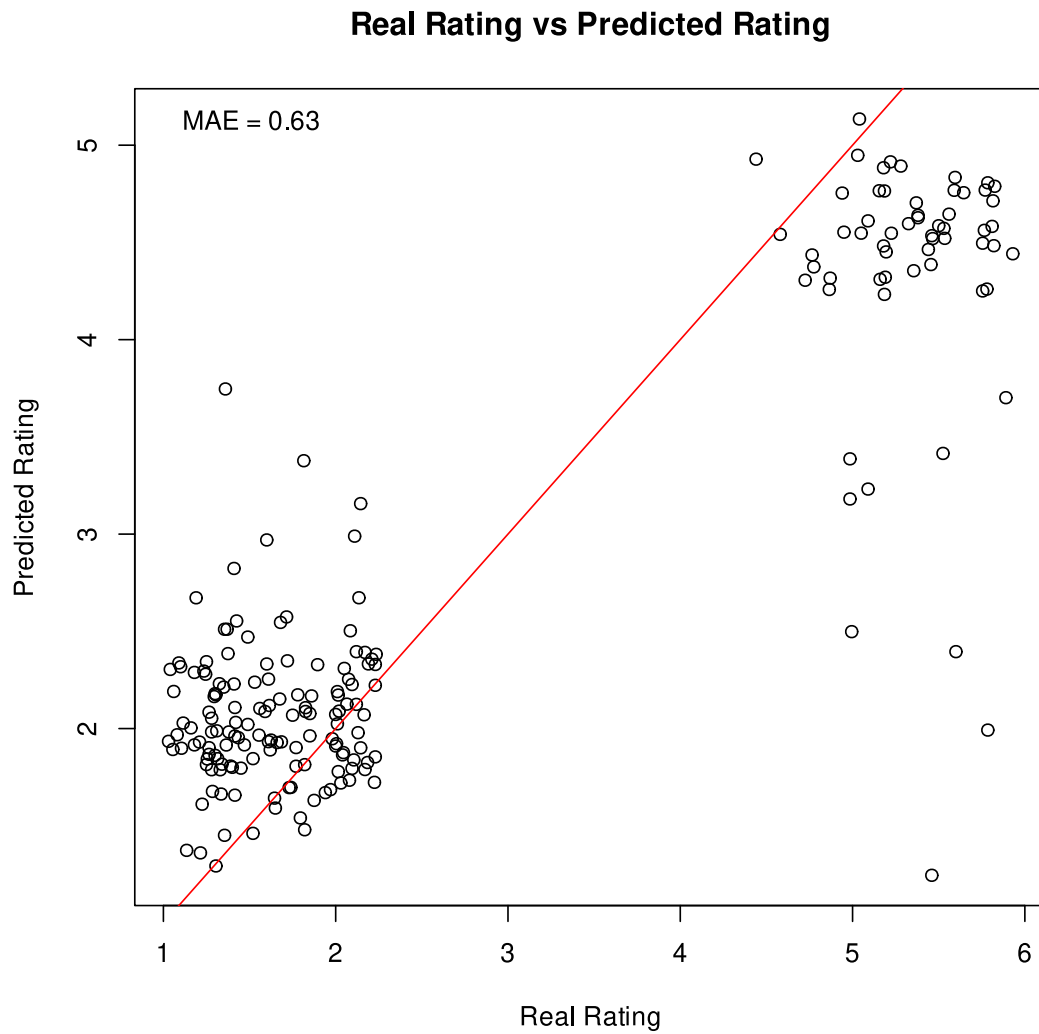


Figura 5: Resultados de la evaluación de precisión

En promedio el *MeanAbsoluteError* obtenido fue de 0,63.

9. Puntos a Mejorar

Consideramos los siguientes puntos:

1. La precisión de la recomendación, es aceptable, pero pudiera ser mejorada, por ejemplo implementando alguna forma de relación entre usuario a usuario análogo a el enfoque de libro a libro.
2. Al ser la complejidad cuadrática no es posible permitir 10000 libros en la base de datos por ejemplo.

10. Bibliografías

1. Li, Qing , Kim, Byeong. (2003). An approach for combining content-based and collaborative filters. 17-24. 10.3115/1118935.1118938.
2. P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews," presented at the Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work - CSCW '94, Chapel Hill, North Carolina, USA, 1994.
3. J. Leskovec, A. Rajaraman, and J. Ullman, Mining of Massive Datasets, 2nd ed. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2014.
4. Artificial Intelligence - All in One, "Mining Massive Datasets - Stanford University", YouTube, [Playlist], Accessed: Aug. 31, 2024. [Online].
5. Karlgren, Jussi (October 2017). ".^ digital bookshelf: original work on recommender systems". Retrieved October 27, 2017.