



UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES
FACULTAD DE INGENIERÍA

Sistemas de recomendación colaborativos

Trabajo Final de Especialización en Explotación de Datos y Descubrimiento del
Conocimiento

Github Project

Adrian Norberto Marino

Buenos Aires, 2022

RESUMEN

Este trabajo cubre la comparación de sistemas de recomendación basados en filtros colaborativos. Es una explicación exhaustiva del funcionamiento e implementación de la batería de modelos de recomendación colaborativos mas utilizados como son: GMF, Biased-GMF, KNN Item Based, KNN User Based, DeepFM y NN-FM. Luego se pretende comparar todos los modelos utilizando métricas especializadas para sistemas de recomendación como son AP@K y mAP@k y otros menos especializada como RMSE. A grande rasgos se ha descubierto que no existe una diferencia sustancial en precisión entre modelos entrenados con un dataset generado a partir de TMDB y Movie Lens. También se descubre que modelo basados en Deep Learning obtiene resultados ligeramente mejores que modelos mas clásicos con la familia de modelos KNN.

Palabras claves: Sistemas de Recomendación basados Filtro Colaborativos, Comparativa de Sistemas de Recomendación, Sistemas de Recomendación Híbridos, On-Hot Encoding, Embeddings, GMF, Biased-GMF, KNN Item Based, KNN User Based, DeepFM, NN-FM, RMSE, AP@k, mAP@k, TMDB, imdb, Movie Lens, Pytorch, Keras, TensorFlow.

Índice general

1..	Introducción	1
1.1.	Tipos de sistemas de recomendación	2
1.1.1.	Basados en Popularidad	2
1.1.2.	Basados en Contenido	2
1.1.3.	Basados en Filtrado Colaborativos	3
1.1.4.	Modelos Híbridos	4
1.1.5.	Categorías dentro de los modelos basados en filtros colaborativos	4
1.2.	Descripción del problema y motivación	5
1.2.1.	¿Los modelos basado en filtro colaborativos que utilizan técnicos de Deep Learning, obtienen mejores resultados?	5
1.2.2.	¿Cuáles son las ventajas y desventajas de cada enfoque a la hora de aplicar estas técnicas?	5
1.2.3.	¿Cómo se puede solucionar el problema de cold-start que sufre el enfoque de recomendación basado en filtros colaborativos?	5
1.3.	Objetivos	5
2..	Material y Métodos	7
2.1.	Datos	7
2.1.1.	MovieLens 25M Dataset	7
2.1.2.	TMDB Movie Dataset	7
2.1.3.	Preprocesamiento	7
2.2.	Análisis exploratorio	10
2.2.1.	Variable Rating	10
2.2.2.	Correlaciones	13
2.2.3.	Variables de tipo texto	14
2.2.4.	Análisis de Componente Principales	17
3..	Métodos	21
3.1.	Enfoque Basados en Memoria	21
3.1.1.	KNN (K-Nearest-Neighbor)	21
3.1.2.	KNN User Based	24
3.1.3.	KNN Item Based	25
3.1.4.	Ensamble KNN User Based y Item Based	25
3.2.	Enfoque basado en modelos	26
3.2.1.	One-Hot Encoding vs. Embeddings	26
3.2.2.	Embedding Layer	27
3.2.3.	Arquitecturas Utilizadas	28
3.2.4.	General Matrix Factorization (GMF)	28
3.2.5.	Biased General Matrix Factorization (B-GMF)	30
3.2.6.	Neural Network Matrix Factorization (NN-MF)	31
3.2.7.	Factorization Machines (FM)	32
3.2.8.	Deep Factorization Machine (DeepFM)	33
3.3.	Métricas	34

3.3.1.	Root Mean Square Error (RMSE)	34
3.3.2.	Mean Average Precision at k (mAP@k)	35
4..	Experimentos	37
4.1.	K-Nearest-Neighbor (KNN)	37
4.1.1.	KNN Item Based	37
4.1.2.	KNN User Based	38
4.1.3.	Ensamble KNN User Based y Item Based	39
4.2.	General Matrix Factorization (GFM)	40
4.3.	Biased General Matrix Factorization (B-GFM)	42
4.4.	Neural Network Matrix Factorization (NN-FM)	43
4.5.	Deep Factorization Machine (DeepFM)	45
5..	Resultados	47
6..	Conclusiones	49

1. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de recomendación tienen por objetivo acercar a sus usuarios: productos, promociones, contenidos (Textos, audio, videos, etc..) relevantes a sus preferencias o necesidades, permitiendo a estos encontrar con mayor facilidad aquello que buscan. Formalizando esta definición podemos decir que: Los sistemas de recomendación apuntan a ayudar a un usuario o grupo de usuarios a encontrar items de forma personalizada, dado un conjunto de items de gran extensión o un gran espacio de búsqueda.

Este objetivo puede cambiar según el contexto de cada negocio. Para un e-commerce de delivery de comidas, el objetivo es acercar a los usuarios el tipo de comida que quieran probar en ese mismo momento, a un precio que puedan pagar, con un tiempo de entrega aceptable. Para un e-commerce de venta de productos, el objetivo es acercar al usuario aquellos productos que este necesitando en ese mismo momento, los cuales tengan un precio que el usuario puede pagar. Por otro lado, se busca asegurar una experiencia satisfactoria con el vendedor. En el negocio de visualización de contenido (Ya sea audio, video, texto, etc..), el objetivo es acercar al usuario contenido a fin a sus preferencias para mejorar su experiencia en la plataforma y así aumentar el engagement de los usuarios.

Por otro lado, el objetivo de fondo siempre es el mismo, mejorar la conversión. Con esto nos referimos a aumentar el volumen de ventas para un e-commerce de venta de productos, la cantidad de deliveries mensuales, la cantidad de impresiones de publicidad en aplicaciones de visualización de contenido, aumentar el tiempo de permanencia en las plataformas de streaming de audio o video, etc.. Podemos encontrar muchos ejemplos distintos donde el objetivo común es mejorar la conversión y engagement de los usuarios.

Desde un punto de vista mas técnico, los sistemas de recomendación se utilizan para predecir el grado de preferencia de un usuario con respecto a un item. En general, esto se puede lograr aplicando de un algoritmo de optimización, el cual minimiza la diferencia entre el grado de preferencia esperado versus el real. Otros enfoques hacen uso de medidas de distancia para establecer este grado de preferencia.

1.1. Tipos de sistemas de recomendación

A continuación se puede ver un gráfico que describe las clasificaciones y subclasificaciones de los sistemas de recomendación:

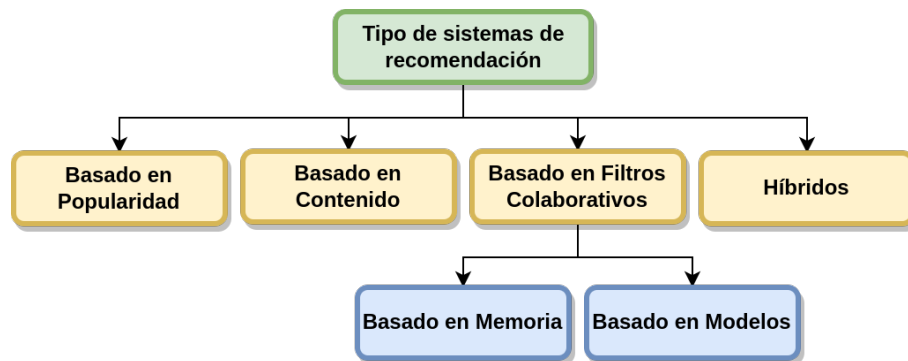


Fig. 1.1: Clasificación de tipos de sistemas de recomendaciones.

1.1.1. Basados en Popularidad

Este tipo de recomendadores toman algunas característica de popularidad de los items en cuestión, como puede ser: cantidad de vistas, cantidad de compras, cantidad de reviews positivos, etc.. Luego resuelve el top K de los items mas populares según estos criterios. Si bien este tipo de recomendaciones tiene buenos resultandos para usuarios nuevos, de los cuales no se conocen sus preferencias, al carecer de personalización, sus recomendaciones no tienen en cuenta las preferencias de cada usuario particular, debido a que se basan en estadísticas comunes a todos los usuarios. Por esta cuestión, muchas veces no son considerados sistemas de recomendación perse.

1.1.2. Basados en Contenido

A diferencia de los recomendadores basados en filtros colaborativos, este tipo de recomendador necesita un trabajo previo de ingeniería de features sobre los items, donde se busca definir que features son los mas significativos para la tarea en cuestión, y cual es el grado de adecuación de cada items con a los features definidos. Por otro lado, es necesario registrar las interacciones de los usuarios. Dadas estas interacciones, se puede definir el grado de preferencia de los usuarios a cada feature definido para los items. Con esta información es posible encontrar tanto items como usuarios similares y realizar recomendaciones del tipo:

- Dado el usuario A, el cual tiene preferencia por el item X, también podría tener preferencia por el item Y, por ser muy cercano o similar al item X.
- Dos usuarios A y B cercanos o similares tendrán preferencias similares. De esta forma es posible recomendar item consumidos por el usuario A al usuario B y vise versa.

La principal desventaja de este enfoque reside es que, es necesario realizar ingeniería de features para encontrar los features que produzcan las mejores recomendaciones. El modelo no encuentra estos features automáticamente, sino que deben ser definidos de antemano

manualmente. Como ventaja, si se encuentran los features correctos se pueden lograr muy buenas recomendaciones.

1.1.3. Basados en Filtrado Colaborativos

Estos modelos, a diferencia de los modelos basados en contenido, no requieren ingeniería de features, lo que los hace más simples de implementar, ya que únicamente es necesario registrar las interacciones de los usuarios para con los items. Ejemplos de interacciones podrían ser:

- El usuario A visualizó el item X el día 2 de marzo de 2022.
- El usuario A compró el item X el día 10 de marzo de 2022.
- El usuario A calificó al item X con 5 puntos el día 25 de marzo de 2022.

Por otro lado, estos modelos personalizan sus recomendaciones, es decir que ajustan las recomendaciones a cada usuario particular, en base a sus preferencias, al igual que los modelos basados en contenido. Además, al igual que los modelos basados en contenido, se puede encontrar usuario e items similares y recomendar items entre usuarios similares.

Estos modelos descubren un espacio latente de soluciones sin necesidad de recolectar datos y definir features en forma manual, lo cual podría llevar a una solución sesgada. Por otro lado, no todo son rosas con estos modelos, ya que sufren un problema llamado *Cold start* o arranque en frío. Si pensamos en una solución donde alimentamos al modelo con una ventana de interacciones usuario-item filtrando los últimos N meses, tendremos las siguientes situaciones:

- Usuarios nuevos: Los usuarios nuevos no tendrán interacciones, por lo tanto, este modelo no podrá realizar ninguna recomendación. En general, se establece un mínimo de interacciones para que el modelo pueda realizar recomendaciones acertadas, ya que con pocas interacciones no podrá realizar buenas recomendaciones.
- Usuarios con pocas interacciones: Por otro lado, tenemos a los usuarios que tienen una baja *velocity* en cuando a interacciones con el sistema o aplicación. Si pensamos en un e-commerce, hay usuario que compran con mucha frecuencia y otros que compran muy de vez en cuando. Estos últimos, en general tendrán pocas interacciones pudiendo caer por debajo del umbral mínimo que requiere el modelo. De esta forma, tendremos usuarios que quedaran fuera del modelo recientemente.
- Usuarios con muchas interacciones: Este es el caso ideal, donde el usuario tiene una gran cantidad de interacciones con item. Para estos usuarios, el modelo podrá ofrecer mejores recomendaciones, ya que cuanto más interacciones se tengan, el modelo se ajusta con más facilidad a sus preferencias.

1.1.4. Modelos Híbridos

Son aquellos modelos que combinan mas de una técnica de recomendación, también llamados ensambles de modelos. En general, lo mas común es combinar modelos de recomendación basados en contenido con modelos colaborativos. De esta forma, cuando los usuarios caen por debajo del umbral de interacciones necesarias por el modelo de filtro colaborativos, se utiliza un modelo basado en contenido o alguno otro modelo que no requiere de interacciones del usuario para realizar sus recomendaciones.

1.1.5. Categorías dentro de los modelos basados en filtros colaborativos

Dentro de los sistemas de recomendación basados en filtros colaborativos, tenemos dos sub-clasificaciones referidas a la forma en la que se realizan las predicciones:

Basados en Memoria

Este tipo de modelos mantiene sus datos en memoria. Se recorren todos los datos (full scan) cada vez que se necesita realizar un inferencia o predicción (fijando un número de vecinos a comparar). Un ejemplo de estos modelos es el algoritmo de k vecinos cercanos (KNN), el cual mantiene una matriz rara de distancias en memoria, la cual se recorre completamente para comparar las distancias entre filas o columnas, usando alguna medida de distancia como puede ser la distancia coseno, coseno ajustada, manhattan, etc.. Para mitigar el problema de búsqueda exhaustiva, se suele usar una cache para realizar estas búsquedas una única vez. Otro problema es su limitación al tamaño máximo de la memoria con la que se cuente, es decir, que el tamaño de la matriz depende de la memoria máxima disponible. Esto puede mitigarse utilizando implementaciones de matrices esparzas, las cuales comprimen los datos en memoria guardando unicamente las celdas que tiene datos. Además, es posible utilizar un cache que mantenga en memoria las búsqueda mas frecuentes y baje a almacenamiento secundario las menos frecuentes. Todos estos problemas de performance y uso de recursos se deben a que KNN no reduce la dimensionalidad de los datos, como si lo hacen varias implementaciones basadas en embeddings, auto-encoder, redes neuronales etc., donde lo que se buscan es encontrar una representación mas compacta de los items y usuarios sin perder información. Mas allá de tener que lidiar con esto problema de escalabilidad, los resultados obtenidos por estos modelos no están muy alejados de aquellos que se encuentra en el estado del arte. Puede recomendarse su uso cuando tenemos un dominio reducido, dada su simplicidad.

Basados en Modelos

Algunos ejemplos de estos modelos son los clasificadores bayesianos, redes neuronales, algoritmos genéticos, sistemas difusos y la técnica de descomposición matricial (SVD) en memoria. Estos modelos en general buscan directa o indirectamente reducir la dimensionalidad de los datos. De esta forma, es posible utilizarlos en dominios con una gran cantidad de datos.

1.2. Descripción del problema y motivación

Con este trabajo se busca contestar las siguientes preguntas:

1.2.1. ¿Los modelos basado en filtro colaborativos que utilizan técnicas de Deep Learning, obtienen mejores resultados?

La idea detrás de esta pregunta es realizar benchmarks sobre distintos modelos del estado de arte basados en Deep Learning o no, utilizando el mismo set de datos y las mismas métricas. De esta forma, se busca comprender cual es la diferencia en performance entre los modelos seleccionados. Por otro lado, se busca comprender cuando es mas adecuado utilizar cada enfoque. Como ya se comentó en el apartado de introducción, hay modelos que están mas limitados que otros según el número de recursos de hardware o interacciones con los que se cuenta.

1.2.2. ¿Cuáles son las ventajas y desventajas de cada enfoque a la hora de aplicar estas técnicas?

Esta pregunta se refiere a comprender cuando es conveniente aplicar una técnica u otra teniendo en cuenta las ventajas y desventajas de cada enfoque y modelo.

1.2.3. ¿Cómo se puede solucionar el problema de cold-start que sufre el enfoque de recomendación basado en filtros colaborativos?

(Tesis)

Como ya se comentó en la introducción, los modelos de filtro colaborativos necesitan un número mínimo de interacciones usuario-item para poder operar y producir recomendaciones aceptables. La propuesta es explorar enfoques que permiten lidiar con este problema. Uno de los enfoques más comunes es utilizar ensamples de modelos basados en filtros colaborativos con otros modelo basados en contenidos. Estos ensamples puede diferir en sus técnicas dependiendo del dominio de los datos.

1.3. Objetivos

Como primer objetivos, se pretender comprender cuales son los fundamentos teóricos sobre los que se apoya cada técnica aplicada y bajo que escenarios puede ser con conveniente aplicarlas. Por otro lado, se intenta determinar cual es la diferencia en performance de cada técnica aplicada sobre el mismo set de datos, midiendo su performance utilizando las mismas métricas. ¿Obtenemos diferencias significativas?

Como segundo objetivo se busca proponer nuevas técnicas y/o explorar técnicas existentes que permite lidiar o solucionar el problema de cold start que sufren los sistemas de recomendación basados en filtros colaborativos. Finalmente, se compararan esta técnicas mediante el benchmark propuesto para compara como se comporta cada modelos ante usuarios con escasas o ninguna interacción en el set de datos propuesto (Tesis).

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Datos

Para realizar este trabajo se selecciono el dominio del cine, ya que existen conjuntos de datos bien definidos y actualizados. Estos datasets en general están pensados para probar modelos de recomendación. Por otro lado, es el dominio clásico en papers y literatura de sistemas de recomendación en general.

Dada la propuesta de este trabajo, es necesario contar con datos de interacciones de usuarios con items (Películas en este caso). Además, dado que se busca solucionar el problema de *Cold start* para el enfoque de filtros colaborativos, se necesitara contar con otro enfoque de recomendación, el cual posiblemente pueda ser basado en contenido. Por esta cuestión, necesitamos contar con features completos y consistentes para los items (Películas).

Dadas estas necesidades se decidió utilizar los siguientes datasets:

2.1.1. MovieLens 25M Dataset

Este dataset prácticamente no tiene features para los items (Películas), pero si tiene las calificaciones realizadas por los usuarios. También se cuenta con un conjunto de tags o palabras clave cargadas por los usuarios para cada item (Película). Otro punto importante, es que todos los usuarios tienen al menos 20 interacciones, lo cual asegura que no tener problemas de baja performance por falta de interacciones. De esta forma, este dataset sera muy util para entrenar modelos de recomendación basados en filtros colaborativos y además cuenta con columnas extras como tags, que serán útiles a la hora de entrenar modelos basados en contenido.

2.1.2. TMDB Movie Dataset

Este dataset no tiene calificaciones personalizadas de los items como si sucede con el dataset anterior, pero tiene varios features de los items que pueden ser muy útiles para modelos basados en contenido e inclusive modelos híbridos, los cuales se busca explorar en el trabajo de tesis.

2.1.3. Preprocesamiento

Como parte inicial se la etapa de pre-procesamiento de datos se utilizo una base de datos *MongoDB*. Se utilizo *MongoDB* y no *Pandas* debido a que *pandas* requiere cargar todo el dataset en memoria. Si bien este problema se puede lidiar aumentando el tamaño de la memoria Swap (Linux) o la memoria Virtual (windows), puede ocasionar caída de procesos y lentitudes innecesarias. En este caso, se selecciono una base de datos de tipo document, la cual no necesita cargar todos los datos en memoria y por otro lado, existe la posibilidad de escalar la base de datos a mas nodos en caso de ser necesario. Ambos dataset contienen varios archivos *csv* los cuales vamos a llamar *tablas*, de los cuales se utilizaron los siguientes:

- `movie_metadata`: Pertenece al dataset *TMDB*. Es la fuente de verdad de donde tomamos columnas con datos de películas.
- `tags`: Pertenece al dataset *Movie Lens*. De esta tabla se tomaron los tags o palabras clave dadas de alta por los usuarios para cada película.
- `ratings`: Pertenece al dataset *Movie Lens*. De esta tabla se tomaron las calificaciones de los usuario para las películas que fueron calificadas.

De esta forma primero se hizo un merge o join de las tabla `ratings` y `tags` por las columnas `user_id` y `movie_id`, ya que tenemos dos columnas que representan interacciones de usuarios:

- `rating`: Pertenece a la tabla `ratings`.
- `tags`: Pertenece a la tabla `tags`.

En segundo lugar se hizo merge entre las tablas `ratings_tags_v1` y `movie_metadata` utilizando la columnas `imdb_id`, la cual es identificador único de las películas en ambas tablas.

Finalmente se termino con dos tablas como resultado:

- `movies_v4.csv`: Contente toda la información de las películas, incluidos todos los tags cargados por los usuarios que calificaron un película.
- `ratings_tags_v1.csv`: Contiene tanto las calificaciones como los tags para cada usuario y película.

Tabla de interacciones

La tabla `ratings_tags_v1` tiene datos a nivel interacción usuario-item. De esta forma a nivel usuario-item se cuenta con la calificación de la película realizada por el usuario, ademas de los tags que el usuario cargo o ingreso para esa películas. Estos tags no son mas que una lista de palabras que son representativas de la película en cuestión. Por ejemplo, para la película *Toy Story* deberíamos tener palabras referente a la misma como: boss, woody, animation, 3d, etc.. Finalmente, contamos con la fecha en la cual se realizaron esta interacciones. Se entiende que la calificación y los tags se ingresaron en el mismo momento.

La definición de la tabla es la siguiente:

- `user_id`: Existen 13.281 usuarios.
- `movie_id`: Existen 33.444 películas.
- `timestamp`: Fecha en la cual el usuario califico el item(`movie_id`). Es un string de formato año-mes. Existen valores entre 1997-09 y 2019-11 inclusive.
- `rating`: Calificación. Es un valor discreto numérico: 0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5, 5.
- `tags`: Lista de palabras definidas por cada usuario para una película. Se cuenta con los tags a nivel usuario-película.

Tablas de metadata de películas

La tabla `movies_v4` cuenta con información de cada película seleccionada de ambos datasets.

- `title`: Título de la película.
- `native_lenguaje`: Lenguaje original en el cual fue filmada la película.
- `genres`: Ambos dataset cuentan con una lista de géneros a los que adhiere la película.
- `overview`: Sinopsis de la película.
- `poster`: Enlaces al detalle de la película en `imdb` y `TMDB`. Estos enlaces permiten hacer join con más datos que se encuentren en la descripción de estos sitios, pero en este trabajo solo se utilizará la imagen de la tapa de la película a modo de visualización.
- `release`: Fecha de lanzamiento.
- `budget`: Presupuesto destinado para realizar el film.
- `popularity`: Popularidad.
- `vote_count`: Cantidad de votos por película.
- `vote_mean`: Medio de votos por película.
- `tags`: Son los tags cargados por todos los usuarios que interactuaron con la película. Es la misma información que tenemos en la tabla de interacción pero ahora a nivel item.

Valores faltantes

Una vez generadas ambas tablas se procedió a buscar missing values. A continuación en la tabla 5.2 se pueden ver las columnas con missing values:

Columna	Porcentaje de missing values
<code>budget</code>	70
<code>poster</code>	0.00085
<code>release</code>	0.0085
<code>popularity</code>	0.00085
<code>vote_mean</code>	4.8
<code>vote_count</code>	4.6

Tab. 2.1: Missing values en la tabla `movies_v4`.

Luego se removieron las filas de la tabla para aquellas columnas del reporte anterior que tuvieran hasta 6 % de valores faltantes. A continuación se removió la columna `budget` por tener un porcentaje muy alto de valores faltantes lo que la volvió inutilizable. Por otro lado, la tabla `ratings_tags_v1` no se modificó, ya que no tenía valores faltantes en ninguna de sus columnas.

2.2. Análisis exploratorio

2.2.1. Variable Rating

En este análisis exploratorio analizaremos datos relevantes al problema de predicción de calificaciones de items por parte de los usuarios. Dentro de este análisis, la variable ratings o calificación es una de estas variables relevantes.

A continuación se puede apreciar una diagrama de barras el cual describe la frecuencia con la que los usuarios califican un item segmentada por cada valor posible de calificación:

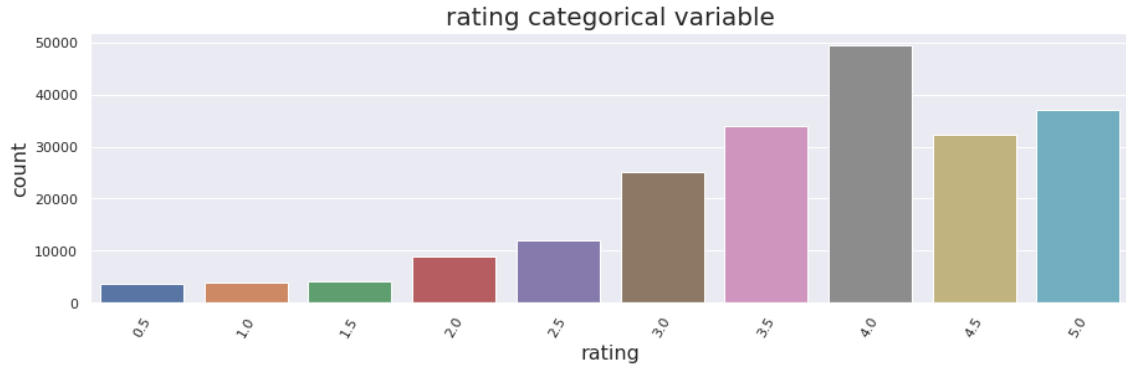


Fig. 2.1: Este diagrama de barras expone la frecuencia o cantidad de observaciones para cada valor discreto de puntuación o rating.

Observaciones

- 4 puntos es la calificación con la mayor frecuencia(modal), seguido de 5 puntos y luego 3.5 puntos.
- Por otro lado, se debe tener en cuenta que estas calificaciones provienen de todo los usuarios. Cada usuario tiene una forma propia de calificar, algunos tienden a calificar de forma optimista, puntuando con valores altos, y otros por el contrario, son mas pesimistas y tienden a puntuar con calificaciones bajas. Este es un comportamiento conocido en el ámbito de sistemas de recomendación. Se debe tener en cuenta que un 3.5 para un usuario podría ser un 4.5 para otro.
- Por otro lado, se aprecia que en general se tiende a puntuar valores a partir de 3 punto en adelante, habiendo muy pocas observaciones para puntuaciones menores a 2 puntos.

Para analizar en mas detalle la variable rating veamos a continuación un histograma y boxplot respectivamente:

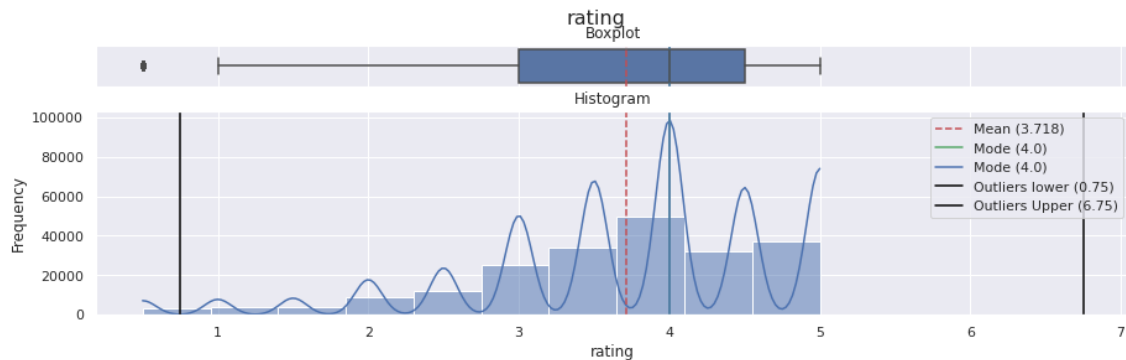


Fig. 2.2: Diagrama Boxplot e Histograma de la variable rating. Los ratings son las calificaciones realizadas por los usuario para cada ítem o película.

Observaciones

- Se aprecia claramente que esta variable es categórica y no numérica, debido a los picos con distintos niveles en el histograma. Esta variable tiene valores discretos entre 0.5 y 5 con un paso de 0.5. De esta forma, contamos con 10 valores discreto de tipo real, siendo claramente una variable categórica.
- Nuevamente vemos algo parecido al diagrama de barras, el 50 % de las observaciones se encuentran entre los cuantiles Q1 y Q3 con 3 y 4.5 puntos (Rango inter-cuantil).
- La mediana(Cuantil Q2) esta claramente sobre los 4 puntos, coincidiendo con la moda. La media se encuentra en los 3.5 puntos a izquierda de la mediana, debido a que tenemos puntos con frecuencia considerables a izquierda que mueven a la media en esa dirección.
- Por otro lado, tenemos valores atípicos en el extreme izquierdo en los 0.5 puntos. Esto se debe a que esta puntuación esta muy alejada del centro de los datos, el cual encuentra entre el cuantiles Q1 y Q3, donde tenemos el 50 % las calificaciones con mayor probabilidad de ocurrencia. No se encuentran valores atípicos por sobre el máximo.
- Se puede apreciar un sesgo a izquierda, ya que existe mayor separación o dispersión de las observaciones entre Q1 y Q2 que entre Q2 y Q3. De esta forma, ambos intervalos conservan su 25 % de las observaciones pero hay menor dispersión entre Q2 y Q3.

A continuación segmentemos el anterior histograma por año:

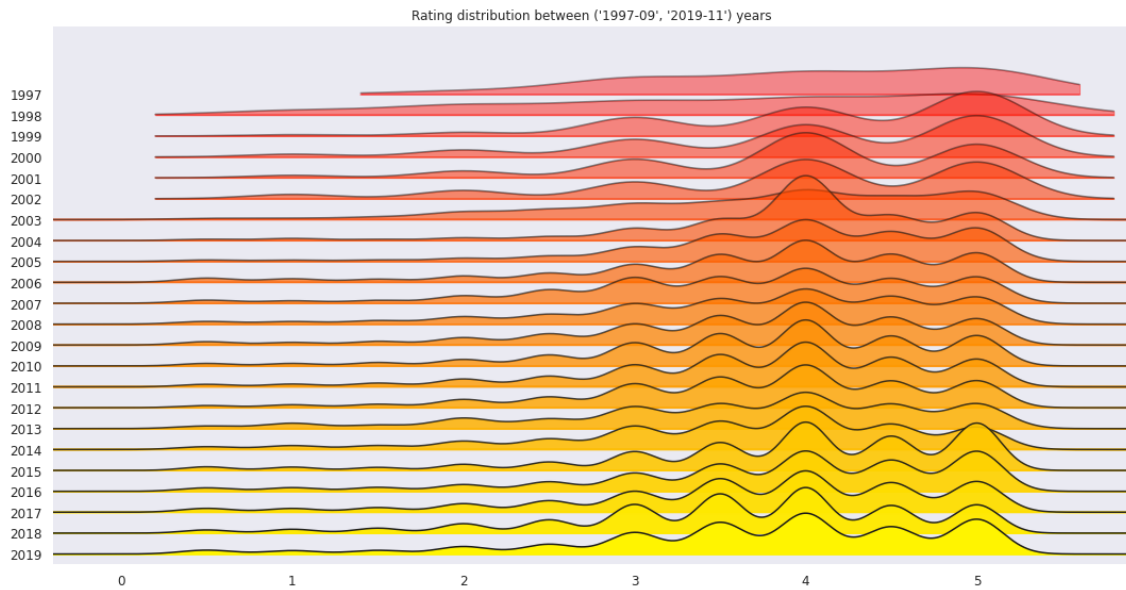


Fig. 2.3: Histograma de calificaciones segmentado por año.

Observaciones

- Inicialmente vemos que en los años 1997, 1998 y 2003 la curva tiende a ser mas lineal. Esto indica que la forma de calificar es mas dispersa, es decir, no se encuentra un perfil de puntuación claro por parte de los usuarios, en que ítem es un 4 o un 5 por ejemplo.
- Entre 1999 y 2022 vemos que las puntuaciones 3, 4 y 5 toman mayor importancia siendo estas las mas utilizadas. Es decir, los usuarios realizan en su mayoría puntuaciones en esos tres niveles.
- La mayor frecuencia se puede ver claramente en 4 puntos en el año 2004, donde fue prácticamente la mas utilizada decayendo los 3 y 5 puntos en linea a años anteriores.
- A partir del año 2005 se nota un aumento cada vez mas demarcado en los niveles de puntuaciones entre los 3 y 5 puntos donde los usuarios cada vez usan mas los niveles 3.5 y 4.5.
- Debemos tener en cuenta que el aumento en los niveles de puntuación con el tiempo probablemente sea debido a un aumento año a año en la base de usuarios de *Movie Lens* y tal vez también sea el motivo por el cual en los primeros años vemos mucha dispersion en las puntuaciones.

2.2.2. Correlaciones

Para realizar un análisis de correlación sobre todas las variables, se realizó un merge/join de las tablas `movies` y `interactions`, incluyendo solamente las columnas numéricas. A continuación podemos visualizar un diagrama de correlación de Pearson de las mismas:

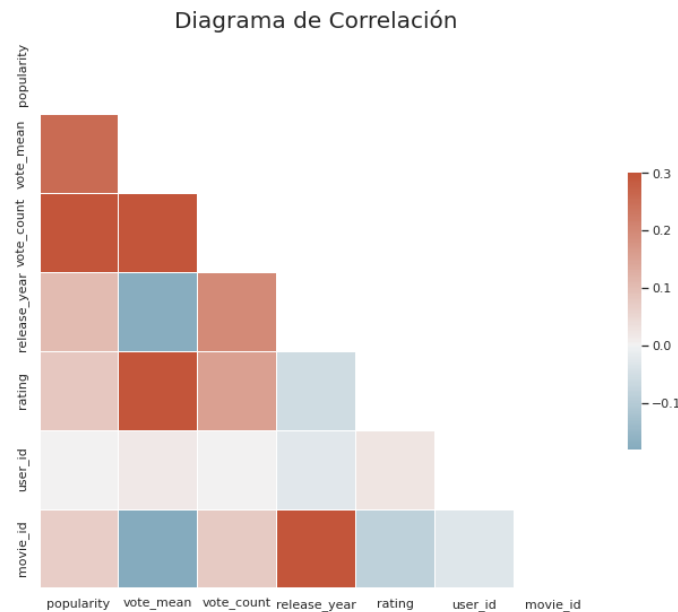


Fig. 2.4: Diagrama de correlación de Pearson aplicado a todas las variables numéricas resultado del merge entre las tablas `movies` y `interactions`.

Observaciones

- Cantidad/Media de votos y popularidad es de esperar que tengan alta correlación debido a que las películas mas votadas en general son las mas populares.
- Cantidad y media de votos están altamente correlacionadas, ya que la media se calcula en base a la variable cantidad de votos.
- Por otro lado, también es de esperar que las calificaciones y la media de los votos estén correlacionadas, ya que a medida que aumenta la media de los votos tenemos calificaciones mas altas.
- Se encuentra una alta correlación entre la variable que identifica a una película y la fecha de estreno. Esto se debe a que al momento de estrenarse una película, días después a mas tardar, se da de alta la película en el sitio de Movie Lens. Esto también nos dice que los ids son secuenciales.
- Las correlaciones en general son muy bajas llegando a 0.3 como máximo. Esto es una buena señal, ya que ayuda a disminuir el fenómeno de colinealidad de las variables. Las variables que son combinaciones lineales de otras variables puede producir que los modelos de Machine Learning sobre-ajusten a los datos de entrenamiento.
- Las variables media de votos y id de película tienen una correlación negativa muy baja. En algún sentido nos dice que algunas películas mas nuevas tienden a tener una media

Observaciones

- Entre las palabras con mayor frecuencia encontramos: *Girl, Man, Day, Dead, Movie, Time, Night, Life, House, Dark, II, Blood, Christmas, World, War, Black, Boy, Blue, One* y *King*.
- A simple vista, una clusterización realizada con esta variable puede ser mas general que la lograda con la variable *Overview*, pero en menos general que la variable *Tags*. En trabajos posteriores se realizaran experimentos para ver resultado en este sentido.

2.2.4. Análisis de Componente Principales

En esta sección describe el análisis de componentes principales realizado sobre las variable numéricas resultado del merge de las tablas movies y interactions.

Varianza Explicada

Las componentes principales son las variables resultado del algoritmo PCA. Estas nuevas variables tiene la particularidad de ser ortogonales entre si, lo cual indica que no tienen correlación alguna. Además de esto, desde la primera hasta a la última variable la acumulación de varianza es decrecientes, es decir, que la primera componente tiene mayor varianza y la última la menor posible.

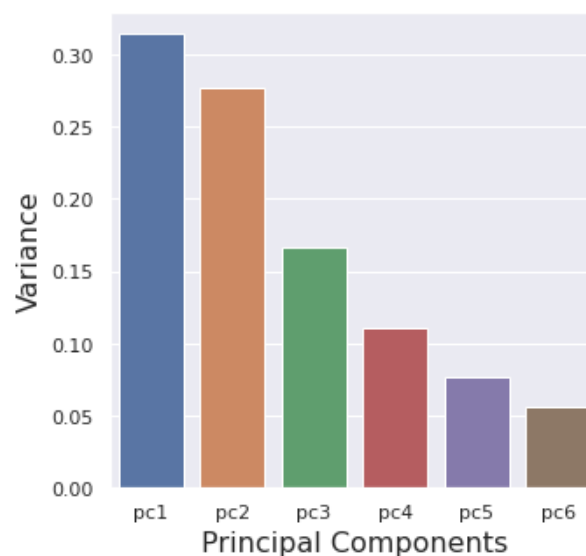


Fig. 2.8: Este diagrama de barras describe el grado de variabilidad o varianza explicada por cada componente principal resultado del algoritmo PCA.

Varianza

- pc1: 31 %
- pc2: 28 %
- pc3: 16 %
- pc4: 11 %
- pc5: 7 %
- pc6: 5 %

Observaciones

- Inicialmente vemos que toda las componente tiene niveles de variabilidad o varianza explicada muy bajos, donde la primera componente llega solamente al 31 %. Esto indica que el grado de correlación de las variables es muy bajo.

- Usando el criterio del bastón roto podríamos seleccionar las 3 primeras variables, ya que son las que acumulan mayor varianza.
- Tengamos en cuenta que el análisis por componentes principales es un análisis lineal. Es decir que, tiene encuentra unicamente correlaciones lineales. De esta forma este método puede estar perdiendo de vista correlaciones no lineales mas complejas donde podríamos encontrar un mayor grado de correlación.
- Las 3 primeras componentes acumulan un grado de variabilidad 85 %.

Cargas o Loadings

Por otro lado las componentes principales son combinaciones lineales de las variable originales. Luego, las carga o loadings son los coeficientes utilizados para transformar las variables originales en las componentes principales mediante combinaciones lineales.

De esta forma, los coeficientes definen una medida de correlación o grado de aporte de cada variable original a una componente principal.

A continuación se pueden visualizar las cargas o loadings:

Variable	PC1	PC2	PC3
Popularity	0.79	-0.09	-0.003
Vote Mean	0.55	-0.55	-0.03
Vote Count	0.88	-0.11	-0.0002
Release Year	0.33	0.8	0.045
User ID	-0.006	-0.08	0.99
Movie ID	0.24	0.8	0.04

Tab. 2.2: Coeficientes de componentes principales vs. variable originales. Cada uno de estos valores representan el grado de correlación o aporte de cada variable original a cada componente principal.

Observaciones

- *Vote Count*(88 %) y *Popularity*(80 %) tiene una correlación positiva muy alta sobre la componente *PC1*. Lo mismo sucede con la *Vote Mean*(55 %) en menor medida. Entre dos observaciones con distintos valores de popularidad, la que tenga un valor mas alto aportara a esta componente(*PC1*) que a las otra (*PC2* y *PC3*).
- Luego vemos que las variable *Release Year*(Año de estreno) y *Movie ID* tienen un aporte considerable pero mas bajo del 33 % y 24 % respectivamente, sobre la componente *PC1*.
- La variable *User ID* no tiene aporte alguno sobre componente *PC1*.
- Las variables que mas aportan a la componente *PC2* son *Vote Mean*(55 %) y *Vote Count*(11 % respectivamente. Este aporte es negativo, esto quiere decir que un aumento en los niveles de esta variable significa una disposición en esta componente.
- La variable *Release Year*(Año de estreno) tiene el aporte positivo mas alto sobre la componente *PC2* siendo del 80 %.

- Para la componente *PC3* vemos que las variables que mas aportan a un campo en la misma son *User ID* (99 %) y *Release Year* (45 %) respectivamente, ambos positivos. Veamos que un aumento en la variable *User ID* produce un aumento casi en una unidad sobre el coeficiente, pero *Release Year* es la mitad en relación.
- De este forma, la componente *PC1* podríamos nombrarla *Nivel de popularidad o conocimiento general de una película*.
- La componente *PC2* en algún sentido mide lo contrario a la popularidad. Es un indicador del *Nivel Underground para nuevos estrenos* de un film.
- La componente *PC3* es mas difícil de nombrar pero podría llamarse: *Grado newbie de un usuario*.

Biplot

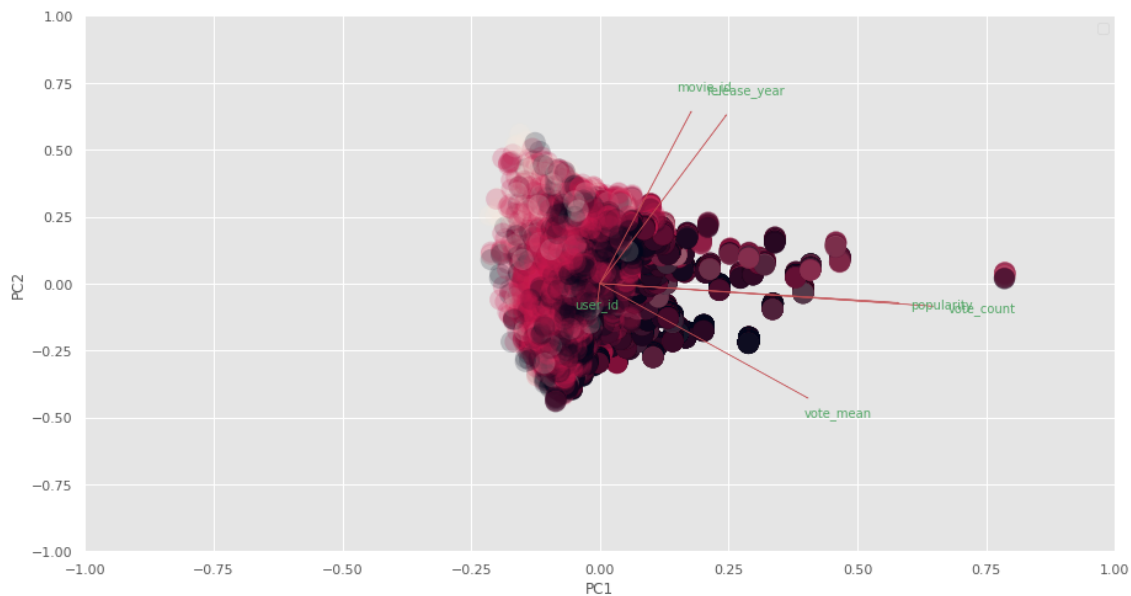


Fig. 2.9: En este diagrama se pueden visualizar los valores de las variables originales coloreados en color roja, negro y gris correspondientes a tres segmentos de calificaciones: > 2, entre 2 y 3,5 y > 4. También se pueden apreciar los vectores correspondientes a las variables originales.

Observaciones

- A primera vista se puede ver que las variables *Popularity* y *Vote Count* tiene una correlación muy alta, ya que el ángulo entre sus vectores es prácticamente cero. Esto tiene sentido ya que ambas son medidas de popularidad casi directas y intercambiables.
- *Popularity*, *Vote Count* y *Vote Mean* (En menor medida) tiene un aporte positivo sobre la componente *PC1*. Esto se corresponde con los coeficientes de las cargas analizados anteriormente. *Movie ID* y *Release Year* aportan en menor medida sobre la componente *PC1*. De esta forma, se constata lo visto anteriormente en análisis de carga, donde la componente *PC1* representa el grado de popularidad de una película.

- *Vote Mean* aporta en forma negativa y *Movie ID* y *Release Year* en forma positiva sobre la componente *PC2*. *Popularity*, *Vote Count* tienen casi aporte nulo a *PC2*. De esta forma se constata el análisis anterior.
- Si visualizamos los puntos que representan a las observaciones originales en el espacio latente generado por PCA, vemos que las observaciones de color negro(¿4 puntos) y gris(de 2 a 3.5 puntos) se encuentran mas a la derecha que aquellas coloreadas en rojo(¿2 puntos). Esto indica que hay un crecimiento del nivel de popularidad cuanto mas a derecha se encuentre un punto en la componente *PC1* validando los análisis anteriores.
- si visualizamos lo puntos correspondientes a las observaciones en las direcciones de la componente *PC2* vemos que a mayor valor en la componente, menor el grado de popularidad de las películas, ya que los puntos rojos tienden a esta en el extremo positivo de la componente, validando la hipótesis de que la componente *PC2* indica el grado de underground es un película.

3. MÉTODOS

En este capítulo se describirán los modelos utilizados para realizar la predicción de la clasificación de un usuario para una película que aun no ha visto. Para realizar esto, se utilizaron varios modelos basados en filtros colaborativos.

Cada implementación tiene sus particularidades: Cuanto puede escalar, sus tiempos de entrenamiento y predicción, su implementación, exactitud de las predicciones, tendencia al overfitting, etc.. Para este trabajo se eligieron dos grandes grupos. Por un lado, una implementación sencilla basada en memoria como es el algoritmo de K vecinos cercanos y por el otro, modelos basados en Deep Learning. Los modelos basados en Deep Learning utilizan Embeddings en todos los casos, como una forma de reducir la dimensionalidad de las variables categóricas que se utilizan como entradas. Además, cada modelo tiene su propia arquitectura, algunas clásicas y otras basadas en modelos del estado del arte. Luego, la idea fue medir los resultados de todos los modelos utilizando distintas métricas comparables, entrenando con el mismo dataset en todos los casos. De esta forma podemos comparar los resultados de cada modelo. K vecinos cercanos (KNN) fue tomado como baseline, a partir del cual poder comparar los demás modelos.

Por otro lado, dada la cantidad de datos con la que se cuenta y teniendo en cuenta que estos modelos son muy demandantes en cuanto a recursos de hardware, se optó por usar el framework PyTorch, dado que permite hacer uso tanto de CPU como GPU. De esta forma, se puede elegir cuando usar cada dispositivo y en qué parte del flujo (pre-procesamiento, entrenamiento e inferencia). Ya elegido el framework, se optó por implementar todos los modelos desde sus bases, ya que PyTorch no cuenta con muchos modelos del estado del arte ya desarrollados de forma oficial. De esta forma implementamos cada modelo desde cero para poder hacer uso de CPU y GPU de forma granular y realizar un uso más eficiente de los recursos disponibles.

3.1. Enfoque Basados en Memoria

3.1.1. KNN (K-Nearest-Neighbor)

Esta es la implementación clásica y más intuitiva para realizar la recomendación de items. Una vez entrenado el modelo, se cuenta con una matriz de distancias que pueden ser distancias entre usuario o items, y otra matriz de calificaciones usuario-item. De esta forma, en la etapa de inferencia, el modelo toma como entrada un usuario(`user_id`) y un item(`item_id`) y retorna la predicción de la calificación. Estas matrices se pueden mantener en memoria, persistir en una base de datos (como puede ser Redis) o en un archivo indexado. Por esta cuestión, la categoría en memoria no tiene por qué ser estricta, pero si se entiende que los mejores tiempos de inferencia y entrenamiento se lograrán cuando se tenga parte o la totalidad de estas matrices en memoria.

Luego, para realizar el entrenamiento del modelo se necesita una lista de tuplas, donde cada tupla contiene:

Lista de tuplas

$$Tuplas = [< u_1; i_1; r_{u_1, i_1} >, \dots, < u_n; i_m; r_{u_n, i_m} >]$$

Donde:

- u es un identificador univoco y numérico de un usuario. Estos identificadores se generan a partir de una secuencia numérica, es decir que no debemos tener huecos para minimizar el uso de memoria en caso se no usar matrices esparzas.
- i es el identificador secuencial, univoco y numérico de un item. En nuestros caso los items son películas, pero podrían ser cualquier entidad identificable como productos, usuarios, comidas, etc..
- $r_{u,i}$ es la calificación otorgada al item i por parte del usuario u .
- n es la cantidad total de usuarios en el dataset de entrenamiento.
- m es la cantidad total de items en el dataset de entrenamiento.

Dada esta lista de tuplas, podemos construir una matriz esparza donde cada fila representa a un usuario y cada columna a un item o vise versa, y las celdas o valores de la misma contienen las calificaciones.

Matriz de calificaciones

$$Calificaciones_{u,i} = \begin{pmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,i} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{u,1} & r_{u,2} & \cdots & r_{u,i} \end{pmatrix}$$

Donde:

- $r_{u,i}$ es la calificación otorgada al item i por parte del usuario u .
- Cada vector fila F_u contiene todas la calificaciones realizadas por el usuario u para todos los items. Los items que aun no tiene calificación contiene el valor 0.
- Cada vector columna C_i contiene las calificaciones realizadas por todos los usuarios para el item i . Las posiciones correspondientes a los usuarios que aun no calificaron el item i tendrán el valor 0.

En el siguiente paso, se debe construir la matrix $Distancias_{u_a, u_b}$ que contiene las distancias entre todos los vectores fila F_u de la matriz de $Calificaciones_{u,i}$. Cabe aclarar que cada vector fila F_u de la matriz de $Calificaciones_{u,i}$ representa a un usuario, ya que contiene todas las calificaciones realizadas por el mismo.

Matriz de distancias

$$Distancias_{u_a, u_b} = \begin{pmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,u_b} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \cdots & d_{2,u_b} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{u_a,1} & d_{u_a,2} & \cdots & d_{u_a,u_b} \end{pmatrix}$$

Donde:

- d_{u_a, u_b} es la distancia entre el vector fila Fu_a y Fu_b de la matriz de *Calificaciones* $_{u,i}$.

En cuanto a las distancias, no hay una restricción acerca que cual utilizar. En trabajos anteriores donde se utilizo una muestra del mismo dataset, se encontró que las distancias que mejor ajustan a este dominio son las siguientes:

- Distancia Coseno Ajustado.
- Distancia Coseno.
- Distancia de Pearson (1 - Correlación de Pearson).

Luego, para este trabajo se eligió utilizar la *Distancia Coseno*, ya con esta se obtuvieron buenos resultado.

Distancia Coseno

La distancia coseno es una medida de similitud entre dos vectores en un espacio vectorial que posee un producto interno. La distancia coseno entre dos vectores se mide en grados. De esta forma, cuanto menor es el angulo entre dos vectores mas similares son entre si. De forma contraria, cuando mayor es el angulo entre dos vectores menos similares son entre si.

$$Distancia\ Coseno_{ua,ub} = \frac{\sum_{i \in I} r_{ua,i} \cdot r_{ub,i}}{\sqrt{\sum_{i \in I} r_{ua,i}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I} r_{ub,i}^2}}, ua \neq ub$$

Donde:

- ua y ub son los indices de dos vectores fila F_u de la matriz de *Calificaciones* $_{u,i}$. Cada uno de estos vectores fila F_u representan a un usuario.
- $ua \neq ub$, es decir que cada indice representa a un usuario distinto.
- I es la cantidad total de columnas de la matriz de *Calificaciones* $_{u,i}$.
- i el indice de una columna de la matriz de *Calificaciones* $_{u,i}$. Cada columna representa a un item y contiene todas las calificaciones realizadas por todos los usuarios sobre el item i .
- $0 \leq Distancia\ Coseno_{ua,ub} \leq 1$. Cuanto menor sea el valor de $Distancia\ Coseno_{ua,ub}$ mas similares serán los usuarios u_a y u_b .

Similitud Coseno

$$SimilitudCoseno_{ua,ub} = 1 - DistanciaCoseno_{ua,ub}$$

Donde:

- $0 \leq SimilitudCoseno_{ua,ub} \leq 1$. Cuanto mayor sea el valor de $SimilitudCoseno_{ua,ub}$ mas similares serán los usuarios u_a y u_b .

Volviendo a nuestro algoritmo, la idea es calcular la distancia de cada vector fila F_u de la matriz de $Calificaciones_{u,i}$ contra todos los demás vectores fila de la misma matriz, obteniendo asi la matriz de $Distancias_{ua,ub}$, donde cada fila y columnas representa a los vectores fila F_u de la matriz de $Calificaciones_{u,i}$.

Aquí es donde finaliza la etapa de entrenamiento. Luego la inferencia o predicción depende de la implementación que se elige para predecir las calificaciones. En todos los casos se utilizan ambas matrices para realizar las predicciones. A continuación se explica el paso de inferencia o predicción para cada implementación elegida.

3.1.2. KNN User Based

En el apartado anterior se explico como calcular las matrices de $Calificaciones_{u,i}$ y $Distancias_{ua,ub}$. El calcula de esta matrices es parte del proceso de entrenamiento del modelo KNN. En este apartado se explicará el proceso de inferencia de la clasificación de un item por parte de un usuario. En enfoque de K usuarios cercanos para calcular la calificación de un item se basa en la siguiente definición:

$$Prediccion\ basada\ en\ usuarios_{u,i} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{o \in O} (r_{o,i} - \bar{r}_o) \cdot w_{u,o}}{\sum_{o \in K} w_{u,o}}, u \neq o$$

Donde:

- $Prediccion\ basada\ en\ usuarios_{u,i}$ es la predicción de la calificación del usuario u para el item i .
- o pertenece al conjunto O de otros de usuarios. O es el conjunto de todos los usuarios menos el usuario u .
- $w_{u,o}$ es la similitud entre los usuarios u y o . En nuestro casos se calcula mediante $SimilitudCoseno_{u,o}$
- $u \neq o$, es decir que cada indice representa a un usuario distinto.
- \bar{r}_u es el promedio de todas las calificaciones realizadas por el usuario u . Se pueda calcular como $\bar{r}_u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Calificaciones_{u,i}$, siendo N el la cantidad de total de items.
- $r_{o,i} - \bar{r}_o$ es la diferencia entre la calificación del usuario o para el item i y el promedio de calificaciones del usuario o . Esta diferencia se utiliza para ajustar el sesgo de calificación de cada usuario. Este sesgo se da debido a la subjetividad que tiene cada usuario al momento de calificar un item. Algunos usuarios tienden a calificar todo de forma optimista, otorgando calificaciones mas bien altas; otros usuarios son mas pesimistas y tienden a poner calificaciones bajas. Al restar por la medio de

calificación de cada usuario, estamos normalizando las calificaciones, haciéndolas mas o menos comparables, siendo esta una forma de disminuir este fenómeno de subjetividad al momento de calificar un item.

Finalmente, a grandes rasgos, el calculo de la predicción no es mas que el promedio de calificaciones del usuario u sumado al promedio pesado de las calificación de los demás usuarios para el item i , donde los pesos son las distancias del usuario u con los demás usuarios.

Ahora, por un tema performance el conjunto O no contiene a todos los demás usuarios, sino un conjunto de tamaño K el cual contiene a los usuario mas cercanos en términos de distancia. Es decir que, como paso previo a la predicción, es necesario encontrar a los K usuarios mas cercanos al usuario u . De esta forma, el parámetro K se convierte en un hiper-parámetro del modelo. Luego a mayor K , mayor sera número de vecinos a tener en cuenta para calcular la predicción, y mayor sera el tiempo de inferencia del modelo. Por otro lado, a mayor K estaremos incluyendo mas vecinos que son menos similares en términos de distancia. Debido a esto, siempre se busca encontrar el mejor valor posible para K . Este valor se buscado a traves de una optimización de hiper parámetros regida por una métricas que valide la exactitud del modelo al momento de la predicción, obteniendo como resultado el K para el cual el modelo tiene el resultado mas exactos posibles.

3.1.3. KNN Item Based

Este modelo es muy similar al anterior, la diferencia radica en que la matriz de *Calificaciones* $_{i,u}$ tiene items como filas y usuarios como columnas, decir que es la matriz transpuesta de la matriz de *Calificaciones* $_{u,i}$ original. De forma la matriz de *Distancias* $_{i_a,i_b}$ mide las distancia entre vectores fila F_i los cuales representan a items. Dadas estas diferencias el calcula de la predicción de las calificaciones también difiere en su definición:

$$Prediccion\ basada\ en\ items_{u,i} = \frac{\sum_{o \in O} r_{u,o} \cdot w_{i,o}}{\sum_{o \in O} w_{i,o}}, i \neq o$$

Donde:

- *Prediccion basada en items* $_{u,i}$ es la predicción de la calificación del usuario u para el item i .
- O es el conjunto de los vecinos cercanos o mas similares de i previamente seleccionado. o pertenece al conjunto O .
- $i \neq o$: los indices item i y o representan a items distintos.
- $w_{i,o}$ es la similitud entre los items i y o .

Finalmente la predicción, un promedio pesado de las calificaciones del usuario u para los items vecinos al item i , pesadas por la similitud de cada item o con i .

3.1.4. Ensamble KNN User Based y Item Based

Dado que contamos dos modelos basados en KNN se realizo un sample de ambos modelos el cual realiza un promedio de las salidas de ambos modelos.

3.2. Enfoque basado en modelos

Hasta aquí realizamos una descripción del modelo KNN utilizados en este trabajo y las distintas implementaciones utilizadas. Estos modelos tiene varias falencias. Entre las mas importantes encontramos el problema de escala, ya que el tamaño de los datos a procesar depende casi linealmente de los recursos de memoria, CPU y/o GPU disponibles. De esta forma, cuando es necesario procesar una gran cantidad de datos para realizar predicciones, se opta por modelos que realicen algún tipo de reducción de dimensionalidad para construir su representación interna, la cual luego se utilizada para realizar las predicciones. A esta presentación interna muchas veces se la llama Modelo, ya que el modelo en si no es el algoritmo utilizado si no el estado interno al que se llega luego del entrenamiento.

3.2.1. One-Hot Encoding vs. Embeddings

Particularmente en el ámbito de recomendaciones, se cuenta con variables categóricas de alta dimensionalidad. Para este trabajo, tenemos dos variable con esta característica: los ids secuenciales de usuarios e items. Cuando trabajamos con modelos de Machine Learning, particularmente con redes neuronales, es necesario convertir las variable categóricas en una representación numérica. El enfoque mas simple o native es realizar un one-hot encoding de la variable categórica, el cual consta de codificar cada posible valor de la variable como un vector que contiene tantas posiciones como valores tenga la variable. De esta forma, cada vector tiene un 1 en la posición que concuerda con el valor representado y un cero en las demás posiciones. Por ejemplo, suponemos que tenemos la siguiente variable:

- Variable Categórica: Estado del Tiempo.
- Posibles valores: Nublado, Despegado y Lluvioso.

Si codificamos sus valores usando one-hot encoding obtenemos lo siguientes vectores:

- *Nublado* = [1, 0, 0]
- *Despegado* = [0, 1, 0]
- *Lluvioso* = [0, 0, 1]

Entonces, el valor *Nublado* se convierte en 3 entradas para una red neuronal a las cuales se le pasa los numero 1, 0 y 0 respectivamente. Ahora pensemos en la cantidad de usuario que tiene Google o Amazon ¿Que tamaño tendría el vector que representa a un solo usuario? ¿Por que usan un vector 99% ralo para representar un valor? ¿No hay una forma mas compacta de realizar esta codificación?

La respuesta corta es si, en estos casos se utilizan Embeddings. ¿Pero que son los Embeddings y en que se diferencia de la codificación one-hot?

Un Embedding no es mas que una forma de codificar valores de una variable categórica usando vectores de menor tamaño. Es decir, si tenemos una variable categórica que tiene 10.000 posible valores, dependiendo del caso, podríamos elegir un tamaño de 100 posiciones. Este tamaño debe ser elegido de forma tal que no se produzca perdida de información. Por esta cuestión, el tamaño de estos vectores se transforma en un hiper-parámetro mas a ajustar al momento de entrenar los modelos que utilicen esta técnica de codificación.

Otro punto importante que diferencia ambas codificaciones, reside en la distancia entre vectores. Si tomamos dos vectores con codificación *one-hot* y los gráficos en un espacio

tridimensional o bidimensional, se aprecia que el angulo entre estos siempre es el mismo, 90 grados. Supongamos el caso anterior de la variable *Estado del Tiempo*, si representamos en el espacio todos sus valores, podemos ver que la distancia es la misma entre cualquier par de vectores. Si ahora codificamos la misma variable usando Embeddings esto cambia, ya que los vectores que representan a los valores *Nublado* y *Lluvioso* tiene un angulo menos a 90 grados. Por otro lado, ambos vectores están alejados del vector *Despejado*. De esta forma un Embedding permite captar mas información ya que realiza una clusterización de los valores que son mas cercanos en términos de significado. Los días nublados y lluviosos son muy parecido entre si y muy distintos a un día despejado.

De esta forma los embeddings tiene una doble ganancia sobre la codificación One-Hot: comprimen la información y ademas captan información que util para la clusterización de sus valores. La parte interesante es que los modelos que entrenan Embeddings captan esta información de forma automática en base a las observaciones usadas en el entrenamiento, generan estos espacios latentes llamados Embeddings.

3.2.2. Embedding Layer

En el ámbito del Deep Learning o Machine Learning se cuenta con la abstracción de *Capas* (Keras/Tensorflow) o *Módulos* (PyTorch), las cuales encapsulan el comportamiento esencial en un conjunto de bloques básicos utilizados para construir cualquier modelo. Los bloques que permiten que un modelo infiera o construya un embedding durante el entrenamiento son los bloques Embedding/EmbeddingBag en PyTorch o Embedding en Keras/Tensorflow. En ambos frameworks tienen el mismo comportamiento.

Por un lado, podemos elegir el tamaño de los vectores Embedding, el cual como ya adelantamos en un hiper-parámetro mas a optimizar. Por otro lado, debemos definir la cantidad de vectores embedding que debe contener la capa. Esta es siempre igual al número total de valores que puede tomar variable categórica.

De esta forma, para crear una capa o modulo Embedding para la variable *Estado del Tiempo* podríamos crear una capa Embedding de tamaño 3, ya que cuenta con 3 posibles valores, con un tamaño de vector siempre menor a 3, ya que de lo contrario tendríamos la misma dimensionalidad que tenemos al usar la codificación one-hot, con la diferencia de que una capa Embedding capta la similitud entre los valores de la variable categórica un la codificación one-hot no.

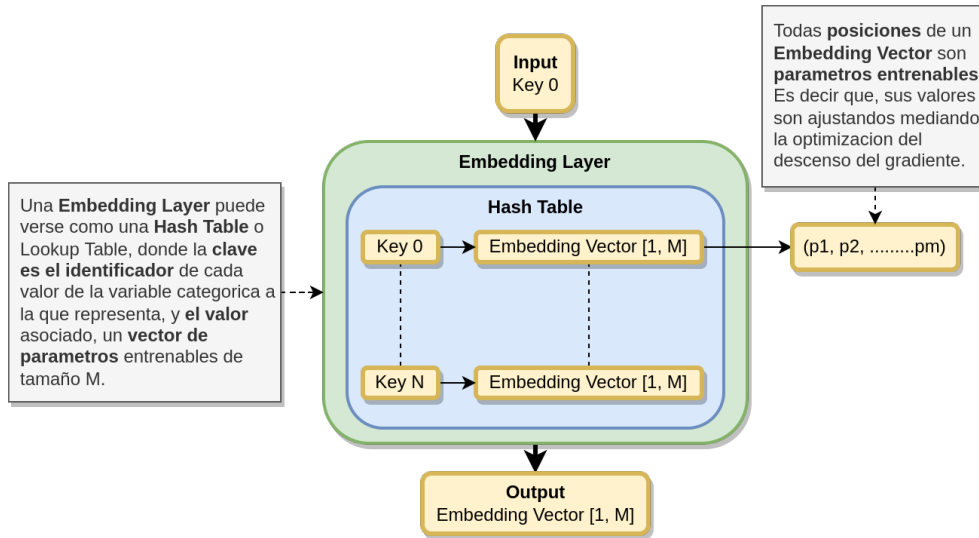
Luego el modo de funcionamiento de la capa es muy simple. Esta se puede pensar como una tabla Hash donde las claves son los posibles valores de la variable categórica codificados a números y los valores son los vectores embedding. Cabe aclarar que en general estos vectores son inicializados con valores aleatorios. Luego el modelo ira ajustando sus valores durante el entrenamiento.

En el forward pass, como entrada se pasa un valor codificado a números de la variable categórica. Para nuestra variable *Estado del Tiempo* podríamos codificar sus valores como sigue:

- *Nublado* = 0
- *Despejado* = 1
- *Lluvioso* = 2

Entonces si pasamos el valor *Nublado* como entrada a la capa, en realidad estamos

pasando la clave 0. Luego, de esto la capa resuelve el vector embedding asociado a esa clave y lo devuelve a su salida.



Finalmente, tengamos en cuenta que el proceso de back-propagation sera encargado de ir ajustando los valores o también llamados pesos de los vectores embeddings de cuerdo a lo que requiera en la salida del modelos durante el proceso de optimización de descenso del gradiente.

3.2.3. Arquitecturas Utilizadas

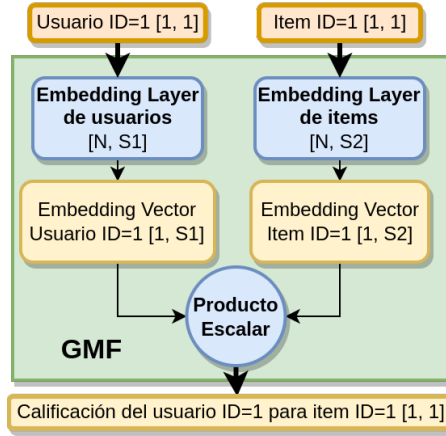
En el apartado anterior se explica uno de las componente básicos y mas usando en modelos de recomendación basados en modelo de Deep Learning. Des de qui se describirán las arquitecturas utilizadas en este trabajo.

3.2.4. General Matrix Factorization (GMF)

Esta es una arquitectura clásica en sistemas de recomendación basados en filtros colaborativos. El algoritmo de factorización de matrices funciona desacoplando la matriz de interacciones usuario-item en un producto escalar de dos matrices regulares de baja dimensionalidad. Este algoritmo o familia de algoritmos fue popularizado por primera por *Simon Funk* en la competencia Netflix prize en 2006. La idea principal del algoritmo es representar a usuario e items en un espacio latente de baja dimensionalidad. A partir del trabajo inicial realizado por *Funk* en 2006, se han propuesto multiples enfoque de factorización de matrices para sistemas de recomendación, siento este el modelo de mas simple y efectivo.

Este modelo se puede construir fácilmente realizando el producto escalar de dos matrices de vectores de embeddings, las cuales tiene una baja dimensionalidad debido al principio de funcionamiento de los embeddings. A continuación se puede ver un esquema del modelo, el cual toma como entradas los identificadores de un usuario e item, luego resuelven los vectores embedding correspondiente a ambos ids, y finalmente se realiza el producto escalar de ambos vectores. Este producto escalar da como resultado la calificación del usuario para el item dado. Por otro lado, el algoritmo del optimización de gradiente

descendente sera quien se ocupe de ajustar los pesos de ambas matrices para que dado un id de usuario y otro id de item se obtenga la calificación correspondiente a la observación utilizada como ejemplo de entrenamiento.



En términos matemáticos este modelo realiza la siguiente operación, en cada paso hacia adelante (forward-pass):

$$\tilde{r}_{u,i} = V_u \cdot V_i^T$$

Donde:

- V_u es el vector embedding correspondiente al usuario u .
- V_i^T el vector embedding correspondiente al item i .
- $\tilde{r}_{u,i}$ es la predicción de la calificación realizada por el usuario u al item i (Valor escalar).

En términos matriciales podemos verlo de la siguiente manera:

$$\tilde{R} = U \cdot I$$

Donde:

- $U \in \mathbb{R}^{u \times f}$ es la matriz de vectores embedding de usuarios, la cual tiene tantas filas u como usuarios y el la dimensión del numero de columnas (también llamada factor latente) corresponde al tamaño seleccionado para los vectores embedding.
- $I \in \mathbb{R}^{f \times items}$ es la matriz de vectores embeddings de items, la cual tiene tantas filas como factores latente en los vectores embedding, y tantas columnas como items se tenga.
- $\tilde{R} \in \mathbb{R}^{usuarios \times items}$ es la matriz de calificaciones, donde cada fila corresponde a un usuario y columna a un item.

El tamaño de la dimensión de factores latentes como ya se vio anteriormente en el apartado *One-Hot vs. Embeddings* es un hiper-parámetro mas a ajustar. Se ha demostrado que realizar factorización de matrices con un factor latente de tamaño 1 es equivalente a un modelo de recomendación por popularidad, es decir que recomienda los items mas populares sin tener en cuenta la personalización de las recomendaciones. Luego, a medida que vamos incrementando el tamaño del factor latente estar recomendaciones serán cada ves mas personalizadas aumentando la calidad de las mismas. Cuando el tamaño del factor latente es muy grande, el modelos comienza a sobre ajustar(overfitting) y por ende la calidad de las recomendaciones comentara a empeorar. Para solucionar este se suelen agregar términos de regularización en la función de error a minimizar:

$$\arg \min_{H,W} \|R - \tilde{R}\|_F + \alpha \|H\| + \beta \|W\|$$

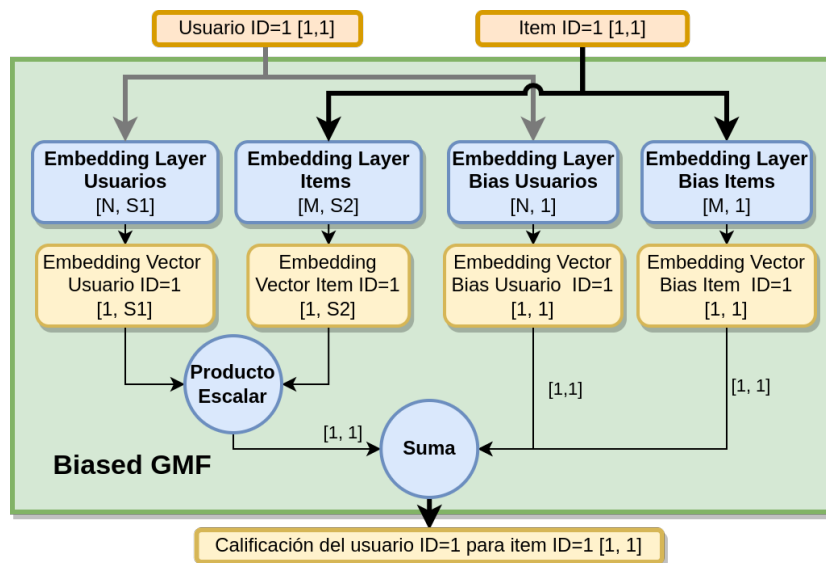
Donde:

- $\|\cdot\|_F$ se define como [[norma matricial]] mientras que las otras normas pueden ser matricial u otro tipo de normal dependiendo del sistema de recomendación.

3.2.5. Biased General Matrix Factorization (B-GMF)

El modelo *GMF* de *Simon Funk* realiza recomendaciones de muy buena calidad, pero tiene como limitación que solo utilizar interacciones usuario-item que tiene que ver con valores numéricos referidos a interacciones explícitas como calificaciones. Los sistemas de recomendación modernos deben explotar todas las interacciones posibles, tanto explícitas (Calificaciones numéricas) como implícitas (Me gusta, Compras, Vistas, Favoritos, etc..). Para solucionar este nuevo problema donde es necesario usar cualquier tipo de interacción usuario item explícita o implícita se agrega un Bias o sesgo para los usuarios y otro para los items.

A Continuación se puede apreciar el diagrama del modelo, muy similar al diagrama anterior:



En este caso se agregan dos nuevas *Embedding Layers*, las cuales representa a los sesgos de usuarios e items respectivamente. El tamaño de los factores latentes o vectores embedding correspondiente a cada bias es 1, es decir son valores escalares. Finalmente, luego de calcular el producto escalar se suman los factores latentes resultado de ambas *Embedding Layers* correspondiente a los biases.

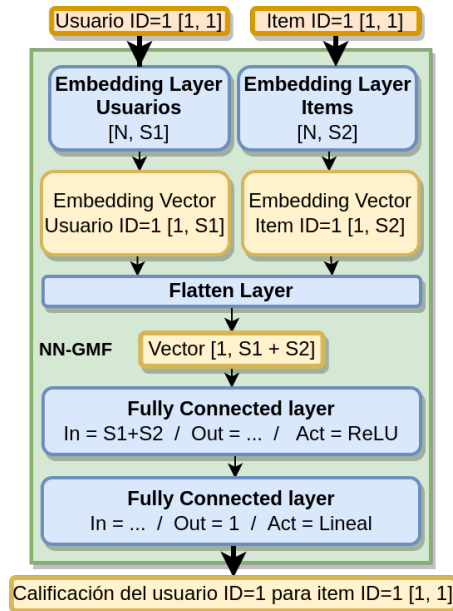
3.2.6. Neural Network Matrix Factorization (NN-MF)

Con los enfoques anteriormente vistos (*GFM* y *Biased GFM*) dada dos matrices de baja dimensionalidad se realiza un producto escalar y se suman sesgos dependiendo de caso para calcular o inferir la calificación del usuario para un item dado. Estos modelos como ya se conto aprender los pesos o parámetros de los vectores embeddings en el proceso se entrenamiento.

El enfoque de Neural Network Matrix Factorization (NN MF) es levemente distinto. En este caso se reemplaza el producto interno, el cual podemos pensarlo como conocimiento a priori del problema, por otra función desconocida que sera la que aprenderá el modelo a partir de las observaciones suministradas en su entrenamiento. En particular se remplaza el producto escalar mas los sesgos por una red neuronal multi capa de capas densas o fully connected. De esta forma, el modelo no solo aprender los parámetros de los vectores embedding, sino también los pesos de la red multi capa y en definitiva cual es la mejor función para predecir las calificaciones del usuario, como cualquier otro tipo de interacción.

Utilizar rede neuronales abre el panorama, ya que ahora podemos usar mas variable que sea relevante a nuestro problema de predicción y no solo las variable categóricas y usuario e items; aquí es donde recibe el mayor potencial de este enfoque.

a continuación podemos ver un esquema del modelo, muy similar a *GFM* como ya se dijo, con la diferencia que tenemos una red multi capa en vez de un producto escalar.



Entonces, como entradas tenemos los identificadores de usuarios e items en entradas independientes (Escalares). Con estos identificadores cada *Embedding Layer* resuelve el vector embedding asociado. Acto siguiente el bloque *Flatten* toma ambos vectores y devuelve

un nuevo vector el cual es la concatenación de los dos anteriores. En el siguiente paso este nuevo vector es la entrada de la red multi capa, es decir que la red multi capa tendrá tantas entradas como posiciones tenga este vector. La cantidad de capas y neuronas por capas de la red son hiper-parámetros van ir cambiando en el proceso de optimización de hiper-parámetros, pero esa cuestión no se especifica un número de capas. Cada capa menos la última tiene una función de activación ReLU y la última capa por supuesto una activación *Lineal* al igual que una regresión lineal, ya que queremos predecir las calificaciones que tienen un rango de valores reales entre 0.5 y 5. Cabe aclarar que se está pensando como segundo enfoque usar una activación *Softmax* en vez de una *Lineal* en la última capa. De esta manera, se podría abordar como un problema de clasificación ya que los valores de las calificaciones son números reales pero también son discretos.

3.2.7. Factorization Machines (FM)

Antes de introducir el modelo *Deep Factorization Machine* vamos a comenzar explicando uno de los componentes principales de este: Las *Máquinas de factorización*.

Las Máquinas de Factorización propuestas por *Steffen Rendle* en 2010, son algoritmos supervisados que se puede utilizar para tareas de clasificación, regresión y tareas de ranking como sucede en el ámbito de recomendaciones. Rápidamente se convirtieron en un método popular para hacer predicciones y recomendaciones. La *Máquina de factorización* es una generalización de un modelo lineal y un modelo de factorización de matrices, mas aun, recuerdan mucho a un *Máquina de soporte vectorial (SVM)* que utiliza un kernel polinomial.

Formalmente, si tenemos:

- $x \in \mathbb{R}^d$ es un vector de features donde cada una de sus componentes representa a una variable del dataset, siendo d la cantidad de variables de dataset (excluyendo la columna de labels). En nuestro caso $x \in \mathbb{R}^2$ ya que tenemos dos variables, usuarios e items.
- $y \in \mathbb{R}$ es la variable target a predecir, en nuestro caso es la calificación del usuario.

podemos definir el modelo para una *máquina de factorización* de grado dos de la siguiente forma:

$$\hat{y}(x) = \mathbf{w}_0 + \sum_{i=1}^d \mathbf{w}_i x_i + \sum_{i=1}^d \sum_{j=i+1}^d \langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle x_i x_j$$

Donde:

- $\mathbf{w}_0 \in \mathbb{R}$ es el bias global.
- $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d$ es el peso asociado a la variable i^{th} .
- $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{d \times k}$ representa a un vector embeddings asociado a la variable i^{th} .
- \mathbf{v}_i representa a la i^{th} fila de la matriz \mathbf{V} .
- k es la dimensionalidad del factor latente o tamaño de los vectores embedding.
- $\langle \cdot, \cdot \rangle$ es el producto interno de dos vectores.
- $\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle$ modela la interacción entre i^{th} y j^{th} variable.

De esta forma los dos primeros términos corresponden al modelo de regresión lineal y el último término es una extensión del modelo de factorización matricial. Si la variable i representa un ítem y la variable j a un usuario, el tercer término es el producto escalar entre los vectores embedding de usuario u y ítem i . Por otro lado, vale la pena aclarar que este método también puede generalizar en órdenes superiores al grado 2, sin embargo, la estabilidad numérica podría disminuir la generalización del método.

Al aplicar un método de optimización con las máquinas de factorización, como puede el método del gradiente descendente, se puede llegar fácilmente a una complejidad del orden $\mathcal{O}(kd^2)$, ya que se deben calcular todas las interacciones de a pares. Para resolver este problema de insuficiencia, podemos reorganizar el tercer término del método, lo que podría reducir en gran medida el costo de cálculo, lo que lleva a una complejidad de tiempo de orden lineal $\mathcal{O}(kd)$. A continuación se describe los pasos para bajar el nivel de complejidad del método:

$$\begin{aligned}
&= \sum_{i=1}^d \sum_{j=i+1}^d \langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle x_i x_j \\
&= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^d \langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle x_i x_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_i \rangle x_i x_i \\
&= \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^d \sum_{l=1}^k \mathbf{v}_{i,l} \mathbf{v}_{j,l} x_i x_j - \sum_{i=1}^d \sum_{l=1}^k \mathbf{v}_{i,l} \mathbf{v}_{i,l} x_i x_i \right) \\
&= \frac{1}{2} \sum_{l=1}^k \left(\left(\sum_{i=1}^d \mathbf{v}_{i,l} x_i \right) \left(\sum_{j=1}^d \mathbf{v}_{j,l} x_j \right) - \sum_{i=1}^d \mathbf{v}_{i,l}^2 x_i^2 \right) \\
&= \frac{1}{2} \sum_{l=1}^k \left(\left(\sum_{i=1}^d \mathbf{v}_{i,l} x_i \right)^2 - \sum_{i=1}^d \mathbf{v}_{i,l}^2 x_i^2 \right)
\end{aligned}$$

Con esta re-formulación de último termino, la complejidad del método se reduce considerablemente. Además, para las variables ralas, solo se deben computar los valores distintos de cero para que la complejidad general sea lineal. Finalmente la expresión del método aplicada esta re-formulación queda como sigue:

$$\hat{y}(x) = \mathbf{w}_0 + \sum_{i=1}^d \mathbf{w}_i x_i + \frac{1}{2} \sum_{l=1}^k \left(\left(\sum_{i=1}^d \mathbf{v}_{i,l} x_i \right)^2 - \sum_{i=1}^d \mathbf{v}_{i,l}^2 x_i^2 \right)$$

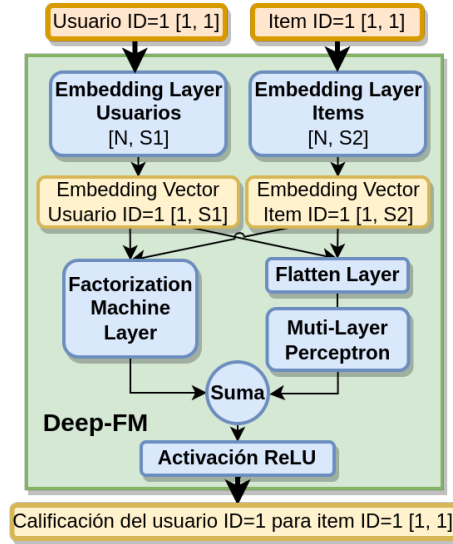
3.2.8. Deep Factorization Machine (DeepFM)

Hasta aquí, a grandes rasgos, todo los modelos vistos tratan de captar el comportamiento de las interacciones o correlación usuario-items ya sean implícita o explícitas. A pesar de este gran progreso, los métodos expuestos anteriormente (exceptuando las *Máquinas de Factorización*) parecen tener un fuerte sesgo al predecir las interacciones o correlaciones de bajo y alto orden, requiriendo en algunos casos realizar ingeniería de features para disminuir estos sesgos.

El modelo Deep Factorization Machine (DeepFM) o Máquina de factorización basada en Deep Learning, mejora el aprendizaje de las interacciones o correlaciones de bajo y

alto orden. Este modelo combina *Máquinas de Factorización* y *Deep Learning* en una nueva arquitectura de red neuronal la cual captura estas correlaciones. Por otro lado, es una evolución del modelo Wide and Deep de Google, el cual es un ensamble de dos modelos: uno lineal, que captura las interacciones o correlaciones de alto orden y una MLP (Multi-Layer Perceptron) la cual captura correlación de mas bajo orden, o aquellas mas complejas.

A continuación se puede visualizar un diagrama de bloques de alto nivel de modelos:



Donde se puede apreciar que las entradas del modelo son las variables categóricas correspondiente a usuarios e items, como en los modelos previamente visto. dado un id de usuario y item se resuelve sus correspondientes vectores embedding, los cuales se convierten en entradas para los siguientes dos bloques. Uno de los bloques no es mas que una red neuronal multi capa con capas densa o fully connected. Por el otro lado ambos vectores se toman como entrada a la *machina de factorización*. las salida de ambos bloques son volares escalares los cuales se suman y se pasan por una activación ReLU ya que en nuestro caso las calificaciones son valores mayos a cero.

3.3. Métricas

Pra medir y comparar el grado de exactitude de los modelos seleccionados tanto en el conjunto de validación como en truncamiento se seleccionado dos métricas:

- Root Mean Square Error (RMSE): ES la raíz cuadrada del error cuadrático medio.
- Mean Average Precision at k (mAP@k): Es la media del promedio de la precision para un tamaño K de observaciones.

3.3.1. Root Mean Square Error (RMSE)

Dado que todos los modelo se evaluaron en este trabajo tiene como salida una variable real (Calificación de los usuarios para un item), es posible utilizar *RMSE*, la cual es utilizada en problemas de regresión donde la salida del modelo es una variable numérica real.

Si bien esta métrica no es la métrica por excelencia a usar en el ámbito de sistemas de recomendación, ayuda a comprender cuales el grado de ajuste de los modelos y puede servir como una métrica complementaria al momento de evaluar los mismos.

Definición:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Donde:

- y_i es el true value o verdad de campo de la observación.
- \hat{y}_i es la predicción realizada por el modelo predictor.
- N es el numero de observaciones sobre las que se realizó la predicción del modelo.

3.3.2. Mean Average Precision at k (mAP@k)

Mean Average Precision at k (mAP@k) o media del promedio de la precision para K observaciones, es una de las métricas mas usada para evaluar sistemas de recomendación.

Si pensamos a nivel de aplicación de un sistemas de recomendación pedimos ver entradas y salidas donde:

- Entradas: Como entradas tenemos el identificador del usuario al cual queremos presentarle recomendaciones y otro parámetro opcional que podría ser el identificador de un item. ¿Por que opcional? Bueno, en general si no especificamos un id de item, es posible encontrar cuales son los items de mayor preferencia para el usuario y luego recomendar nuevos items en base a este item inicial. Por otro lado, si ya se cuenta con un id de item, se puede recomendar items similares en este. Este ultimo caso es muy común cuando un usuario navega al detalle de un producto en un e-commerce, en este punto ya se conoce el id del usuario y id de item. Finalmente se recomienda items similares al item visualizado.
- Salidas: Es una lista de items recomendados similares a otro item (Entrada del modelo) ordenado descendientemente por la calificación predicha por el modelo para el usuario en cuestión (Entrada del modelo).

De esta forma, al encontrar en las primeras posiciones de la lista, aquellos items que tiene la calificación predicha mas alta, es un indicio de que el modelo es preciso al momento de recomendar. En palabras mas simples, se desea que los primeros items de la lista de recomendaciones sean de mayor agrado para el usuario.

¿Finalmente, como funciona esta métrica?

La métrica $mAP@k$ funciona de la siguiente forma:

Supongamos que tenemos un usuario y una lista K de item a recomendar. En base a estas entradas el modelo de recomendación predice las calificaciones de cada item para el usuario dado. Luego, podemos ordenar la lista de item descendientemente de acuerdo a las calificaciones predicha por el modelo.

Teniendo esta lista se puede calcular el promedio de la predicción $mAP@k$ sobre los K items de la lista.

Esta métricas es utilizada en problema de clasificación pero también se puede utilizar en problemas donde el modelo produce una salida numérica como en este caso. Los niveles o clases a utilizar dependen mucho de que se quiera evaluar. Supongamos, en este caso particular, que queremos medir con que precisión las puntuaciones entre 4 y 5 aparecen en las primera posiciones de la lista, para esto usaremos la métricas $mAP@k$.

Promedio de la precisión sobre una lista de K elementos $AP@k$:

$$AP@k = \frac{1}{N(k)} \sum_{i=1}^k \frac{TP(i)}{i},$$

$$N(k) = \min(k, TP_{total})$$

Donde:

- TP_i es 1 si la precision y el valor verdadero concuerdan.
- i es la posición del item i^{th} en la lista de k elementos.
- $N(k)$ es el mínimo entre el tamaño de la lista y la cantidad de TP_{total} encontrados en esa lista.

Por ejemplo si queremos saber con que precision aparecen en las primeras posiciones de la lista de k elementos items con calificaciones entre 4 y 5 puntos, podemos pensar que un $TP_i == 1$ o verdadero, si la calificación en la posición i^{th} se encuentra entre los 4 y 5 punto, caso contrario $TP_i == 0$. De esta forma transformar la salida del modelo en clase binarias para utilizar métrica.

A continuación se calcula resta calicular $AP@k$ para cada usuario del dataset de validación y finalmente se calcula media:

Media del promedio de la precisión sobre una lista de K elementos $mAP@k$:

$$mAP@k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP@k_i$$

De esta forma, la métricas $AP@k$ nos da una noción del grado de precisión en que aparecen items con mayor puntuación en las primeras posiciones de una lista de tamaño k .

4. EXPERIMENTOS

Para compara todos modelos implementados, se utilizo el mismo dataset, tomando una muestra con el tamaño suficiente para obtener buenos resultado, evitando el sobre ajuste(overfitting) para aquellos modelos que tienden a sobre ajustar mas. Por otro lado, se realizaron optimización en el modelo KNN para poder cachear resaltados y de esta forma no repetir predicciones al momento de samplear muestra del conjuntos de validación.

Por otro lado, cabe aclarar que dada la tendencia de los modelos a la variabilidad o varianza de sus predicciones, se realizo un sampleo de cada métrica sobre el conjunto de validación N veces. Luego, se gráfico un histograma de la distribución de la métricas y un boxplot para tener una mejor idea de cual es su valor medio de la misma y que dispersion se puede esperar.

A continuación se describen los resultados de todos los modelos comparados mediando las métricas $AP@k$ y $RMSE$.

4.1. K-Nearest-Neighbor (KNN)

4.1.1. KNN Item Based

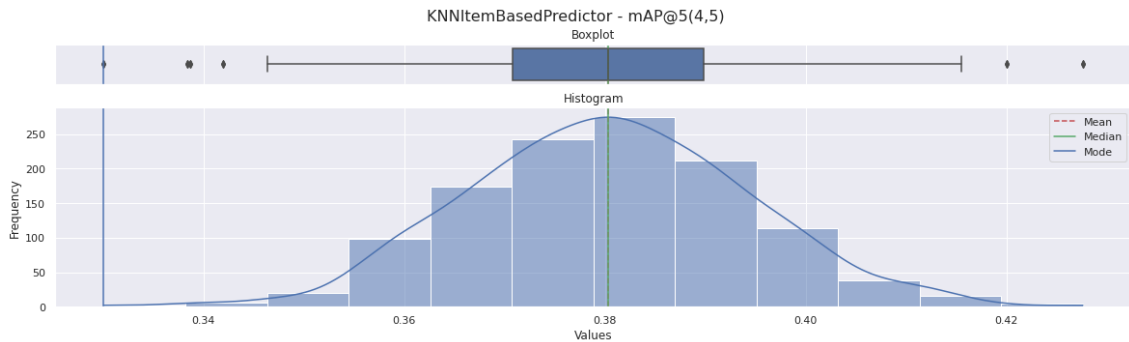


Fig. 4.1: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica $mAP@5(4,5)$ evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *KNN Item Based* sobre las observaciones de entrenamiento.

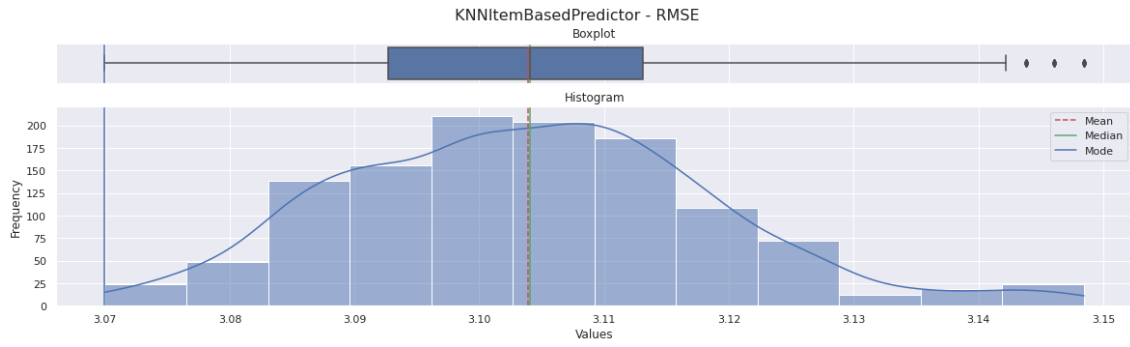


Fig. 4.2: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *KNN Item Based* sobre las observaciones de entrenamiento.

4.1.2. KNN User Based

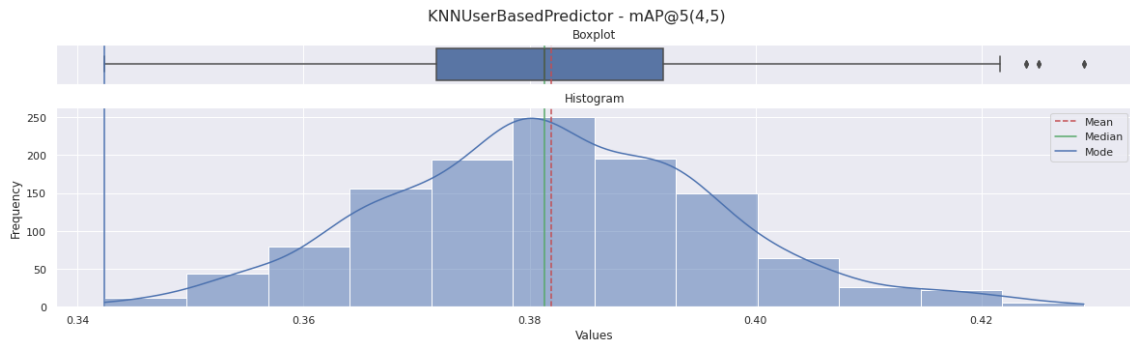


Fig. 4.3: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica $mAP@5(4,5)$ evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *KNN User Based* sobre las observaciones de entrenamiento.

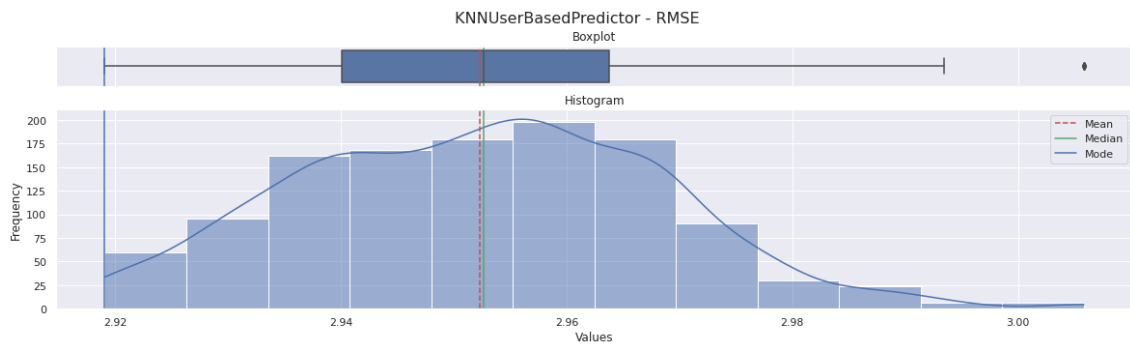


Fig. 4.4: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *KNN User Based* sobre las observaciones de entrenamiento.

4.1.3. Ensamble KNN User Based y Item Based

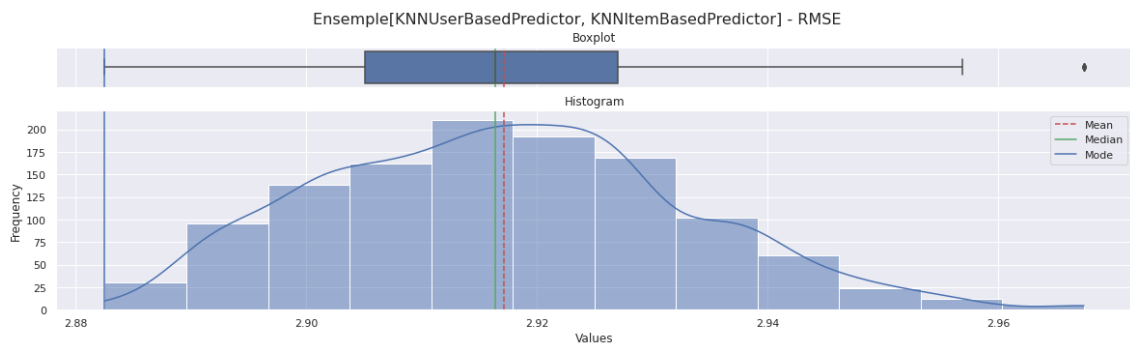


Fig. 4.5: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *KNN* sobre las observaciones de entrenamiento.

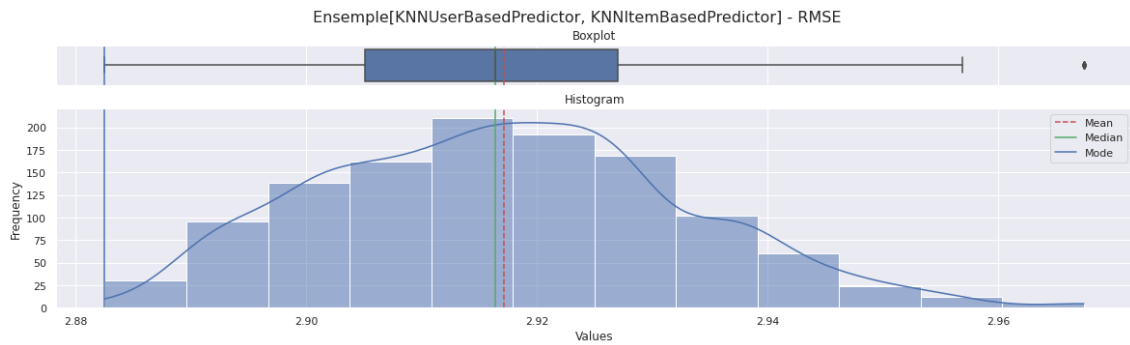


Fig. 4.6: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *KNN* sobre las observaciones de entrenamiento.

4.2. General Matrix Factorization (GFM)

A continuación se puede apreciar las curvas de la *Loss* (MSE) para el conjunto de validación y entrenamiento:

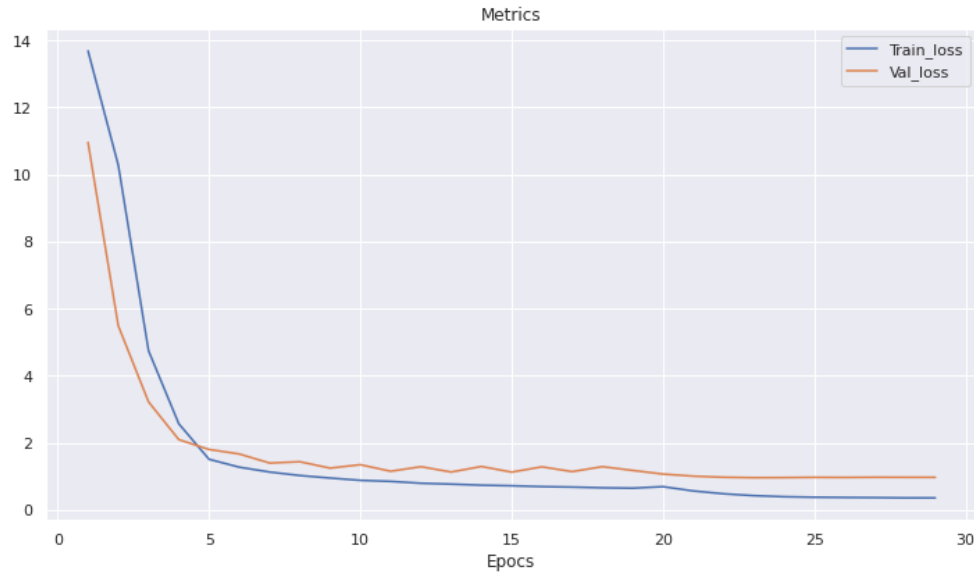


Fig. 4.7: Esta gráfica describe el nivel de error sobre los conjuntos de observaciones de entrenamiento y validación durante el entrenamiento del modelo *GFM*. Cada epoch o época indica una iteración de entrenamiento del modelo sobre el conjunto completo de entrenamiento.

Se puede apreciar que inicialmente el modelo tiene un error de valoración menor al error de entrenamiento. Es posible que se deba a que una pocas primeras observaciones de entrenamiento fueron suficientes para predecir con un error menor el conjunto de validación. A media que se incrementa el numero de épocas ya no es subiente y el modelo comienza a sobre ajusta hasta estabilizarse ambos errores.

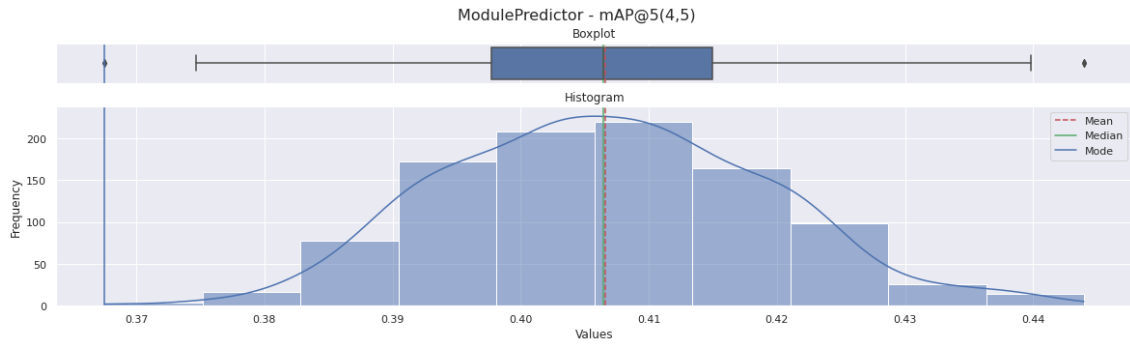


Fig. 4.8: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica $mAP@5(4,5)$ evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *GFM* sobre las observaciones de entrenamiento.

Dado la tendencia de los modelos a la variabilidad o varianza de sus predicciones se realizo un sampleo de cada métrica sobre el conjunto de validación N veces para comprender cual es su valor medio y dispersión.

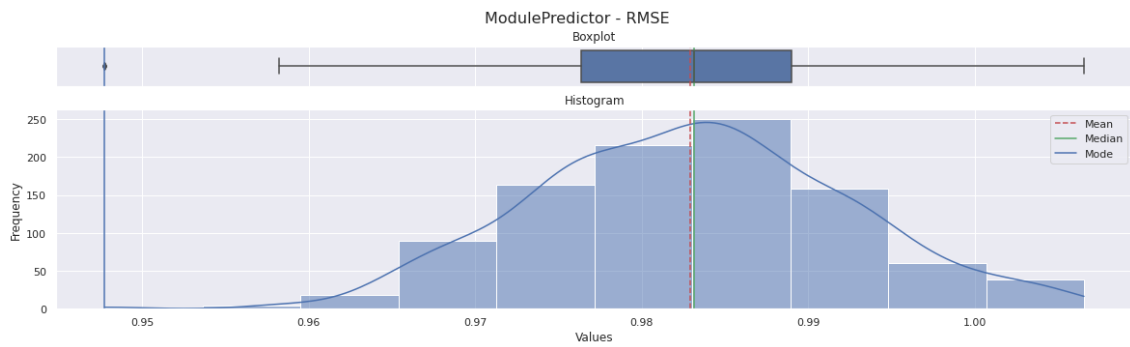


Fig. 4.9: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *GFM* sobre las observaciones de entrenamiento.

4.3. Biased General Matrix Factorization (B-GFM)

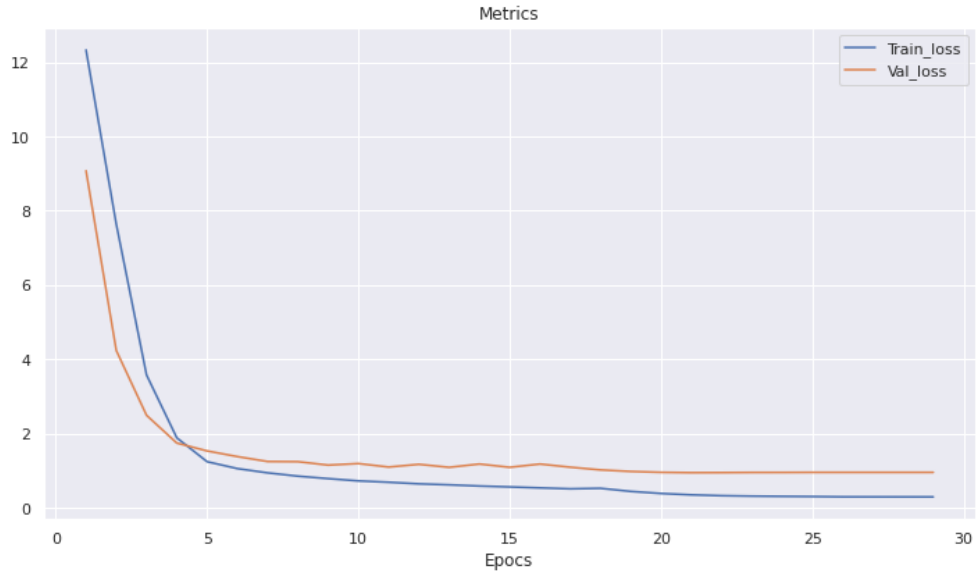


Fig. 4.10: Esta gráfica describe el nivel de error sobre los conjuntos de observaciones de entrenamiento y validación durante el entrenamiento del modelo *B-GFM*. Cada epoch o época indica una iteración de entrenamiento del modelo sobre el conjunto completo de entrenamiento.

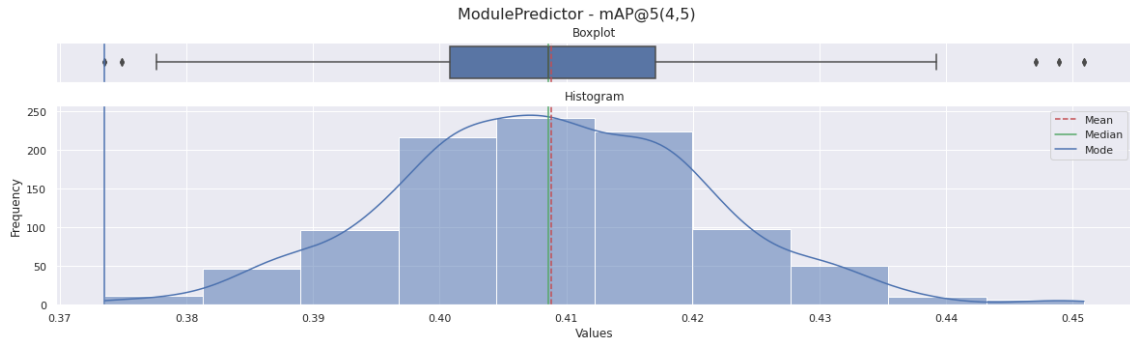


Fig. 4.11: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica $mAP@5(4,5)$ evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *B-GFM* sobre las observaciones de entrenamiento.

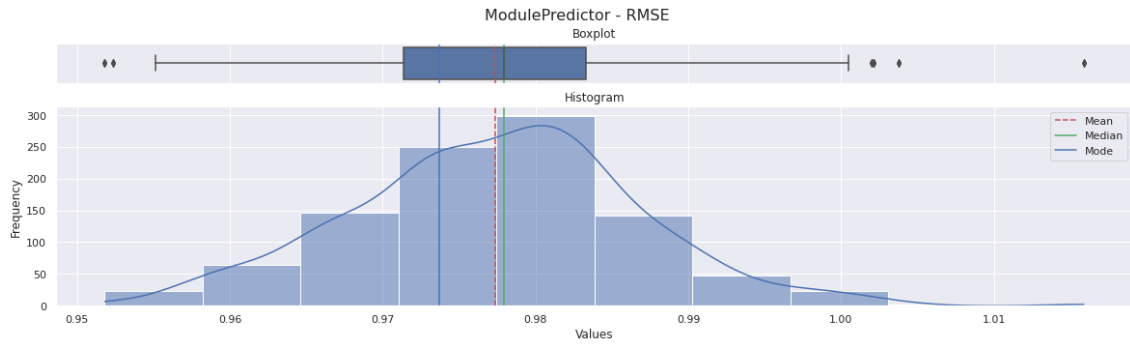


Fig. 4.12: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo $B\text{-}GFM$ sobre las observaciones de entrenamiento.

4.4. Neural Network Matrix Factorization (NN-FM)

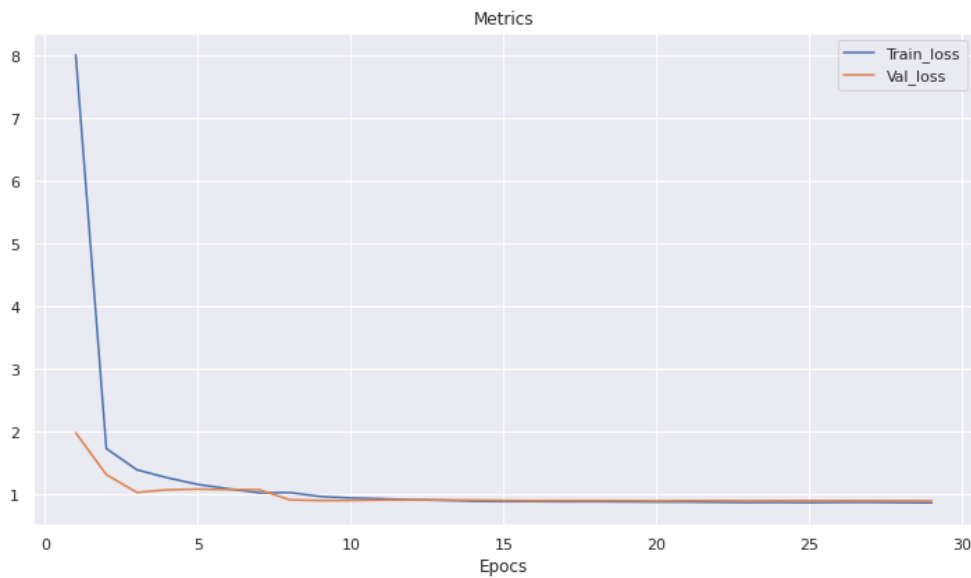


Fig. 4.13: Esta gráfica describe el nivel de error sobre los conjuntos de observaciones de entrenamiento y validación durante el entrenamiento del modelo $NN\text{-}FM$. Cada epoch o época indica una iteración de entrenamiento del modelo sobre el conjunto completo de entrenamiento.

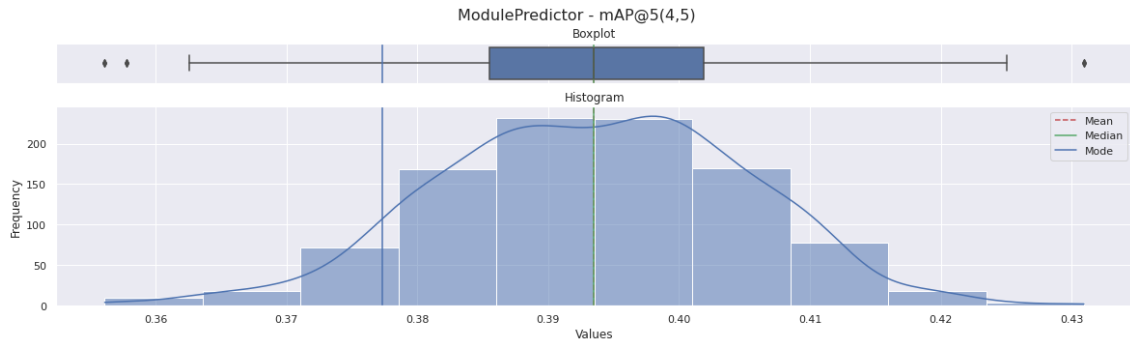


Fig. 4.14: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica $mAP@5(4,5)$ evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo $NN-FM$ sobre las observaciones de entrenamiento.

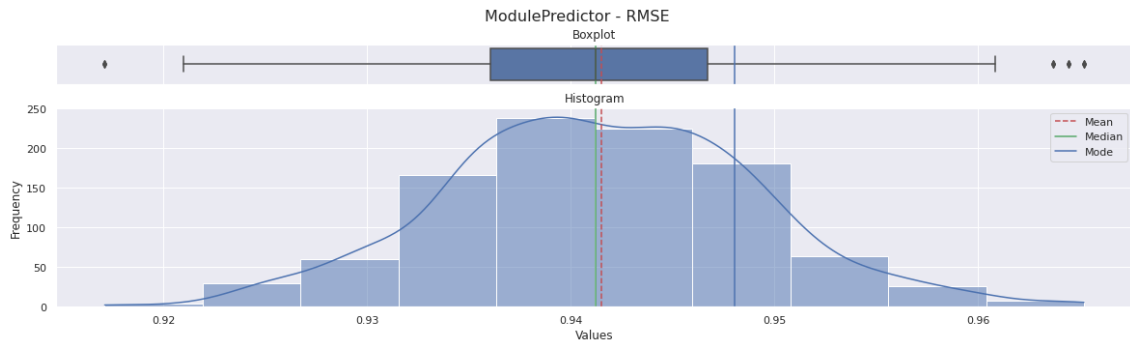


Fig. 4.15: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo $NN-FM$ sobre las observaciones de entrenamiento.

4.5. Deep Factorization Machine (DeepFM)

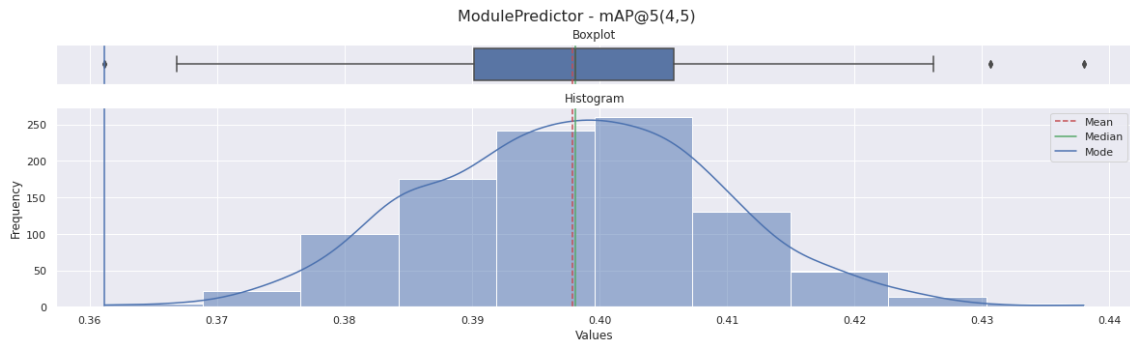


Fig. 4.16: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica $mAP@5(4,5)$ evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *DeepFM* sobre las observaciones de entrenamiento.

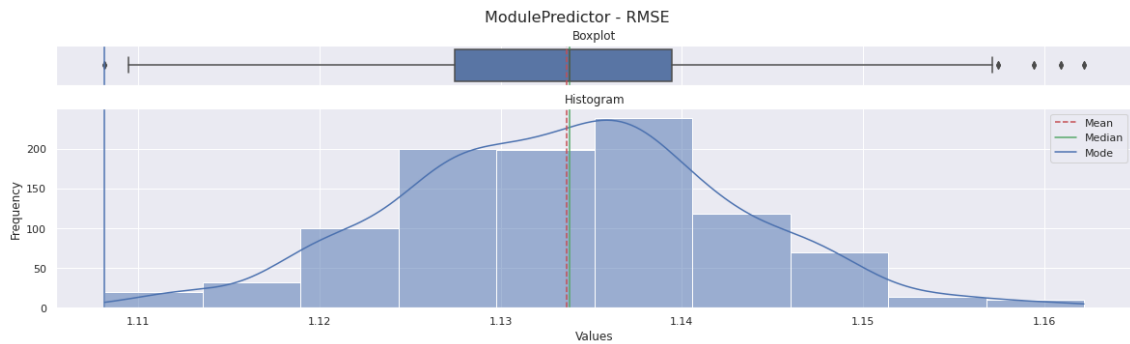


Fig. 4.17: Esta gráfica describe un histograma del valor de la métrica RMSE evaluado en el conjunto de observaciones de validación, luego de N procesos de entrenamiento del modelo *DeepFM* sobre las observaciones de entrenamiento.

5. RESULTADOS

A continuación se muestra una tabla comparativa con las métricas utilizadas para todos los modelos:

Modelo	Mediana	Media	Desvio
B-GMF	0.408563	0.408787	0.012190
GMF	0.406422	0.406646	0.012513
DeepFM	0.398100	0.397895	0.011369
NN-MF	0.393499	0.393447	0.011711
Ensample KNN User-Item Based	0.384570	0.384819	0.015066
KNN User Based	0.381297	0.381943	0.014709
KNN Item Based	0.380284	0.380327	0.014056

Tab. 5.1: Mediana, Media y Desvío correspondientes a las distribución de $AP@5(4,5)$ sampleada para cada modelo. Las filas se encuentran ordenadas descendentemente por la Media.

Observaciones:

- A primera vista se aprecia Biased-GMF es el modelo con mejores resultados con la métricas de evaluación $AP@5(4,5)$.
- Por otro lado, podemos ver que los modelos NN-MF y Deep-FM tiene el menor sesgo, pero aun asi tiene precisiones menores al modelo Biased-GMF. Esto podría indicar un grado mayor de sobre ajuste. por ende, se debería re-entrenar los modelos NN-MF y Deep-FM aumentando el dropout para mejorar la regularización y volver a compara contra Biased-GMF para validar si las precisiones mejoran.
- La familia de modelos KNN son lo que presentan mayor sesgo en la precision. A pesar de esto podemos ver que la diferencia de precision con los demás de modelos es muy baja, mejor al 2 %.

Modelo	Mediana	Media	Desvio
NN-MF	0.941213	0.941493	0.007620
B-GMF	0.977914	0.977382	0.009387
GMF	0.983141	0.982894	0.009419
DeepFM	1.133796	1.133637	0.009183
Ensample KNN User-Item Based	2.916418	2.917146	0.015642
KNN User Based	2.952661	2.952305	0.016170
KNN Item Based	3.104068	3.103917	0.014975

Tab. 5.2: Mediana, Media y Desvío correspondientes a las distribución de $RMSE$ sampleada para cada modelo. Las filas se encuentran ordenadas descendentemente por la Media.

Observaciones:

- A simple vista NN-MF es el modelo mas estable en cuando al error de validación, ya que tiene el menor error y dispersion. aun asi no es el modelo pas preciso. eSpo podría indicar que tiene un grade de sobre ajuste mayor a modelos con mayor precision.

- Podemos apreciar que el modelo Biased-GMF con mayor precision aui tiene un error mayor a NN-MF. OIndicando que la teoría del sobre ajuste de NN-MF podría ser valida.
- Nuevamente la familia de modelos KNN tiene los errores mas alto y también altos desvíos. Aun asi estos modelos tiene una precisión muy similar al modelo mas preciso (B-GMF).

6. CONCLUSIONES

Como conclusiones, se puede decir que no se encuentra una gran diferencia en precisión entre todos modelos, siendo esta menor al 2 %. Por otro lado, si tuviésemos que llevar alguno de estos modelos a producción en un e-commerce, claramente se elegiría un modelo basado en deep learning, como pueden ser B-GMF o GMF. Esto se debe a que estos modelos utilizan el algoritmo del gradiente descendente, pudiendo procesar las observaciones de entrenamiento en lotes. De esta forma, se puede seleccionar un tamaño de lote que se ajuste a la memoria RAM o VRAM disponible. Por lo contrario no sería posible seleccionar modelos de la familia KNN debido a que necesitan alojar todas las observaciones de entrenamiento en memoria.

Por otro lado, podemos apreciar que un modelo en el estado de arte como DeepFM, no obtiene la precisión más alta, e inclusive su precisión es prácticamente igual a las precisiones obtenidas por la familia de modelo KNN. Finalmente podemos decir que en el caso de estas pruebas el dataset utilizado, los modelos de Deep Learning obtienen mejores resultados que modelos más clásicos como KNN, pero estos resultados son muy similares.

