
Recomendación de noticias en el dataset MIND

Manuel Cifuentes

Pontificia Universidad Católica de Chile
Santiago, Chile
mecifuentes@uc.cl

Diego Fernández

Pontificia Universidad Católica de Chile
Santiago, Chile
diegofpdt@uc.cl

Juan Manuel Hernández

Pontificia Universidad Católica de Chile
Santiago, Chile
juan_manuel11402@uc.cl

Abstract

Los sistemas de recomendación de noticias enfrentan desafíos particulares como la rápida obsolescencia del contenido, la variabilidad de intereses de los usuarios y las restricciones computacionales para procesar grandes volúmenes de datos. En este trabajo se aborda este problema utilizando el dataset MIND, implementando dos modelos basados en atención: el clásico NRMS y una variante propuesta, denominada **FastformerNRMS**. Este último reemplaza la atención multi-cabeza por el mecanismo jerárquico aditivo de Fastformer, con el objetivo de reducir la complejidad computacional sin comprometer la calidad de las recomendaciones. Se evaluaron distintas configuraciones utilizando embeddings preentrenados (GloVe y Word2Vec) y versiones reducidas y completas del dataset. Los resultados muestran que FastformerNRMS supera a modelos de referencia en métricas como AUC, MRR y NDCG, incluso cuando se entrena en entornos limitados como Google Colab con GPU T4. Este trabajo demuestra que es posible construir sistemas de recomendación eficientes y efectivos sin necesidad de infraestructura avanzada, abriendo oportunidades para aplicaciones en escenarios reales con recursos restringidos.

1 Problema y estado del arte

Los sistemas de recomendación de noticias enfrentan desafíos particulares: intereses de los usuarios cambian rápidamente, el volumen de datos puede ser muy alto, las noticias se vuelven obsoletas en poco tiempo y las nuevas son complicadas de recomendar (1). El dataset MIND (Microsoft News Dataset) (2) contiene datos realistas para este problema, pero su tamaño y complejidad suponen una gran dificultad para realizar recomendaciones efectivas con bajos recursos computacionales. Actualmente modelos como NRMS (3), DKN (4) tienen buenos resultados pero su costo computacional limita su aplicabilidad en entornos con recursos restringidos. Es por esto que en la literatura se desarrolló un método para atacar este problema, el estado del arte actual para este dataset: Fastformer (5), sin embargo este método sigue siendo costoso. Es por esto que se buscará realizar modificaciones para poder aplicar modelos similares utilizando la menor cantidad de recursos computacionales posibles.

2 Solución al problema

Para abordar las limitaciones computacionales de los modelos existentes, se propone una variante del modelo NRMS denominada **FastformerNRMS**. Esta arquitectura reemplaza la atención multi-cabeza

utilizada en NRMS por el mecanismo de *Fastformer Attention*, una técnica de atención jerárquica aditiva que reduce la complejidad computacional de la atención de $O(L^2 \cdot d)$ a $O(L \cdot d)$, donde L representa la longitud de la secuencia y d representa la dimensión de *embeddings*.

El modelo FastformerNRMS conserva la estructura *encoder-encoder* de NRMS, donde cada noticia es codificada utilizando una red neuronal que procesa el título mediante convoluciones y atención. Luego, el historial de clics del usuario se representa agregando las codificaciones de las noticias leídas, también utilizando atención. Sin embargo, a diferencia de NRMS, se elimina la necesidad de calcular matrices de atención completas para cada *token*, reduciendo significativamente el uso de memoria y tiempo de entrenamiento.

Además del cambio en la atención, se realizaron optimizaciones prácticas en la carga de datos, implementación de *batches* y uso de *embeddings* preentrenados GloVe: Global Vectors for Word Representation (6), lo que permitió acelerar el entrenamiento y mejorar la generalización sin incrementar la complejidad del modelo. El objetivo fue mantener o mejorar el rendimiento predictivo del modelo bajo restricciones de *hardware*, utilizando como entorno base una GPU T4 disponible en Google Colab.

El modelo propuesto permite ejecutar entrenamientos sobre el dataset MIND incluso en escenarios con recursos limitados, haciendo viable su implementación en entornos reales donde no se cuenta con infraestructura de alto rendimiento.

3 Dataset

Este proyecto utiliza dos archivos principales del dataset MIND (Microsoft News Dataset): `behaviors.tsv` y `news.tsv`. El primero contiene información sobre las impresiones de los usuarios, mientras que el segundo describe las noticias disponibles en la plataforma.

Cada fila del archivo `behaviors.tsv` representa una impresión, es decir, un evento en el cual se muestra un conjunto de noticias a un usuario en un momento específico. Los campos disponibles son:

- **ImpressionID:** Identificador único del evento de impresión.
- **UserID:** Identificador anónimo del usuario.
- **Time:** Momento en que ocurrió la impresión.
- **History:** Lista de identificadores de noticias que el usuario ha leído previamente.
- **Impressions:** Lista de noticias mostradas en el evento, junto con una etiqueta binaria indicando si fueron clickeadas (1) o no (0), en el formato `{newsID}-{label}`.

El archivo `news.tsv` contiene datos detallados de cada noticia, y cada fila representa una entrada única. Los campos principales son:

- **NewsID:** Identificador único de la noticia.
- **Category:** Categoría principal.
- **SubCategory:** Subcategoría específica dentro de la categoría principal.
- **Title:** Título de la noticia.
- **Abstract:** Resumen de la noticia.
- **TitleEntities:** Entidades reconocidas automáticamente en el título de la noticia (por ejemplo, personas, lugares, organizaciones).
- **AbstractEntities:** Entidades reconocidas en el resumen.

Debido a la gran cantidad de datos disponibles, Microsoft publicó dos versiones del dataset MIND: una versión **reducida** denominada **MINDsmall**, que contiene **126.695 impresiones**, y una versión **completa**, llamada **MINDlarge**, con un total de **1.801.231 impresiones**.

Dado que MIND no sigue el formato clásico de datasets de recomendación (basado en una tabla con columnas como `userID`, `itemID` y `rating`), fue necesario transformar los datos para facilitar su procesamiento. A partir del archivo `behaviors.tsv`, se generó una nueva estructura tabular con los siguientes campos:

Table 1: Métricas del dataset reducido/original, entrenamiento/validación

Estadística	Dataset Reducido		Dataset Original	
	Train	Val	Train	Val
Número de impresiones	126695	30270	1801231	431517
Número de usuarios únicos	46012	20179	654870	286814
Número de usuarios nuevos (sin historial)	798	476	11499	6961
Promedio de impresiones por usuario	2.75	1.50	2.75	1.50
Promedio de noticias mostradas por usuario	100.43	60.58	No calculado	No calculado
Promedio de noticias clickeadas por usuario	4.12 (9.07%)	2.32 (8.29%)	No calculado	No calculado
Promedio de noticias en el historial por usuario	32.41	33.09	32.84	33.55
Número de días con impresiones	5	1	5	1
Promedio de impresiones por día	25339	30270	360246.2	431517
Número de noticias	51282	No aplica	101527	No aplica
Número de noticias mostradas	16978	6144	No calculado	No calculado
Número de noticias clickeadas	6398	2097	No calculado	No calculado
Número de categorías de noticias	17	No aplica	18	No aplica
Número de subcategorías de noticias	264	No aplica	285	No aplica
Número de noticias sin abstract	2666	No aplica	5415	No aplica
Promedio de veces que se muestra cada noticia	272.18	198.96	No calculado	No calculado
Promedio de clics por noticia	11.16 (4.37%)	7.62 (3.48%)	No calculado	No calculado
Densidad (noticias mostradas)	0.016%	0.024%	No calculado	No calculado
Densidad (noticias clickeadas)	0.024%	0.038%	No calculado	No calculado

- **UserID**: Identificador del usuario.
- **NewsID**: Identificador de la noticia.
- **Clicked**: Etiqueta binaria que indica si la noticia fue clickeada.
- **Timestamp**: Momento de la impresión.

Incluso en su versión reducida, esta transformación produce un total de **5.843.444 filas**. En el caso del dataset completo, aplicar esta transformación generaría alrededor de **83 millones de filas**, lo cual excede las capacidades computacionales disponibles para este proyecto.

Con el objetivo de verificar la representatividad del dataset reducido, se calcularon métricas tanto sobre este subconjunto como sobre el dataset completo, en la medida que fue computacionalmente posible. Esta comparación permitió confirmar que los patrones presentes en el conjunto reducido son consistentes con los del conjunto completo, validando su uso para el desarrollo y evaluación de los modelos.

Los resultados de estas métricas, se presentan en la Tabla 1.

4 Metodología

En este trabajo se implementaron dos arquitecturas basadas en la literatura: el modelo NRMS (Neural News Recommendation with Multi-Head Self-Attention) y una variante denominada **FastformerNRMS**, que reemplaza la atención multi-cabeza por bloques de atención jerárquica aditiva inspirados en *Fastformer*, con el objetivo de reducir la complejidad computacional. Ambos modelos siguen una estructura encoder-encoder, donde se codifican por separado las noticias y el historial del usuario.

4.1 Modelo NRMS

El modelo NRMS (3) está basado en una arquitectura *encoder-encoder*. Cada noticia es representada a partir de su título, procesado como una secuencia de palabras. Primero se aplican **embeddings preentrenados GloVe** (6), luego una capa convolucional para capturar n-gramas locales, y finalmente un bloque de **multi-head self-attention** que permite modelar relaciones semánticas entre palabras.

Para representar al usuario, NRMS aplica el mismo codificador de noticias sobre su historial de clics. Las representaciones resultantes se agregan mediante una atención sobre las noticias, permitiendo generar un vector de usuario que captura sus intereses recientes.

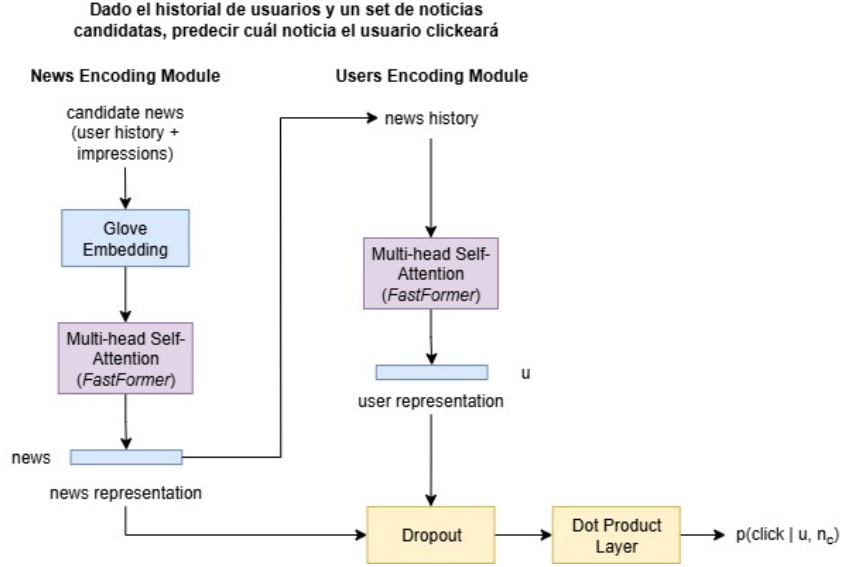


Figure 1: Estructura encoder-encoder del modelo FastformerNRMS. Dado el historial de usuario y un conjunto de noticias candidatas, el modelo predice cuál será clickeada.

4.2 Modelo FastformerNRMS

FastformerNRMS es una variante propuesta en este proyecto que reemplaza los bloques de atención multi-cabeza por el mecanismo de **Fastformer Attention**, mostrado en la Figura 2. Esta atención jerárquica aditiva tiene menor complejidad computacional: en lugar de calcular todas las interacciones entre pares de tokens, proyecta cada token a una atención global de forma eficiente, con costo lineal en la longitud de la secuencia. La Figura 1 muestra un esquema general de esta arquitectura.

El resto de la arquitectura se mantiene igual a NRMS: embeddings preentrenados (GloVe o Word2Vec), convoluciones locales y atención aditiva sobre el historial de clics del usuario.

4.3 Entrenamiento e inferencia

Dado que el dataset MIND no se ajusta al esquema clásico de una matriz usuario-ítem, sino que representa sesiones o impresiones con múltiples candidatos por evento, se entrenaron ambos modelos utilizando la función de pérdida *CrossEntropyLoss*. Esta pérdida permite modelar explícitamente la competencia entre candidatos dentro del mismo contexto, favoreciendo al candidato clickeado frente a los que no lo fueron.

Además, se implementó una función de inferencia personalizada capaz de procesar interacciones completas (usuario + candidatos) y generar recomendaciones ordenadas por score, lo cual permite un estudio cualitativo de las recomendaciones.

Finalmente, todos los experimentos se realizaron en Google Colab con GPU T4 y recursos estándar, demostrando la viabilidad del enfoque sin requerir infraestructura avanzada. El código completo se encuentra disponible en (7).

5 Análisis de parámetros

Durante el desarrollo experimental se analizaron distintos parámetros que afectan directamente el rendimiento y la eficiencia de los modelos. En particular, se exploraron configuraciones relacionadas con:

- **Tipo de embeddings preentrenados:** Se compararon vectores GloVe y Word2Vec, observándose que GloVe permitió una mejor generalización en las pruebas sobre el dataset large.

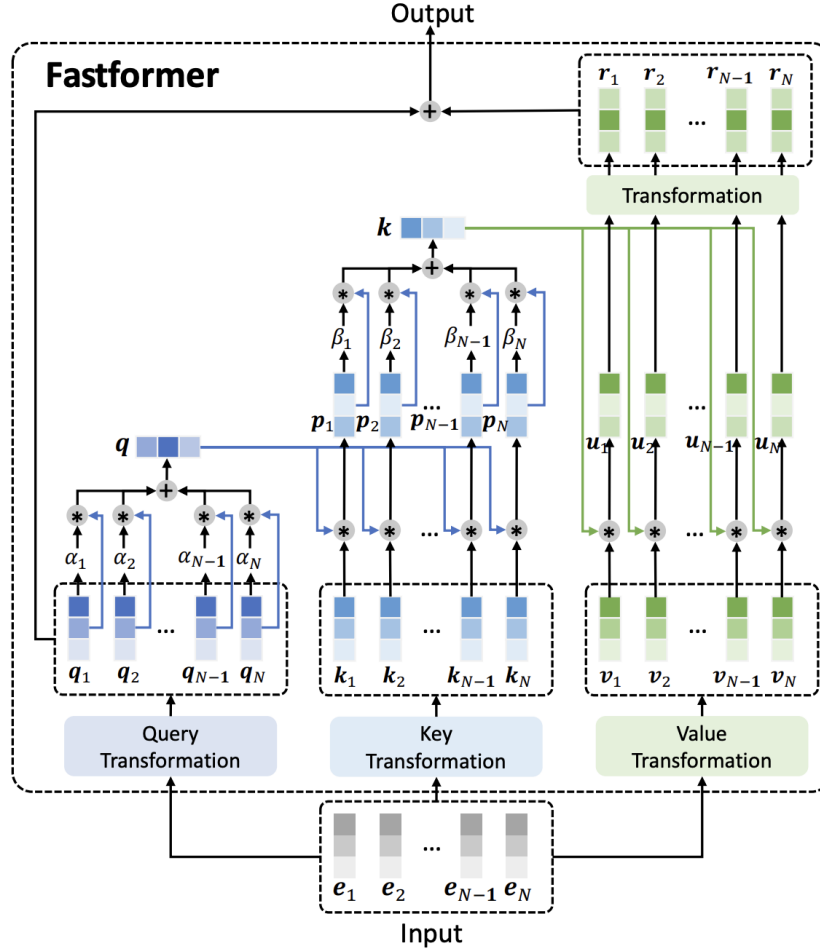


Figure 2: Esquema del mecanismo de atención jerárquica propuesto en Fastformer (5). La atención se realiza en dos fases: agregación global de queries y keys, seguida por una transformación eficiente de los valores.

- **Tamaño del dataset:** Se realizaron entrenamientos sobre versiones reducidas (*small*) y completas (*large*) del dataset MIND. Aunque los resultados mejoran al utilizar el conjunto completo, esto implica un mayor consumo de memoria y tiempo, por lo que se requiere un balance entre rendimiento y viabilidad computacional.
- **Batching por impresión:** Se implementó un mecanismo de generación de batches a nivel de impresión (en lugar de usuario o ejemplo individual), lo cual permitió aprovechar mejor la estructura del dataset y reducir redundancias computacionales.
- **Tamaño máximo del historial y del título:** Se definió un tope de 50 noticias en el historial del usuario y un máximo de 30 palabras por título, lo cual resultó ser un compromiso adecuado entre capacidad representativa y eficiencia.
- **Capacidad del modelo:** Se utilizó una dimensión de embeddings de 300, compatible con los vectores preentrenados, y una única cabeza de atención en Fastformer, ya que su mecanismo no requiere múltiples cabezas como el modelo NRMS original.

Estas decisiones fueron guiadas tanto por restricciones de cómputo (limitación de memoria en Google Colab) como por el objetivo de obtener resultados competitivos sin recurrir a infraestructura avanzada.

6 Resultados

Table 2: Métricas de evaluación por método

Método	AUC	MRR	NDCG@5	NDCG@10	Diversidad	Novedad
Random	0.5029	0.0003	0.0003	0.0004	18.4984	0.5467
MostPopular	0.3333	0.0000	0.0000	0.0000	6.2185	0.5000
MostPopular filtered	0.5520	0.0031	0.0037	0.0051	8.3258	0.6436
NRMS (10%) ^a	-	-	0.2256	-	-	-
FastFormerNRMS (10%) ^b	-	-	0.2339	-	-	-
NRMS (BCE loss) ^c	0.4859	0.2262	0.1983	0.2596	-	-
LSTUR	0.5374	0.2397	0.2160	0.2733	-	-
FastFormerNRMS (BCE loss) ^d	0.5767	0.2756	0.2506	0.3105	-	-
FastFormerNRMS ^e	0.6498	0.3363	0.3103	0.3712	-	-
FastFormerNRMS ^f	0.6642	0.3506	0.3269	0.3882	-	-
FastFormerNRMS ^g	0.6689	0.3549	0.3271	0.3903	15.0008	0.0867

^a NRMS entrenado con 10% del dataset `small`.

^b FastFormerNRMS entrenado con 10% del dataset `small`.

^c NRMS entrenado con todo el dataset `small`.

^d FastFormerNRMS entrenado con todo el dataset `small`.

^e FastFormerNRMS entrenado con todo el dataset `small` y con el nuevo mecanismo de batches con embeddings pre-entrenados GloVe.

^f FastFormerNRMS entrenado con todo el dataset `large` y con el nuevo mecanismo de batches con embeddings pre-entrenados Word2Vec.

^g FastFormerNRMS entrenado con todo el dataset `large` y con el nuevo mecanismo de batches con embeddings pre-entrenados GloVe.

Nota: todos los modelos de redes neuronales en el dataset `small` fueron entrenados por 3 épocas con *batch size* de 128. Modelo con Word2Vec fue entrenado por 1 época y con GloVe por 2 épocas.

A continuación se presentan los resultados obtenidos por los modelos evaluados, organizados en torno a las principales métricas utilizadas en recomendación: AUC, MRR, NDCG, así como una discusión sobre diversidad, novedad y recursos computacionales.

6.1 AUC

La métrica AUC (Área Bajo la Curva ROC) mide la capacidad del modelo para asignar puntuaciones más altas a los ítems clickeados en comparación con los no clickeados. En la Tabla 1 se observa que FastformerNRMS obtiene el mayor valor de AUC cuando se entrena con el dataset `MINDlarge` y embeddings GloVe, alcanzando un valor de **0.6681**. Este resultado supera ampliamente a los modelos NRMS y LSTUR, lo que indica una mayor capacidad discriminativa del modelo propuesto.

6.2 MRR

La métrica MRR (Mean Reciprocal Rank) evalúa la posición del primer ítem relevante dentro del conjunto de candidatos. FastformerNRMS alcanza un MRR de **0.3555** en su mejor configuración, superando por un margen considerable a NRMS (0.2262) y a LSTUR (0.2397). Este resultado refleja que el modelo propuesto no solo distingue mejor los ítems relevantes, sino que además tiende a posicionarlos en los primeros lugares del ranking.

6.3 NDCG@5 y NDCG@10

NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain) mide la calidad del ordenamiento de los ítems relevantes en las primeras posiciones. Se evaluaron dos variantes: @5 y @10. FastformerNRMS obtuvo los mejores resultados con un **NDCG@10 de 0.3911** y un **NDCG@5 de 0.3304**, lo que refleja una mejora en la calidad de las recomendaciones mostradas en las primeras posiciones. Esto es especialmente relevante en el contexto de noticias, donde los usuarios tienden a interactuar solo con los primeros ítems visibles.

6.4 Diversidad y novedad

Aunque este trabajo considera métricas complementarias como diversidad y novedad para evaluar la calidad de las recomendaciones, es importante señalar que estas presentan limitaciones inherentes al diseño del dataset MIND. En particular, MIND entrega un conjunto fijo de candidatos por impresión, lo que restringe significativamente la capacidad del modelo para explorar el catálogo completo de noticias. En lugar de seleccionar libremente ítems del espacio total, el modelo sólo puede reordenar un subconjunto predefinido.

Esta restricción introduce un sesgo estructural: la diversidad y la novedad que se calculan reflejan más la composición de los candidatos entregados por el dataset que la estrategia real del modelo. Por ejemplo, un sistema puede parecer poco diverso simplemente porque los candidatos disponibles ya son similares entre sí, sin que esto sea atribuible al modelo.

Debido a estas limitaciones, se optó por calcular diversidad y novedad únicamente para el mejor modelo propuesto (*FastFormerNRMS*) como referencia exploratoria. Si bien estos valores deben interpretarse con cautela, permiten tener una estimación acotada del potencial del sistema bajo las restricciones del entorno evaluado.

6.5 Recursos computacionales

Se logró correr el modelo *FastformerNRMS* por **2 épocas** utilizando una **GPU T4** en Google Colab, con un uso promedio de **18 GB de RAM** debido a la carga de datos. Los resultados obtenidos fueron satisfactorios, demostrando que es posible ejecutar un sistema de recomendación de noticias eficiente sin necesidad de infraestructura computacional avanzada. Esto refuerza la motivación del proyecto: desarrollar modelos efectivos que puedan entrenarse en contextos con recursos limitados.

6.6 Ejemplos de recomendaciones

Para complementar el análisis cuantitativo de las métricas, se incorporaron ejemplos de recomendaciones generadas por el modelo *FastFormerNRMS* a partir de historiales reales y extensos de usuarios. Estos ejemplos permiten evaluar, desde una perspectiva cualitativa, cómo el modelo procesa secuencias largas de interacción y si es capaz de identificar patrones de interés consistentes dentro de ellas.

Los historiales considerados contienen decenas de noticias previamente leídas por el usuario, abarcando una amplia gama de temáticas como política, deportes, crimen, celebridades, automóviles, salud, tecnología y fenómenos climáticos. En este contexto, se observó que el modelo logra identificar regularidades temáticas dentro del historial y proponer candidatos coherentes con los intereses predominantes. Por ejemplo, usuarios con múltiples noticias sobre escándalos políticos recibieron recomendaciones centradas en figuras públicas; mientras que aquellos con preferencias por vehículos o rendimiento deportivo recibieron artículos relacionados con modelos automotrices recientes.

En varios casos, la noticia clickeada por el usuario aparece en la primera posición del ranking generado por el modelo, lo que indica una buena capacidad de discriminación de relevancia. En otros ejemplos, la noticia relevante aparece en posiciones intermedias, lo que sugiere que el modelo capta parcialmente la señal de interés, pero no logra priorizarla completamente. También se identificaron casos donde la recomendación clickeada parecía débilmente relacionada con el historial, lo cual puede explicarse por historiales altamente diversos o por la ambigüedad del contenido de las noticias candidatas.

Un aspecto destacable es que, incluso frente a historiales extensos y heterogéneos, el modelo tiende a priorizar noticias que se alinean con los tópicos más frecuentes o recientes en la secuencia. Esto sugiere que las representaciones generadas por los codificadores de usuario y noticia son capaces de capturar información contextual a distintas escalas.

Una selección representativa de estos ejemplos se presenta en el Apéndice A, donde se incluye el historial completo de cada usuario y el conjunto de candidatos ordenados por puntuación. Las noticias clickeadas se marcan con (1) y las ignoradas con (0). Este análisis cualitativo ofrece una visión más detallada del comportamiento del sistema ante escenarios complejos y refuerza la interpretación de las métricas automáticas evaluadas previamente.

7 Conclusiones

Este proyecto abordó el problema de la recomendación de noticias en entornos con recursos computacionales limitados, proponiendo una variante del modelo NRMS llamada **FastformerNRMS**. Esta arquitectura incorpora atención jerárquica aditiva inspirada en Fastformer, lo que permite reducir la complejidad del modelo manteniendo un alto nivel de rendimiento.

Los resultados experimentales muestran que FastformerNRMS supera a los modelos de referencia en métricas como AUC, MRR y NDCG@k, incluso cuando se entrena sobre un subconjunto reducido del dataset. Además, se logró entrenar el modelo utilizando únicamente una GPU T4 en Google Colab, con un consumo promedio de 18 GB de RAM, lo que demuestra su viabilidad en escenarios reales con recursos computacionales acotados.

Como líneas futuras, se propone incorporar información semántica adicional como los *abstracts* y las categorías de las noticias. Aunque esto podría mejorar el rendimiento del modelo, también plantea nuevos desafíos en términos de consumo de memoria y tiempo de entrenamiento, por lo que el uso eficiente de los recursos seguirá siendo un aspecto clave.

Asimismo, se plantea la posibilidad de explorar mecanismos de atención alternativos o híbridos, capaces de adaptarse dinámicamente según el contenido o el historial del usuario. Otra dirección interesante sería evaluar el comportamiento del modelo en otros datasets, incluyendo comparaciones entre la estructura de datos tipo MIND (basado en impresiones) y datasets clásicos de sistemas de recomendación basados en matrices userID-itemID-click.

Finalmente, sería valioso evaluar el desempeño del modelo en un entorno de producción simulado o real, para estudiar su respuesta ante noticias en tiempo real, así como fenómenos como el *cold start* o períodos sin reentrenamiento.

References

- [1] S. Raza and C. Ding, “News recommender system: A review of recent progress, challenges, and opportunities,” *arXiv preprint arXiv:2009.04964*, 2020.
- [2] Microsoft Research, “MIND: Microsoft News Dataset.” <https://msnews.github.io/>. Accessed: 2025-05-08.
- [3] C. Wu, F. Wu, T. Qi, Y. Huang, and X. Xie, “Neural news recommendation with multi-head self-attention,” in *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, pp. 3026–3035, Association for Computational Linguistics, 2019.
- [4] H. Wang, F. Zhang, X. Xie, and M. Guo, “Dkn: Deep knowledge-aware network for news recommendation,” in *Proceedings of the 27th International Conference on World Wide Web (WWW)*, pp. 1835–1844, International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2018.
- [5] S. Wu, Z. Lin, W. Xiao, Z. Lin, J. Wang, and X. Sun, “Fastformer: Additive attention can be all you need,” *arXiv preprint arXiv:2108.09084*, 2021.
- [6] J. Pennington, R. Socher, and C. D. Manning, “Glove: Global vectors for word representation,” in *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, pp. 1532–1543, Association for Computational Linguistics, 2014.
- [7] M. Cifuentes, D. Fernández, and J. M. Hernández, “Repositorio del proyecto de sistemas de recomendación.” <https://github.com/JuanHernandez-uc/proyecto-recsys>, 2025. Último acceso: 6 de junio de 2025.

A Ejemplos de recomendaciones

A continuación se muestran ejemplos cualitativos de recomendaciones realizadas por el modelo *FastFormerNRMS*, junto con el historial de navegación de cada usuario. Los candidatos están marcados con (1) si fueron clickeados y (0) si no lo fueron.

Usuario 1

Historial:

- fortnite's black hole has closed and chapter 2 is finally here
- nfl world reacts to officials handing packers win over lions
- harley davidson halts production of new electric motorcycles
- charlize theron margot robbie have some face time in 1 a plus priyanka chopra jonas will smith more
- woman suspect dead at 'tarzan' actor ron ely's california residence

Candidatos:

- (0) 'one in a million' deer captured on camera in michigan woods
- (0) car of marine linked to virginia slaying is found in south carolina authorities say
- (1) abandoned 'unicorn' puppy has a tail on its head

Usuario 2

Historial:

- pistons interested in frank ntilikina
- zimmerman saves no hitter then martinez ends it
- iran decries 'cowardly attack' on oil tanker
- canadian snowbird plane crashes during atlanta air show
- nlcs game 4 highlights cardinals vs nationals

Candidatos:

- (1) report carmelo anthony returning to nba with trail blazers

Usuario 3

Historial:

- america's largest auto retailer sells customers defective used cars report says
- every team's best play week 6
- nfl world reacts to officials handing packers win over lions
- the amelia earhart mystery stays down in the deep
- a former nazi bunker in germany is being turned into a luxury hotel with a 5 storey roof garden

Candidatos:

- (0) 'one in a million' deer captured on camera in michigan woods
- (0) i moved from the us to the uk here are the 8 things that surprised me the most
- (0) cat completely destroys toilet roll
- (0) can a ford raptor fully charge a tesla model 3 by towing it
- (0) video shows a boeing 737 plane carrying 196 people burst into flames just after landing at an egyptian airport
- (0) three classic cars stolen from ca car show
- (0) support for marijuana legalization is at an all time high in a new poll
- (0) richard sherman tells nfl players to save their money and prepare for a strike
- (1) can you answer these real jeopardy questions about tv shows

Usuario 4

Historial:

- fashion hits and misses for october 2019
- trace adkins ties the knot in new orleans
- travis scott and kylie jenner's daughter adorably dances to dad's song
- target raised wages but some workers say their hours were cut leaving them struggling
- miguel cervantes' wife reveals daughter 3 'died in my arms' after entering hospice care

Candidatos:

- (0) celebrity plastic surgery transformations
- (0) week in celebrity photos for nov 11 15 2019
- (0) welcome to the world all of the celebrity babies who've made their debuts in 2019
- (0) demi lovato debuts new boyfriend plus more celeb love life news for mid november 2019
- (0) prince albert on twins jacques and gabriella they're starting to say 'are we there yet '
- (0) lamar odom is engaged to girlfriend sabrina parr see her stunning ring
- (0) archie's photo album prince harry duchess meghan's royal baby
- (0) marcia cross' anal cancer may have been linked to hpv she wants people to know they could have the virus
- (0) victim in kevin hart's car accident speaks out for 1st time
- (0) stars who've lived with their parents
- (0) flames' brodie discharged from hospital after collapsing at practice
- (0) what 40 celebrities look like without their signature looks
- (0) meghan markle and prince harry won't spend christmas with queen elizabeth at sandringham this year
- (0) see what your favorite stars look like without makeup
- (0) hearing set for man charged in alabama woman's disappearance
- (0) what chrissy teigen eats in a day to stay fit and glowing
- (0) 15 themed christmas trees that will make you rethink your holiday decor
- (0) the latest on brad pitt and angelina jolie's post split relationship plus more news
- (0) 50 genius gift wrapping ideas to try this holiday season
- (0) cannabis use disorder is rising in u s states where weed is legal
- (0) teresa giudice opens up about her future with husband joe and the cheating rumors exclusive
- (0) gospel singer tamela mann lost 40 pounds by overhauling her lifestyle
- (0) ufc fighter walt harris wife believe missing stepdaughter was set up to be kidnapped
- (0) 65 best fall soups that will warm you and your family up all season long
- (0) teen daughters 'pre create' a wedding day so they could dance with their father after he was diagnosed with terminal
- (0) 38 men who were worthy competitors for john legend's sexiest man alive title
- (0) these tiny christmas tree ideas are perfect if you have no space
- (0) model 23 didn't know she was pregnant until she gave birth to a full term baby in her bathroom
- (1) from idris elba to richard gere all the sexiest man alive covers

Usuario 5

Historial:

- feds to drop weapons charges to protect gun control efforts sources say
- with linz open semis win coco gauff becomes youngest wta finalist in 15 years
- soldier wounded searching for bergdahl dies
- giuliani 'disappointed' in bolton amid claim he told aide to alert lawyer to ukraine probe
- gov cuomo drops n word in radio interview while talking about discrimination against italian americans

Candidatos:

- (0) wwe wrestler jordan myles quits in expletive filled rant as he brands the company racist
- (0) judge calls usc dad a 'thief' gives longest prison sentence so far in college admissions scandal
- (0) 'one in a million' deer captured on camera in michigan woods
- (0) survivor contestant accused of 'inappropriate touching' 2 players admit to using allegations to win
- (0) richard sherman tells nfl players to save their money and prepare for a strike
- (0) kiss cancel 'end of the road' tour of australia and new zealand due to illness
- (0) can you answer these real jeopardy questions about tv shows
- (1) top putin aide named by mh17 airliner investigators

Usuario 4

Historial (hasta 1000 ítems):

- snakehead fish that survives on land was discovered in georgia officials want it dead
- couple didn't know why car was running strangely then they popped the hood
- farmers in idaho rallied to harvest a neighbor's potatoes as a deep freeze threatened to ruin them
- hennessey venom f5's engine makes 1 817 hp fury comes standard
- how elizabeth warren could 'vaporize' america's oil boom
- 'a passionate guy' ex nascar team owner found dead in ohio river near louisville
- this is saleen's new gt4 race car
- dick's sporting goods ceo quietly tests presidential bid
- eric tse 24 just became a billionaire overnight
- the permian basin is facing its biggest threat yet
- jeff bezos lost about 7 billion on thursday
- florida needs python hunters a man in iran is one of thousands applying for the job
- 'go back to work' outcry over deaths on amazon's warehouse floor
- navy's 13 billion carrier needs another 197 million in fixes
- nunes aide is leaking the ukraine whistleblower's name sources say
- whoa pony 2020 ford mustang shelby gt500 lays down 10 614 second quarter mile
- 2020 shelby gt500 which options and packages are worth getting
- ford plans to close engine plant in michigan as part of uaw deal
- elizabeth warren's days defending big corporations
- alaska mine could generate 1 billion a year is it worth the risk to salmon

- 691 145 californians left last year what state did they go to
- pamelanda anderson gets backlash after wearing a native american headdress for halloween
- bogus warren quote ignites immigration anger
- jimmy garoppolo addresses erin andrews interview by saying he uses 'baby' 500 times a game

Candidatos:

- (0) 'one in a million' deer captured on camera in michigan woods
- (0) 'don't stay silent' democrats lash out as gop blocks gun measure amid school shooting
- (1) 2021 ford mustang mach e this electric suv is a mustang family member

Usuario 5

Historial (hasta 1000 ítems):

- a texas mom is going to prison after putting her son through unnecessary medical procedures
- ohio voters express angst over impeachment
- amazon is shipping expired baby formula and beef jerky putting big brands at risk
- tornado touched down in northern dallas national weather service says
- 3 row suvs compared explorer telluride palisade enclave and cx 9
- highest paid musicians in 2019
- north texas couple moving into new home sees it destroyed by tornado
- jennifer lawrence hired a food truck for her wedding and the owner had no idea who she was
- four flight attendants were arrested in miami's airport after bringing in thousands in cash police say
- why aren't more women getting mammograms
- chicago mayor set to unveil budget plan for huge deficit
- 10 best cities to visit in winter
- why 1 million children were kicked off medicaid
- how 17 under 50 women learned they had breast cancer and what helped them through it
- one family built forever 21 and fueled its collapse
- tv reporter fired after climbing on cars live at auto show
- eric tse 24 just became a billionaire overnight
- where to get a flu shot walmart cvs walgreens and more
- retired doctor 67 gives birth in china after getting 'pregnant naturally'
- nearly 400m worth of cocaine and marijuana intercepted by us coast guard
- kevin spacey won't be charged in sexual assault case after accuser dies
- how to open a can without a can opener
- the average retirement age in every state
- 5 charged in alcohol poisoning death of uc irvine fraternity brother
- heidi klum's 2019 halloween costume transformation is mind blowing but like what is it
- explosive new wildfire drives thousands from homes near los angeles
- girl 7 critically wounded in shooting while trick or treating in little village on southwest side suspect in custody
- small tweaks to make your thanksgiving foods slightly healthier
- 12 fall landscaping mistakes to know and avoid

- kristen stewart is planning to propose to her girlfriend plus more celeb love life news for early november 2019
- donald trump jr reflects on explosive 'view' chat 'i don't think they like me much anymore'

Candidatos:

- (0) lasik eye surgery should be taken off market ex fda adviser says
- (0) 'one in a million' deer captured on camera in michigan woods
- (0) family told to take down christmas display because it's too soon to decorate
- (0) walmart releases black friday ad with 129 apple watch tv deals electronics doorbusters
- (0) wwe wrestler jordan myles quits in expletive filled rant as he brands the company racist
- (1) small canadian island irate that americans keep opening their mail