Modelo híbrido de recomendación educativa basado en la integración de múltiples fuentes de información y modelado secuencial

Francisco de Paula Algar[1], José María Luna[1,2] y Amelia Zafra[1,2]

[1] Departamento de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Córdoba, Córdoba, España
[2] Instituto Andaluz Interuniversitario en Data Science and Computational Intelligence (DaSCI)
{i12almuf,jmluna,azafra}@uco.es

Resumen El crecimiento de las plataformas de aprendizaje en línea ha impulsado el uso de sistemas de recomendación educativa para mejorar la experiencia de aprendizaje y facilitar la selección de recursos formativos. Sin embargo, la dispersión y heterogeneidad de la información disponible dificultan la generación de recomendaciones precisas. En este trabajo se propone un modelo híbrido de recomendación educativa que integra interacciones usuario-ítem, atributos de usuarios e ítems y la evolución temporal de las preferencias. La arquitectura combina un codificador basado en grafos, codificadores neuronales de atributos, un módulo secuencial de autoatención, una función de puntuación no lineal y un mecanismo de aprendizaje contrastivo para mejorar la robustez de las representaciones. El modelo se evalúa sobre el conjunto de datos MARS y se compara con métodos representativos de recomendación colaborativa, recomendación basada en grafos, recomendación secuencial y aprendizaje autosupervisado. Los resultados muestran que, aunque los modelos secuenciales obtienen mejores valores en la métrica Hit, la propuesta obtiene mejores resultados en las métricas NDCG y MRR, indicando una mayor capacidad para priorizar recursos relevantes en las primeras posiciones, lo cual es especialmente relevante en entornos educativos.

Keywords: Sistemas de recomendación educativa · modelos híbridos · modelos secuenciales · modelos basados en grafos · aprendizaje contrastivo

1. Introducción

El crecimiento de las plataformas de aprendizaje en línea y, en particular, de los MOOCs (*Massive Open Online Courses*), ha ampliado de forma significativa el acceso a recursos educativos. Sin embargo, esta abundancia de contenidos también genera nuevos desafíos: los estudiantes deben elegir entre una gran cantidad de cursos, materiales y trayectorias posibles, lo que puede producir sobrecarga de información y dificultar la selección de recursos adecuados a sus necesidades, conocimientos previos e intereses [8].

En este contexto, los sistemas de recomendación educativa permiten personalizar la experiencia de aprendizaje y ayudar al estudiante a descubrir recursos relevantes [15]. A diferencia de otros dominios, la recomendación educativa no solo busca maximizar la probabilidad de interacción, sino también apoyar procesos de aprendizaje efectivos. Por ello, resulta importante considerar el perfil del estudiante, su historial de interacción, las características de los recursos y, cuando sea posible, el contexto en el que se produce la interacción [9].

En los últimos años, se han propuesto modelos de recomendación educativa basados en aprendizaje profundo, grafos y arquitecturas secuenciales [1,11]. Los enfoques neuronales permiten capturar relaciones no lineales entre usuarios e ítems [6]; los modelos basados en grafos aprovechan la estructura de las interacciones y las relaciones entre entidades [5,19]; y las arquitecturas secuenciales modelan la evolución temporal de las preferencias a partir del historial del estudiante [7,16]. Asimismo, algunos trabajos incorporan grafos de conocimiento e información contextual para enriquecer las representaciones y adaptar las recomendaciones a las características del proceso educativo [24,23].

A pesar de estos avances, los sistemas de recomendación educativa continúan enfrentándose a importantes limitaciones [9]. Los datos suelen ser dispersos, muchos estudiantes interactúan con pocos recursos y la información disponible puede ser heterogénea, incluyendo atributos estructurados, contexto y descripciones textuales. Además, persisten problemas relacionados con la integración conjunta de estas fuentes de información, la falta de conjuntos de datos y protocolos de evaluación homogéneos, la interpretabilidad, la equidad y la presencia de sesgos, especialmente relevantes cuando las recomendaciones pueden influir en las trayectorias formativas de los estudiantes [18,3]. En este trabajo se propone un modelo híbrido de recomendación educativa que integra información heterogénea y se adapta a las fuentes disponibles en cada caso. El modelo combina un codificador basado en grafos para capturar la estructura colaborativa, codificadores de atributos para explotar la información disponible de usuarios e ítems y un módulo secuencial para modelar la evolución temporal de las preferencias. Además, incorpora una función de puntuación no lineal y un mecanismo de aprendizaje contrastivo orientado a mejorar la robustez de las representaciones. El modelo se evalúa sobre el conjunto de datos MARS [4] y se compara con métodos representativos de distintas familias del estado del arte, obteniendo los mejores valores de NDCG y MRR. Tanto el código como los datos utilizados se encuentran disponibles en la plataforma GitHub.[3]

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera: la Sección 2 presenta el trabajo relacionado, la Sección 3 describe el modelo propuesto, la Sección 4 detalla el estudio experimental, la Sección 5 analiza los resultados obtenidos y, finalmente, la Sección 6 recoge las conclusiones y líneas futuras de investigación.

[3] https://github.com/Pacatro/EDuRec

2. Trabajo relacionado

El crecimiento exponencial de los recursos educativos en plataformas en línea, especialmente en entornos MOOC, ha convertido a los sistemas de recomendación en una herramienta clave para personalizar el aprendizaje y mejorar la experiencia de los estudiantes [8]. En los últimos años, la recomendación educativa ha evolucionado desde enfoques tradicionales basados solamente en las interacciones usuario-ítem hacia modelos más avanzados que integran aprendizaje profundo, grafos de conocimiento y análisis secuencial del comportamiento [17,15].

La Tabla 1 muestra los principales enfoques en los sistemas de recomendación educativa. Inicialmente, los métodos basados en filtrado colaborativo inferían preferencias a partir del historial de interacciones [20], aunque presentan limitaciones como la dispersión de datos, el arranque en frío y la falta de información semántica. Para superarlas, surgieron modelos de aprendizaje profundo, como NCF [6], capaces de capturar interacciones no lineales.

Tabla 1. Resumen de enfoques de sistemas de recomendación en entornos educativos.

Enfoque	**Descripción**	**Referencia**	**Limitaciones**
Filtrado colaborativo	Basados en interacciones usuario–ítem y modelado no lineal de preferencias.	CF [20], NCF [6]	Alta dispersión, arranque en frío y escasa información semántica.
Grafos de conocimiento y GNN	Incorporan relaciones semánticas para enriquecer las representaciones.	FKGCF [21], POCR [22], MKCR [1]	Dependencia de grafos complejos y alto coste de construcción y mantenimiento.
Modelos secuenciales	Capturan la evolución temporal de las preferencias y la progresión del aprendizaje.	RNN, LSTM, KSCR [2]	Dificultad para modelar dependencias largas y relaciones complejas en secuencias extensas.
Enfoques híbridos	Combinan grafos con atributos, contexto y otras fuentes de información heterogénea.	DEKGCI [24], IDRMI [23]	Integración incompleta, dispersión y alta complejidad del modelado.

Posteriormente, los enfoques basados en grafos de conocimiento y GNN, como FKGCF [21], POCR [22] y MKCR [1], han permitido enriquecer las representaciones mediante relaciones semánticas, mientras que los modelos secuenciales (RNN, LSTM, KSCR [2]) han abordado la naturaleza dinámica de las preferencias. Más recientemente, los enfoques híbridos, como DEKGCI [24] e IDRMI [23], combinan múltiples fuentes de información para mejorar tanto la precisión como la explicabilidad.

A pesar de estos avances, la integración conjunta de múltiples fuentes de información, el modelado temporal a largo plazo y la robustez ante datos dispersos continúan siendo retos abiertos [11]. En este contexto, la propuesta de este trabajo combina información colaborativa mediante LightGCN [5], atributos estructurados y representaciones textuales, junto con un modelado secuencial

basado en SASRec [7]. Además, incorpora una función de puntuación no lineal basada en una MLP y una regularización contrastiva mediante InfoNCE [13], integrando todas las fuentes de información en un entrenamiento conjunto *end-to-end*.

3. Método propuesto

Se propone una arquitectura híbrida de recomendación educativa que integra tres fuentes de información complementarias: la estructura colaborativa de las interacciones usuario-ítem, los atributos de usuarios e ítems y la evolución secuencial de las preferencias. Para ello, combina un codificador basado en LightGCN, codificadores neuronales de atributos y un módulo secuencial de autoatención basado en SASRec.

Las representaciones generadas por estos componentes se proyectan en un espacio latente común y se integran para estimar la relevancia de los recursos mediante una función de puntuación no lineal. Además, durante el entrenamiento se aplica aprendizaje contrastivo sobre el grafo de interacciones para mejorar la robustez de las representaciones frente al ruido y la dispersión de los datos. La Figura 1 muestra la arquitectura general del método.

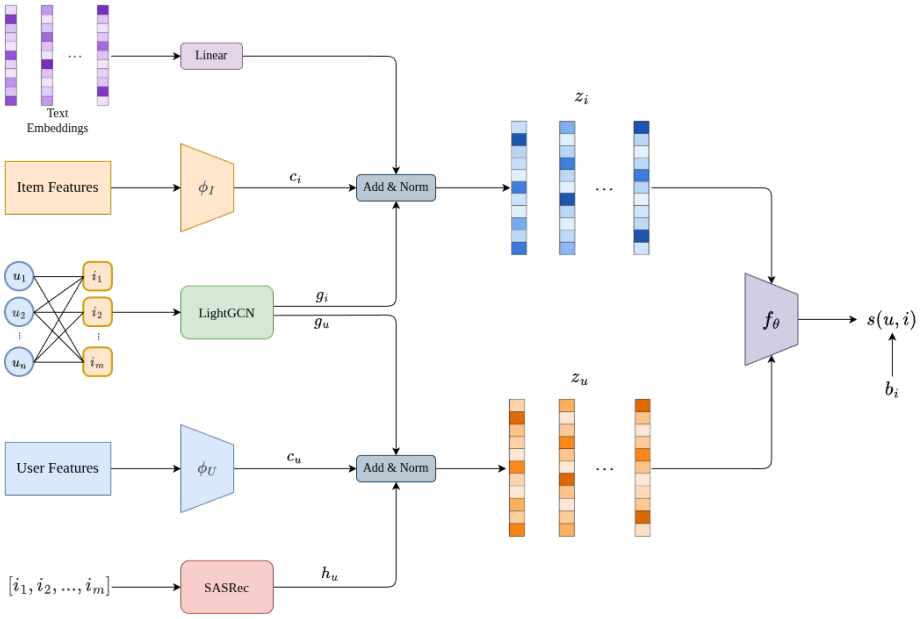


Figura 1. Arquitectura general del modelo propuesto.

3.1. Representación e integración de señales

Sea $\mathcal{U}$ el conjunto de usuarios, $\mathcal{I}$ el conjunto de ítems y $\mathcal{R}$ el conjunto de interacciones. El objetivo es aprender una función $s(u, i)$ que asigne puntuaciones elevadas a los ítems relevantes para cada usuario.

Los datos se organizan en tablas de usuarios, ítems e interacciones. Estas últimas se utilizan para definir la relevancia, construir el grafo colaborativo y generar los historiales secuenciales. En conjuntos con valoraciones explícitas, una interacción se considera positiva cuando su valoración es igual o superior a la valoración media del usuario en el conjunto de entrenamiento:

$$y_{u,i} = \mathbb{I}\left[r_{u,i} \geq \bar{r}_u\right], \tag{1}$$

donde $r_{u,i}$ es la valoración observada y $\bar{r}_u$ su media de entrenamiento. En datos implícitos, todas las interacciones observadas se consideran positivas. La división en entrenamiento, validación y prueba se realiza por usuario, reservando las interacciones más recientes para evaluación cuando existe información temporal.

Los atributos numéricos se imputan y escalan, mientras que los categóricos y multietiqueta se transforman en representaciones discretas. Los textos de los ítems se codifican utilizando el modelo *paraphrase-MiniLM-L3-v2* [12]. Así, x_u representa los atributos del usuario, y x_i^{struct} y x_i^{text} los atributos estructurados y textuales del ítem.

El problema se formula como predicción del siguiente ítem. Para cada interacción positiva se construye una consulta con las L interacciones anteriores:

$$q = \left(u, h_u^{\text{items}}, h_u^{\text{ctx}}, m_u, i^+\right), \tag{2}$$

donde h_u^{items} es el historial de ítems, h_u^{ctx} la información contextual, m_u la máscara de posiciones válidas e i^+ el ítem objetivo.

Todas las señales se proyectan en un espacio latente de dimensión d. Los codificadores de atributos generan:

$$c_u = \phi_U(x_u), \qquad c_i = \phi_I(x_i^{\text{struct}}), \tag{3}$$

donde ϕ_U y ϕ_I son los codificadores de atributos.

Finalmente, las señales colaborativas, de atributos y secuencial se combinan mediante suma residual y normalización. En el caso de los ítems, también se incorpora la proyección textual $W_{\text{text}} x_i^{\text{text}}$, que se omite cuando no existe texto disponible:

$$z_u = \text{LN}\left(g_u + c_u + h_u\right), \qquad z_i = \text{LN}\left(g_i + c_i + W_{\text{text}} x_i^{\text{text}}\right). \tag{4}$$

Las representaciones finales z_u y z_i integran la información utilizada para estimar la relevancia de cada par usuario-ítem.

Codificador colaborativo basado en grafo. Las interacciones positivas se representan mediante un grafo bipartito cuyos nodos corresponden a usuarios e ítems y cuyas aristas indican las relaciones observadas entre ellos. Sobre este grafo se aplica un codificador inspirado en LightGCN [5], que propaga información entre nodos conectados a lo largo de varias capas. El módulo produce los embeddings g_u y g_i, que resumen la estructura global de las interacciones y permiten capturar similitudes entre usuarios con patrones de consumo próximos y entre ítems utilizados por perfiles similares.

Codificadores de atributos. Los atributos de usuarios e ítems se procesan mediante codificadores neuronales independientes. Estos módulos transforman información heterogénea, como variables numéricas, categóricas y multietiqueta, en las representaciones latentes c_u y c_i. Estas señales permiten caracterizar usuarios e ítems incluso cuando disponen de pocas interacciones y complementan la información obtenida del grafo colaborativo.

Codificador secuencial. La evolución temporal de las preferencias se modela mediante un codificador basado en SASRec [7]. El módulo recibe la secuencia ordenada de ítems del historial, junto con sus posiciones, la máscara de elementos válidos y la información contextual disponible. Su salida h_u se obtiene a partir de la última posición válida de la secuencia y resume los intereses recientes del usuario.

3.2. Función de puntuación

Para calcular la relevancia de un ítem candidato, las representaciones finales del usuario y del ítem se concatenan:

$$o_{u,i} = z_u \| z_i, \tag{5}$$

donde $\|$ representa la concatenación de vectores. El vector resultante se procesa mediante una red neuronal multicapa:

$$s(u,i) = f_\theta\left(o_{u,i}\right) + b_i, \tag{6}$$

donde f_θ es una MLP parametrizada por θ y b_i es un sesgo específico del ítem. A diferencia de una función basada únicamente en el producto escalar, esta formulación permite modelar relaciones no lineales entre las señales colaborativa, secuencial y de atributos.

Durante la inferencia, se calcula $s(u,i)$ para los ítems candidatos y estos se ordenan de mayor a menor puntuación para generar la lista de recomendaciones.

3.3. Entrenamiento

Todos los parámetros de la arquitectura se optimizan conjuntamente mediante una función objetivo compuesta por una pérdida de recomendación y una

regularización contrastiva. Para cada consulta q, la pérdida de recomendación favorece que el ítem positivo i^+ obtenga una puntuación superior a la de los demás candidatos:

$$\mathcal{L}_{\text{rec}} = -\sum_{q \in \mathcal{Q}} \log \frac{\exp\left(s(u, i^+)\right)}{\sum_{j \in \mathcal{C}_q} \exp\left(s(u, j)\right)}, \tag{7}$$

donde $\mathcal{Q}$ es el conjunto de consultas de entrenamiento y $\mathcal{C}_q$ contiene el ítem positivo y los ítems negativos considerados para la consulta.

Además, durante el entrenamiento se generan dos vistas alternativas del grafo mediante la eliminación aleatoria de aristas. Ambas vistas se procesan con el codificador colaborativo y las representaciones resultantes se comparan mediante una pérdida InfoNCE [13], aplicada tanto a los nodos de usuario como a los nodos de ítem. Este objetivo aproxima las representaciones de un mismo nodo obtenidas a partir de las dos vistas y las separa de las correspondientes a otros nodos, mejorando su estabilidad frente a pequeñas perturbaciones de la estructura de interacción.

La función objetivo completa se define como:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{rec}} + \alpha \mathcal{L}_{\text{gcl}}, \tag{8}$$

donde $\mathcal{L}_{\text{gcl}}$ es la pérdida contrastiva sobre el grafo y α controla su contribución respecto a la pérdida principal. Las perturbaciones del grafo y la regularización contrastiva se utilizan únicamente durante el entrenamiento. En validación y prueba se emplea el grafo original y las recomendaciones se generan directamente a partir de las puntuaciones del modelo.

4. Estudio experimental

En esta sección se describen el conjunto de datos, los modelos de referencia, las métricas y la configuración empleados para evaluar el modelo propuesto.

4.1. Conjunto de datos utilizado

La evaluación experimental se realizó con MARS [4], un conjunto de datos procedente de Mandarine Academy, una plataforma de formación en línea con recursos educativos como tutoriales, casos de uso y *webcasts*. El conjunto incluye versiones en francés e inglés y se estructura en usuarios, ítems e interacciones. Sus principales características se resumen en la Tabla 2.

Las interacciones con valoración incluyen el porcentaje de visualización del recurso, convertido a una escala de 1 a 10. En este estudio se utilizaron exclusivamente estas interacciones, mientras que la fecha asociada a cada evento se empleó para ordenar los historiales de usuario y construir las secuencias de entrada del modelo.

Tabla 2. Resumen del conjunto de datos MARS.

Característica	Francés	Inglés
Usuarios totales	121.345	9.902
Ítems totales	1.451	1.167
Interacciones con valoración	85.339	3.659
Usuarios con valoración	9.789	822
Ítems con valoración	1.350	776
Interacciones de navegación	253.827	21.908

4.2. Modelos evaluados

El modelo propuesto se comparó con siete métodos de referencia de la librería RecBole [25]. La selección incluye diferentes familias de sistemas de recomendación. En particular, se incluyen enfoques basados en similitud (ItemKNN) [14], filtrado colaborativo neuronal (NeuMF) [6], modelos basados en grafos (LightGCN) [5], autoencoders (MultiVAE) [10], aprendizaje contrastivo sobre grafos (SGL) [19] y modelos secuenciales (SASRec [7], BERT4Rec [16]). Esta selección permite cubrir las principales estrategias de modelado del estado del arte y, al mismo tiempo, contextualizar el rendimiento de la propuesta frente a enfoques que explotan de manera independiente señales colaborativas, estructurales y secuenciales, así como estrategias autosupervisadas.

4.3. Métricas de evaluación

La evaluación se plantea como una tarea de recomendación top-k, considerando $k \in \{5, 10, 20\}$. Se utilizan las siguientes métricas:

- NDCG@k: mide la calidad global de la ordenación, penalizando que los ítems relevantes aparezcan en posiciones bajas.
- MRR@k: evalúa la posición del primer ítem relevante, favoreciendo que aparezca al inicio del ranking.
- Hit@k: indica si al menos uno de los ítems relevantes para el usuario aparece entre las primeras k recomendaciones.

En todas las métricas, los valores mayores indican un mejor rendimiento. NDCG@20 se utilizó como criterio principal para seleccionar el mejor punto de entrenamiento.

4.4. Configuración de los experimentos

El modelo propuesto utilizó atributos de usuarios e ítems, el grafo de interacciones e historiales secuenciales, con representaciones de dimensión 128, dos capas de LightGCN y un módulo secuencial de dos bloques, cuatro cabezas de atención, dimensión interna 512, *dropout* de 0,15 e historiales de hasta 50 interacciones. El aprendizaje contrastivo empleó una eliminación de aristas con

probabilidad de 0,2, temperatura de 0,15, reducción media y un peso de 0,05 en la pérdida total.

Todos los modelos se entrenaron durante un máximo de 150 épocas, con una tasa de aprendizaje de $2 \cdot 10^{-4}$, *weight decay* de 10^{-4}, un tamaño de *batch* de 128 y parada temprana con una paciencia de 5 épocas, considerando una mejora mínima de 0,001 en NDCG@20. Se utilizaron las mismas particiones y valores $k \in \{5, 10, 20\}$, respetando el orden temporal en los modelos secuenciales.

El objetivo de estos experimentos fue proporcionar una validación inicial de la propuesta y analizar su comportamiento frente a distintos enfoques representativos del estado del arte. Todos los modelos se evaluaron bajo una configuración común, dejando para trabajos futuros una optimización más exhaustiva de hiperparámetros y un análisis detallado de los distintos componentes de la arquitectura.

5. Resultados y discusión

Los resultados obtenidos sobre el conjunto de datos MARS se muestran en la Tabla 3. De forma general, se observa que los modelos que incorporan información secuencial logran un rendimiento superior a aquellos basados únicamente en interacciones estáticas, como los enfoques colaborativos, de reconstrucción o basados exclusivamente en grafos. Este comportamiento evidencia que el orden temporal de las interacciones constituye una señal relevante en este dominio y que modelar la evolución de las preferencias resulta clave para obtener recomendaciones precisas.

En este contexto, el modelo propuesto alcanza los mejores valores de NDCG y MRR en todos los puntos de corte evaluados, aunque las diferencias respecto a los modelos secuenciales son relativamente reducidas. Este resultado refleja una mayor capacidad para ordenar los recursos relevantes y situarlos en las primeras posiciones de la lista de recomendación. En la métrica Hit, los modelos secuenciales, en particular SASRec, obtienen los valores más altos, si bien las diferencias respecto al modelo propuesto son también reducidas, especialmente para valores bajos de k.

Estos resultados sugieren que la principal diferencia entre estos modelos no reside tanto en su capacidad para localizar recursos relevantes, sino en la posición asignada a dichos recursos. Mientras que SASRec alcanza una proporción ligeramente mayor de usuarios cuando se consideran listas más extensas, el modelo propuesto prioriza mejor los elementos relevantes dentro del ranking, como reflejan los resultados de NDCG y MRR. En un entorno educativo, esta característica resulta especialmente valiosa, ya que los estudiantes suelen concentrar su atención en los primeros recursos presentados. En este contexto, no solo es importante que la lista contenga elementos relevantes, sino que estos aparezcan en las primeras posiciones para aumentar su visibilidad y facilitar su selección.

Aun con su carácter preliminar, los resultados obtenidos sugieren que la propuesta es prometedora. Se espera que una evaluación experimental más exhaustiva, junto con un ajuste más específico y un análisis de ablación detallado, permita

evaluar con mayor precisión su capacidad de adaptación a distintos conjuntos de datos y niveles de información disponible, así como su comportamiento en un conjunto más amplio de métricas. Este aspecto resulta especialmente relevante en el ámbito educativo, donde la heterogeneidad de los datos y de las fuentes de información dificulta tanto la construcción como la evaluación y comparación de sistemas de recomendación en un mismo contexto.

Tabla 3. Resultados sobre MARS. Los mejores resultados de cada métrica se muestran en negrita.

	NDCG			**MRR**			**Hit**		
Modelo	**@5**	**@10**	**@20**	**@5**	**@10**	**@20**	**@5**	**@10**	**@20**
Propuesta	**0,4544**	**0,4717**	**0,4875**	**0,4194**	**0,4219**	**0,4227**	0,5108	0,5647	0,6273
ItemKNN	0,2041	0,2245	0,2414	0,2019	0,2110	0,2157	0,2923	0,3593	0,4265
NeuMF	0,1947	0,2203	0,2436	0,1954	0,2082	0,2146	0,3028	0,3994	0,4925
LightGCN	0,1895	0,2151	0,2397	0,1870	0,1992	0,2059	0,3002	0,3936	0,4912
MultiVAE	0,2065	0,2325	0,2587	0,2055	0,2178	0,2252	0,3205	0,4123	0,5189
SGL	0,1858	0,2121	0,2337	0,1847	0,1973	0,2031	0,2954	0,3886	0,4751
SASRec	0,4280	0,4514	0,4681	0,4003	0,4100	0,4147	**0,5113**	**0,5834**	**0,6494**
BERT4Rec	0,4297	0,4487	0,4624	0,4088	0,4166	0,4203	0,4925	0,5514	0,6057

6. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado un modelo híbrido de recomendación educativa que integra información colaborativa, atributos de usuarios e ítems y el comportamiento secuencial de los estudiantes en una arquitectura unificada. La combinación de estas señales, junto con un mecanismo de fusión en un espacio latente común, permite obtener representaciones más completas que capturan tanto las preferencias generales del usuario como sus intereses recientes y las características de los recursos educativos. Asimismo, el aprendizaje contrastivo se incorpora con el objetivo de mejorar la robustez de las representaciones en escenarios con alta dispersión de datos. Los resultados sobre MARS muestran que los modelos secuenciales superan a los enfoques estáticos, evidenciando la importancia de la dinámica temporal. La propuesta obtiene los mejores valores de NDCG y MRR, con diferencias reducidas frente a los modelos secuenciales, mientras que estos últimos, especialmente SASRec, destacan ligeramente en Hit. En conjunto, el modelo propuesto mejora la priorización de recursos relevantes en las primeras posiciones del ranking, aspecto clave en entornos educativos donde la atención se concentra en los primeros resultados.

Como trabajo futuro, se plantea ampliar el estudio experimental con otros conjuntos de datos, métricas y modelos, así como analizar en detalle la contribución de cada componente de la propuesta mediante estudios de ablación. Finalmente, sería de interés explorar estrategias que permitan mejorar el rendimiento y considerar criterios adicionales como la diversidad, la progresión educativa, la explicabilidad y la equidad de las recomendaciones.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada parcialmente por los proyectos PID2023-148396NB-I00 del Ministerio de Ciencia e Innovación y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional y por el proyecto ProyExcel-0069 de la Consejería de Universidad, Investigación e Innovación de la Junta de Andalucía.

Referencias

1. Chen, X., Sun, Y., Zhou, T., Wen, Y., Zhang, F., Zeng, Q.: Recommending online course resources based on knowledge graph. In: International Conference on Web Information Systems and Applications. pp. 581–588. Springer (2022)
2. Deng, W., Zhu, P., Chen, H., Yuan, T., Wu, J.: Knowledge-aware sequence modelling with deep learning for online course recommendation. Information Processing & Management **60**(4), 103377 (2023)
3. Frej, J., Shah, N., Knezevic, M., Nazaretsky, T., Käser, T.: Finding paths for explainable mooc recommendation: A learner perspective. In: Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. p. 426–437. LAK '24, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA (2024). https://doi.org/10.1145/3636555.3636898, https://doi.org/10.1145/3636555.3636898
4. Hafsa, M., Wattebled, P., Jacques, J., Jourdan, L.: E-learning recommender system dataset. Data in Brief **47**, 108942 (2023). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.108942, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352340923000604
5. He, X., Deng, K., Wang, X., Li, Y., Zhang, Y., Wang, M.: Lightgcn: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation. CoRR **abs/2002.02126** (2020), https://arxiv.org/abs/2002.02126
6. He, X., Liao, L., Zhang, H., Nie, L., Hu, X., Chua, T.S.: Neural collaborative filtering. In: Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. pp. 173–182. International World Wide Web Conferences Steering Committee (2017). https://doi.org/10.1145/3038912.3052569
7. Kang, W., McAuley, J.J.: Self-attentive sequential recommendation. CoRR **abs/1808.09781** (2018), http://arxiv.org/abs/1808.09781
8. Khalid, A., Lundqvist, K., Yates, A.: Recommender systems for moocs: A systematic literature survey. The International Review of Research in Open and Distributed Learning **21**(4), 255–291 (2020). https://doi.org/10.19173/irrodl.v21i4.4643
9. Khalifeh, F., Santiago, R., Palau, R.: Redefining personalized learning in the artificial intelligence era: An updated systematic review from 2019 to 2025. Smart Learning Environments **13**(1), 19 (2026). https://doi.org/10.1186/s40561-026-00440-6
10. Liang, D., Krishnan, R.G., Hoffman, M.D., Jebara, T.: Variational autoencoders for collaborative filtering. In: Proceedings of The Web Conference 2018. pp. 689–698. International World Wide Web Conferences Steering Committee (2018). https://doi.org/10.1145/3178876.3186150
11. Ramazanova, V., Sambetbayeva, M., Serikbayeva, S., Yerimbetova, A., Lamasheva, Z., Sadirmekova, Z., Kalman, G.: Curriculum–vacancy–course recommendation model based on knowledge graphs, sentence transformers, and graph neural networks. Technologies **13**(8), 340 (2025)

12. Reimers, N., Gurevych, I.: Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. pp. 3973–3983 (01 2019). https://doi.org/10.18653/v1/D19-1410
13. Rusak, E., Reizinger, P., Juhos, A., Bringmann, O., Zimmermann, R.S., Brendel, W.: Infonce: Identifying the gap between theory and practice (2025), https://arxiv.org/abs/2407.00143
14. Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Riedl, J.: Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In: Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web. pp. 285–295 (2001). https://doi.org/10.1145/371920.372071
15. da Silva, F.L., Slodkowski, B.K., da Silva, K.K.A., Cazella, S.C.: A systematic literature review on educational recommender systems for teaching and learning: research trends, limitations and opportunities. Education and Information Technologies **28**, 3289–3328 (2023). https://doi.org/10.1007/s10639-022-11341-9
16. Sun, F., Liu, J., Wu, J., Pei, C., Lin, X., Ou, W., Jiang, P.: Bert4rec: Sequential recommendation with bidirectional encoder representations from transformer. In: Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. pp. 1441–1450. ACM (2019). https://doi.org/10.1145/3357384.3357895
17. Uddin, I., Imran, A.S., Muhammad, K., Fayyaz, N., Sajjad, M.: A systematic mapping review on mooc recommender systems. IEEE Access **9**, 118379–118405 (2021). https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3101030
18. Wang, Y., Ma, W., Zhang, M., Liu, Y., Ma, S.: A survey on the fairness of recommender systems. arXiv preprint arXiv:2206.03761 (2022)
19. Wu, J., Wang, X., Feng, F., He, X., Chen, L., Lian, J., Xie, X.: Self-supervised graph learning for recommendation. In: Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. pp. 726–735 (2021). https://doi.org/10.1145/3404835.3462862
20. Wu, L., He, X., Wang, X., Zhang, K., Wang, M.: A survey on accuracy-oriented neural recommendation: From collaborative filtering to information-rich recommendation. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering **35**(5), 4425–4445 (2023). https://doi.org/10.1109/TKDE.2022.3145690
21. Xu, G., Jia, G., Shi, L., Zhang, Z.: Personalized course recommendation system fusing with knowledge graph and collaborative filtering. Computational Intelligence and Neuroscience **2021**(1), 9590502 (2021)
22. Yang, S., Cai, X.: Bilateral knowledge graph enhanced online course recommendation. Information Systems **107**, 102000 (2022)
23. Yang, Y., Peng, X., Chen, M., Liu, S.: An explainable graph-based course recommendation model based on multiple interest factors. Expert Systems with Applications **264**, 125889 (2025)
24. Yang, Y., Zeng, Z., Jiang, S., Chen, M., Shang, R.: Dekgci: A double-ended recommendation model for integrating knowledge graph and user–item interaction graph. The Journal of Supercomputing **80**(16), 24781–24800 (2024)
25. Zhao, W.X., Mu, S., Hou, Y., Lin, Z., Chen, Y., Pan, X., Li, K., Lu, Y., Wang, H., Tian, C., Min, Y., Feng, Z., Fan, X., Chen, X., Wang, P., Ji, W., Li, Y., Wang, X., Wen, J.R.: Recbole: Towards a unified, comprehensive and efficient framework for recommendation algorithms. In: Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. pp. 4653–4664 (2021). https://doi.org/10.1145/3459637.3482016