

## **РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РЕКОМЕНДАЦИЙ ДЛЯ СОЗДАНИЯ ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННЫХ ТРАЕКТОРИЙ ОБУЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОДВИНУТЫХ ПОДХОДОВ: ГРАФОВЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

**Баранецкая С. Д.<sup>1</sup>**

**Научный руководитель – канд. техн. наук, доцент, зам. директора ВШЦК Романов  
А. А.<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Университет ИТМО

Bar.son@yandex.ru

### **Введение**

В современном цифровом мире рекомендательные системы играют ключевую роль в персонализации контента для пользователей. В сфере образования, особенно онлайн-образования, наблюдается стремительный рост и разнообразие предлагаемых услуг. В связи с этим и в связи с повышением объёмов пользовательских данных и числа пользователей возникают задачи, среди которых: решение вопроса высокой разреженности пользовательских данных, необходимость персонализации рекомендуемого контента и потребность в высокой точности рекомендаций [1]. Многие готовые модели часто оптимизированы для задач, например, предсказания свойств узлов в графах знаний, но не для контрастного обучения, которое критически важно для рекомендательных систем [2]. Вышеперечисленные данные актуализируют необходимость в эффективных системах рекомендаций в сфере образования.

### **Основная часть**

Для разработки рекомендательная система в образовательной среде выбрано использовать гетерогенные графовые нейронные сети. В отличие от традиционных графовых нейронных сетей, работающих на однородных графах, гетерогенный подход позволяет более точно моделировать сложные образовательные экосистемы, где разные типы сущностей взаимодействуют различными способами [2, 3]. Кроме того, при использовании многих готовых слоёв, например, GCNConv, возникает проблема технической совместимости: они имеют встроенное добавление петель, которое некорректно работает в гетерогенных графах с узлами разных типов. Это вынудило бы использовать менее подходящие слои или вносить сложные модификации.

В отличие от подхода с применением готовых прототипов и гибридных систем для построения модели предлагается использовать гетерогенную свёрточную сеть на базе GraphSAGE слоёв – SAGEConv. Данный выбор обусловлен техническими ограничениями работы с гетерогенными графами, где графовая свёрточная сеть некорректно обрабатывает петли для узлов разных типов [3].

Архитектура модели включает:

- линейные преобразователи признаков для каждого типа узлов;
- два гетерогенных свёрточных слоя, содержащих отдельные экземпляры SAGEConv для каждого типа рёбер;
- выходные слои, формирующие векторные представления пользователей и курсов размерностью 32.

Для обеспечения двустороннего распространения информации в граф явно добавлены обратные рёбра от курсов к пользователям [4].

Модель обучается с использованием контрастивной функции потерь [4, 5]. Для каждого типа взаимодействия максимизируется косинусное сходство между векторными представлениями пользователей и курсов, с которыми было взаимодействие и

минимизируется сходство со случайно выбранными курсами, с которыми не было взаимодействия [6].

Оценка данной разработки проводится на MOOC-датасете с данными о курсах, который является оптимальным выбором по нескольким причинам. Он имеет естественную графовую структуру, что позволяет легко сделать прямую проекцию на архитектуру графовой нейронной сети. Альтернативный вариант – крупный датасет EdNet. Несмотря на то, что он детальнее, он перегружен последовательностями низкоуровневых событий, требующими сложной предобработки до уровня графа [7]. Таким образом, MOOC-датасет обладает подходящим балансом сложности и доступности, а также релевантностью для рекомендаций.

После обучения для генерации рекомендаций и оценки работоспособности готовой рекомендательной системы вычисляется косинусное сходство между векторными представлениями целевого пользователя и всех курсов. Исключаются курсы, которые пользователь уже проходил, а оставшиеся ранжируются по убыванию сходства. Пользователю предлагается некоторое количество курсов с наибольшим сходством.

### **Выводы**

Для решения проблем рекомендаций в образовательной среде разработана система по рекомендации образовательного контента на основе гетерогенных графовых нейронных сетей.

Обучение модели с использованием контрастивной функции потерь учит её размещать в векторном пространстве близко друг к другу пользователей и курсы, которые подходят клиентам, формируя основу для рекомендаций [7]. Описанный выше подход также позволяет предлагать курсы, которые по своим характеристикам и паттернам взаимодействия наиболее похожи на курсы, с которыми пользователь успешно взаимодействовал в прошлом: завершил прохождение курса с получением оценки.

### **Литература**

1. Yu X. Application of personalized recommendation algorithm based on improved graph neural network in educational resource allocation //Second International Conference on Communication, Information, and Digital Technologies (CIDT 2025). – SPIE, 2026. – Т. 14064. – С. 969-977.
2. Khan B. et al. Heterogeneous hypergraph neural network for social recommendation using attention network //ACM Transactions on Recommender Systems. – 2025. – Т. 3. – №. 3. – С. 1-22.
3. Najafabadi M. K. et al. From theory to practice: The evolution and comparative analysis of homogeneous vs. heterogeneous Graph Neural Networks in recommender systems //Neurocomputing. – 2025. – Т. 624. – С. 129446.
4. Пашигорев К. И., Резников А. О. Модель рекомендательной системы на основе технических событий //Бизнес-информатика. – 2025. – Т. 19. – №. 1. – С. 7-21.
5. Li D. et al. Recommender system based on noise enhancement and multi-view graph contrastive learning //Applied Soft Computing. – 2025. – Т. 177. – С. 113220.
6. Ma X., Li M., Liu X. Advancements in recommender systems: A comprehensive analysis based on data, algorithms, and evaluation //arXiv preprint arXiv:2407.18937. – 2024.
7. Sang L. et al. Denoising heterogeneous graph pre-training framework for recommendation //ACM Transactions on Information Systems. – 2025. – Т. 43. – №. 5. – С. 1-31.