

## **АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РАЗРАБОТКЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СЕРВИСОВ ПОДДЕРЖКИ ВЫБОРА УЧЕБНЫХ ДИСЦИПЛИН**

**Летенков И. А.<sup>1</sup>, Лаврецкая Е. Р.<sup>1</sup>**

**Научный руководитель – Терещенко В. В.<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Университет ИТМО

### **Введение**

Современное высшее образование характеризуется устойчивым ростом вариативности учебных дисциплин, что предоставляет студентам широкие возможности для формирования индивидуальных образовательных траекторий (ИОТ). Однако избыточность разрозненной информации существенно повышает когнитивную нагрузку на обучающихся на этапе выбора элективных курсов, делая этот процесс зачастую интуитивным и несистемным. Решением данной проблемы выступают рекомендательные системы (РС), поддерживающие принятие образовательных решений на основе анализа данных о пользователях и объектах выбора.

Целью настоящего исследования является анализ и систематизация современных подходов к построению рекомендательных систем для выбора учебных дисциплин с акцентом на методы искусственного интеллекта. В работе рассматриваются традиционные подходы, методы машинного обучения, нейросетевые и гибридные архитектуры, а также перспективные агентно-ориентированные решения на основе больших языковых моделей (LLM).

### **Основная часть**

Основу классических РС составляют коллаборативная и контентная фильтрация. Коллаборативный подход основан на анализе предпочтений пользователей со сходными профилями с использованием мер подобия (корреляция Пирсона, косинусная мера, евклидово расстояние) [1]. Современным развитием этого направления выступает нейронная коллаборативная фильтрация, учитывающая как линейные, так и нелинейные зависимости в данных. Контентная фильтрация, в свою очередь, опирается на сопоставление характеристик дисциплин с профилем обучающегося. Несмотря на практическую значимость, традиционные подходы ограничены проблемой «холодного старта» и недостаточной способностью учитывать сложные семантические связи между дисциплинами. Гибридные модели, объединяющие оба подхода с применением методов кластеризации и TF-IDF-векторизации, демонстрируют более высокое качество рекомендаций [2].

Интеллектуальные РС используют широкий спектр методов машинного обучения. Алгоритмы классификации позволяют достигать практически идеальных показателей точности при прогнозировании образовательных траекторий на основе многолетних массивов данных. Для кластеризации студентов и выявления скрытых групп предпочтений применяется метод *k*-средних [3]. Особое место занимают рекуррентные нейронные сети, эффективно учитывающие последовательность образовательных действий пользователя и выявляющие долгосрочные зависимости, недоступные традиционным методам. Графовые нейронные сети представляют перспективное направление, моделирующее взаимосвязи между студентами и учебными объектами. Глубокие гибридные модели, такие как DeepFM в системе DORIS, объединяют факторизационные машины с глубокими нейросетями существенно превосходят классические подходы [4].

Наиболее перспективным направлением выступает применение больших языковых моделей (LLM) для формирования персонализированных рекомендаций.

Исследования показывают, что прямое использование LLM без дообучения дает слабые результаты, однако комбинированные подходы, объединяющие знания моделей с историческими данными о выборах студентов, демонстрируют наилучшие метрики. Перспективным направлением является использование RAG-архитектур, формирующих рекомендации на основе текстовых запросов пользователей с последующим подбором релевантных курсов через эмбединги и косинусное сходство [5]. Особого внимания заслуживают мультимодальные подходы, учитывающие не только текстовые описания, но и визуальные компоненты курсов, что позволяет более полно описывать содержательное наполнение дисциплин и повышать точность рекомендаций.

### **Выводы**

Традиционные рекомендательные системы сохраняют практическую значимость благодаря интерпретируемости и устойчивости на ограниченных данных, однако их применение ограничено проблемой «холодного старта». Методы искусственного интеллекта обеспечивают более высокую точность и персонализацию, позволяя учитывать сложные зависимости и динамику образовательной активности, но требуют значительных объемов данных и характеризуются низкой интерпретируемостью. Агентные системы на основе LLM представляют собой перспективное направление, реализующее интерактивные и объяснимые рекомендации в диалоговом режиме. Наибольшую эффективность на практике демонстрируют гибридные архитектуры, комбинирующие различные подходы. Дальнейшие исследования целесообразно направить на разработку семантически ориентированных и мультимодальных рекомендательных систем, интегрированных с формальными ограничениями учебных планов и учитывающих смысловую близость дисциплин по тематике и формируемым компетенциям.

### **Литература**

1. Onah D.F.O., Sinclair J.E., Boyatt R. Collaborative Filtering Recommendation System: A Framework in Massive Open Online Courses // Proceedings of the 10th International Conference on e-Learning. – 2015. – P. 123–130.
2. Mulyana H.L., Rumaisa F. Course Learning Recommendation System Using Neural Collaborative Filtering // Journal of Educational Technology. – 2024. – Vol. 18(3). – P. 71–82.
3. Ma Y., et al. DORIS: Personalized course recommendation system based on deep learning // Knowledge-Based Systems. – 2023. – Vol. 265. – P. 110–125.
4. Zabed Khan M.A., et al. How Can We Use LLMs for EDM Tasks: The Case of Course Recommendation // Proceedings of the 14th International Learning Analytics and Knowledge Conference. – 2024. – P. 345–354.
5. Chetoui I., Bachar E.E. Personalized Learning Recommendations based on Graph Neural Networks // Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2024. – Vol. 15(2). – P. 76–89.