

Особенности использования технологий LLM и RAG в образовательных системах

А. Б. Белкин, Я. А. Бекенева

*Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)*

redloin@mail.ru

Аннотация. В докладе рассматриваются особенности применения больших языковых моделей и генерации, дополненной поиском, в современных образовательных системах. Анализируется потенциал этих технологий для персонализации обучения и автоматизации задач, а также существующие проблемы и ограничения, включая точность, надежность, риск "галлюцинаций" и этические аспекты (предвзятость, плагиат). На примерах платформы «Coursera» (интеграция LLM) и чат-бота университета HCMUT (внедрение RAG) исследуется текущее использование технологий. Обсуждаются конкретные проблемы, такие как недостатки систем автоматизированной оценки и ограничения ИИ-помощников. В заключение предлагаются пути улучшения интеграции LLM и RAG, подчеркивая необходимость повышения точности, расширения функциональности и решения этических вопросов для реализации потенциала этих технологий в образовании.

Ключевые слова: большие языковые модели; генерация, дополненная поиском; искусственный интеллект; образовательные технологии; персонализация обучения; автоматизированная оценка; чат-боты; этические аспекты

I. ВВЕДЕНИЕ

В современном мире образовательные технологии переживают стремительную трансформацию под влиянием искусственного интеллекта, в частности, больших языковых моделей (LLM) и генерации, дополненной поиском (RAG) [7]. Эти передовые технологии обладают потенциалом для персонализации обучения, автоматизации рутинных задач и значительного улучшения общего качества образовательного процесса [8].

Ведущие компании в сфере образовательных технологий, такие как «Duolingo» и «Grammarly», уже активно внедряют языковые модели и генеративный ИИ, что свидетельствует о существенном сдвиге в парадигме исследований и разработок в области образовательных приложений [1].

Несмотря на многообещающие перспективы, интеграция LLM и RAG в образовательную среду также сопряжена с рядом новых проблем, особенно это касается вопросов этического характера. Таким образом, всесторонний анализ возможностей и проблем, связанных с использованием этих технологий, имеет первостепенное значение.

Целью настоящего доклада является исследование особенностей применения технологий LLM и RAG в образовательных системах.

В рамках исследования будет проведен анализ текущего и перспективного использования этих технологий на примере платформы «Coursera», демонстрирующей интеграцию LLM в образовательный процесс, а также рассмотрен опыт внедрения RAG в университетский чат-бот как пример практического применения данной технологии. «Coursera», являясь одной из ведущих мировых платформ онлайн-образования, активно внедряет инструменты на основе искусственного интеллекта, включая «Coursera Coach» и систему автоматизированной оценки заданий. Кроме того, в докладе будет проанализирован успешный кейс внедрения RAG в чат-бот университета, что позволило повысить точность и релевантность ответов на запросы абитуриентов [6].

II. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Большие языковые модели представляют собой нейросетевые системы, обученные на масштабных корпусах текстов и способные генерировать человекоподобный текст, отвечать на запросы и выполнять различные задачи, связанные с обработкой естественного языка [11]. Однако LLM обладают существенным ограничением – они опираются исключительно на данные, которые были включены в их обучающую выборку, что может приводить к различным проблемам, включая неактуальность информации и генерацию фактических ошибок («галлюцинации») [4].

Генерация, дополненная поиском, представляет собой архитектуру, которая позволяет преодолеть некоторые ограничения LLM [10]. RAG объединяет LLM с внешними базами знаний, что позволяет моделям получать доступ к актуальной и проверенной информации в процессе генерации ответов [4]. Это особенно важно в образовательном контексте, где точность и актуальность учебных материалов имеют первостепенное значение. RAG эффективно решает проблему «галлюцинаций» за счет опоры на извлеченные из внешних источников факты.

Исследования показывают, что RAG может значительно улучшить интеллектуальных помощников, предоставляя более точные и контекстуально релевантные ответы, что особенно ценно для студентов, работающих с академическими ресурсами [2]. Одним из успешных примеров внедрения LLM в образовательные платформы является «MoodleBot» – чат-бот, интегрированный в систему управления обучением Moodle [5]. Исследование эффективности данного решения продемонстрировало значительный потенциал LLM-чатботов для поддержки саморегулируемого обучения и поведения, связанного с поиском помощи у студентов.

LLM могут предоставлять персонализированную поддержку, адаптируясь к потребностям учащихся и связывая новую информацию с их предыдущими знаниями [8]. К примеру, разработка платформы «AI-University», представляющая собой гибкую среду для доставки учебного контента с помощью искусственного интеллекта, которая адаптируется к стилям преподавания [9]. В основе «AI-U» лежит тонкая настройка большой языковой модели с использованием RAG для генерации ответов, согласованных с лекционными видео, заметками и учебниками конкретного преподавателя. В качестве примера исследователи использовали аспирантский курс по методу конечных элементов (FEM), разработав масштабируемый конвейер для систематического создания тренировочных данных, тонкой настройки модели с применением Low-Rank Adaptation и оптимизации ответов через RAG-синтез.

III. АНАЛИЗ ТЕКУЩЕГО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ LLM И RAG В ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ

A. LLM

Платформа «Coursera» активно внедряет технологии искусственного интеллекта для улучшения образовательного процесса [1]. Одной из таких разработок является «Coursera Coach», основанный на модели «Google Gemini». Этот инструмент предоставляет студентам интерактивную помощь в режиме реального времени, используя материалы курса для ведения диалогов в стиле Сократа, что способствует более глубокому пониманию учебного материала.

Интеграция умного инструмента в курс Мичиганского университета демонстрирует готовность платформы к экспериментированию с передовыми функциями ИИ в реальных образовательных условиях. «Coursera Coach» использует материалы курса, такие как видео, PDF-файлы и статьи, для создания настраиваемых рубрик, обеспечивая полное понимание учащимися содержания курса и его связи с их опытом. Учащиеся могут вести диалог с инструментом ИИ, отвечая на вопросы для демонстрации понимания.

Образовательная платформа также применяет ИИ для автоматизированной оценки заданий, что позволяет преподавателям экономить время и предоставлять студентам более быструю обратную связь. Хотя в описании этой функции не всегда упоминается RAG, использование LLM для анализа и оценки письменных работ предполагает применение методов обработки естественного языка, которые могут быть дополнены поиском контекстной информации [3].

B. RAG

В дополнение к «Coursera», технология RAG также успешно внедряется в других образовательных

учреждениях. В частности, в статье «URAG: Implementing a Unified Hybrid RAG for Precise Answers in University Admission Chatbots – A Case Study at HCMUT» описывается разработка и внедрение гибридной системы RAG под названием URAG (Unified RAG) для чат-бота университета технологий Хошимина [6].

Целью системы является повышение точности ответов на часто задаваемые вопросы абитуриентов. Архитектура URAG включает два уровня: обогащенную базу данных часто задаваемых вопросов и дополненный корпус документов. Первый уровень использует механизм URAG-F для автоматического обогащения базы знаний часто задаваемых вопросов за счет интеграции данных из различных текстовых источников. Второй уровень, использующий механизм URAG-D, предназначен для поиска в корпусе документов, дополненном с использованием семантического чанкинга для улучшения релевантности извлеченной информации. Экспериментальные результаты показали, что чат-бот HCMUT, работающий на базе URAG, достиг более высокой точности по сравнению с передовыми коммерческими моделями, особенно при ответах на фактические вопросы.

Внедрение чат-бота на веб-сайте университета получило положительные отзывы от пользователей, что подтверждает практическую применимость RAG для улучшения взаимодействия между университетами и абитуриентами.

IV. ПРОБЛЕМЫ И ОГРАНИЧЕНИЯ

Анализ использования LLM на платформе «Coursera» и RAG в чат-боте университета выявил ряд конкретных проблем и ограничений.

A. Точность и надежность обратной связи на основе ИИ

Хотя система автоматизированной оценки стремится к точности, существуют случаи потенциальных ошибок или несоответствий критериям оценки преподавателей [7]. Чрезмерное доверие искусственному интеллекту для оценки без достаточного контроля со стороны человека может привести к неточностям и негативно повлиять на обучение студентов и их доверие к платформе. LLM также могут генерировать некорректную или предвзятую информацию, что может повлиять на точность ответов «Coursera Coach» или сгенерированного контента [4]. Риск «галлюцинаций» LLM требует надежных механизмов для обеспечения фактической точности функций на основе ИИ на платформе «Coursera» [4]. Аналогично, хотя система URAG в чат-боте университета показала высокую точность, особенно в фактических вопросах, она может сталкиваться с ограничениями в более сложных задачах, требующих рассуждений.

test is passed, but auto-grader is still complaining

TB Timich Billionairovich Learner

7 months ago

can anybody help why auto-grader does not even want to test my other functions ? I am using helper functions like countup1 for the homework and I passed all tests that were included in the file provided, however, when I am trying to submit the file, the autograder still is not happy about my helper functions... Am I supposed to not use any other helper functions at all ?

Рис. 1. Сообщение студента о проблеме с проверкой

Анализ реальных комментариев студентов «Coursera» в секции обсуждений, позволяет выявить системные недостатки, которые требуют внимания разработчиков и преподавателей.

Одна из ключевых проблем – недостаточная надежность проверки логики кода. Например, студенты отмечают случаи, когда система автоматизированной оценки игнорирует проверку вспомогательных функций, хотя их использование разрешено в задании, как это показано на рис. 1. Это указывает на жесткую привязку системы к заранее заданным шаблонам, а не на анализ семантики кода.

Другие проблемы связаны с тем, что большая языковая модель, которая отвечает за проверку, не может адаптироваться к новым условиям. Она либо не настроена на создание подробных объяснений, либо использует устаревшие RAG-индексы, которые не учитывают актуальные критерии оценки. К примеру, студенты, которые неправильно выполнили задание, получают от системы оценки такие малоинформативные сообщения, как «grader exceeded time», что не способствует исправлению ошибок. В некоторых случаях система выставляет нулевые оценки без объяснения причин, даже при успешном прохождении локальных тестов.

В. Ограничения текущих функций ИИ

«Coursera Coach» может иметь ограничения в понимании сложных запросов или предоставлении глубоких объяснений по сравнению с преподавателями-людьми [1]. Хотя «Coursera Coach» предлагает ценную поддержку, его текущие возможности могут не полностью воспроизводить нюансы взаимодействия и руководства, предоставляемые преподавателями-людьми, что указывает на необходимость улучшения с помощью более сложных методов RAG.

Автоматизированная оценка может быть неэффективной для оценки навыков критического мышления. Использование исключительно автоматизированной оценки может затруднить развитие и оценку когнитивных навыков высокого порядка, которые являются важными результатами обучения на многих курсах «Coursera».

Чат-бот университета HCMUT, основанный на URAG, также имеет ограничения в понимании нюансов языка или предоставлении ответов на вопросы, выходящие за рамки его базы знаний. Даже простые запросы могут вызвать противоречивые ответы чат-бота.

К примеру, на вопросы о названии университета вьетнамском и русском языках приводятся разные ответы, как это видно на рис. 2.

По невыявленной причине вопрос на вьетнамском привел к генерации текста о технологическом университете Нагаоки (NUT). Тем не менее, на русский вопрос бот смог ответить корректно (ĐHQG-HCM), хотя сам чат бот заявлял, что может общаться только на английском или вьетнамском.

С. Этические аспекты

Потенциальная предвзятость в выходных данных LLM может привести к несправедливому или дискриминационному опыту обучения [7]. Обеспечение справедливости и смягчение предвзятости в алгоритмах

искусственного интеллекта является важной этической ответственностью «Coursera» для поддержания справедливой среды обучения для всех пользователей [4].

Существуют опасения по поводу плагиата и академической нечестности, связанные с использованием LLM, как среди преподавателей, так и среди студентов. Легкость, с которой LLM могут генерировать текст, вызывает опасения по поводу академической честности, что требует от «Coursera» внедрения надежных механизмов обнаружения и образовательных ресурсов по этическому использованию ИИ. При использовании чат-ботов в университетах также возникают этические вопросы, связанные с прозрачностью, конфиденциальностью данных и потенциальной предвзятостью в предоставляемой информации.

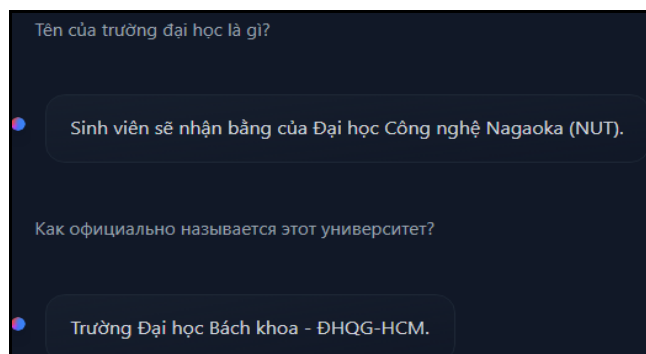


Рис. 2. Противоречивые ответы бота на одинаковые запросы на двух языках

Предвзятость и справедливость являются серьезной проблемой, поскольку LLM обучаются на больших объемах данных, которые могут содержать и воспроизводить существующие социальные предубеждения [11]. Это может привести к тому, что сгенерированный контент или ответы будут несправедливыми или дискриминационными по отношению к определенным группам учащихся.

Академическая честность также находится под угрозой из-за способности LLM генерировать текст, что может привести к плагиату и другим формам академической нечестности. Образовательные учреждения должны совершенствовать инструменты обнаружения плагиата для выявления контента, сгенерированного ИИ, и одновременно обучать студентов этическому использованию LLM.

V. УЛУЧШЕНИЕ ИНТЕГРАЦИИ LLM И RAG В ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

Для решения выявленных проблем и улучшения интеграции LLM и RAG в образовательные системы предлагается следующие действия.

А. Повышение точности и надежности

Улучшить систему автоматизированной оценки за счет включения RAG для предоставления более контекстно-зависимой и нюансированной обратной связи, потенциально ссылаясь на конкретные разделы учебных материалов или внешние ресурсы для обоснования предлагаемых оценок [3].

Использование RAG при оценке может предоставить студентам более подробную и обоснованную обратную связь, улучшая их понимание причин получения той или

иной оценки и повышая образовательную ценность процесса оценки. Внедрить строгие протоколы тестирования и проверки всех функций ИИ, включая проверку контента и обратной связи, генерируемых ИИ, людьми, особенно при оценке заданий, имеющих высокую значимость.

Поддержание подхода «человек в цикле» имеет решающее значение для обеспечения качества и точности инструментов на базе искусственного интеллекта в образовании и для решения потенциальных ошибок или предвзятости.

Для обеспечения высокой точности необходимо строгое управление базой знаний, включающее регулярное обновление документов и проверку их актуальности [10]. Кроме того, надежность системы зависит от качества семантического поиска: если эталонные ответы не размечены четко или отсутствуют в FAQ-слое (как в URAG), бот может переключиться на генерацию через LLM, что повышает риск галлюцинаций [2]. Решением является двухуровневая валидация: сначала поиск в структурированных данных (например, официальных документах вуза), а затем – анализ согласованности ответа с помощью дополнительных ML-моделей.

В. Расширение возможностей функций ИИ

Изучить передовые методы проектирования подсказок и потенциально дообучить LLM на данных, специфичных для «Coursera», чтобы улучшить их способность оценивать навыки критического мышления в письменных заданиях [3]. Адаптация LLM к конкретному контексту платформы и использование сложных стратегий подсказок могут повысить их способность оценивать сложные когнитивные навыки.

Для чат-ботов в образовательных учреждениях следует постоянно обогащать базы знаний своих чат-ботов, используя такие механизмы, как URAG-F, для включения новой информации и повышения лингвистического разнообразия [6].

С. Решение этических вопросов

Внедрить механизмы для обнаружения и смягчения предвзятости в данных обучения LLM и их выходных данных, потенциально используя разнообразные наборы данных и метрики справедливости. Активные меры по выявлению и уменьшению предвзятости имеют решающее значение для обеспечения справедливых результатов обучения для всех пользователей «Coursera» [7].

Усовершенствовать инструменты обнаружения плагиата для выявления контента, сгенерированного ИИ, одновременно обучая студентов этическому использованию LLM в процессе обучения. Для решения проблем академической честности в эпоху ИИ необходим многогранный подход, сочетающий технологические решения с образовательными инициативами.

Образовательным организациям следует разработать четкие рекомендации по этическому использованию чат-ботов, информировать пользователей о потенциальных ограничениях и предвзятости, а также обеспечить конфиденциальность их данных. Необходимо также обеспечить прозрачность работы алгоритмов ИИ и предоставить пользователям возможность сообщать о любых случаях предвзятости или неточности [10].

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение следует отметить, что технологии LLM и RAG обладают огромным потенциалом для трансформации образовательных систем, и «Coursera» находится в авангарде этих изменений в области LLM, а опыт университета HCMUT демонстрирует успешное применение RAG.

Однако для полной реализации этого потенциала необходимо тщательно учитывать и решать связанные с этим проблемы. Сбалансированный и этичный подход к интеграции этих технологий, основанный на постоянном совершенствовании и учете потребностей пользователей, имеет решающее значение для обеспечения того, чтобы образовательные платформы и учреждения продолжали предоставлять высококачественное и доступное образование.

Дальнейшие исследования и разработки технологий LLM и RAG могут еще больше улучшить образовательные системы.

Одним из перспективных направлений является изучение потенциала мультимодальных LLM для интеграции визуальных и аудиоданных, что может обогатить образовательный опыт. Интеграция MLLM может открыть новые возможности для интерактивного и увлекательного обучения, выходящего за рамки текстового взаимодействия. Дальнейшее изучение использования больших языковых моделей и алгоритмов генерации, дополненной поиском для создания персонализированных траекторий обучения, динамически адаптирующихся к индивидуальным потребностям и прогрессу студентов, также представляется многообещающим. Разработка адаптивных траекторий обучения на основе LLM и RAG может привести к более индивидуализированному и эффективному образовательному процессу для каждого учащегося [8].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Alhafni B., Vajjala S., Bannò S., Maurya K. K., Kochmar E. LLMs in education: Novel perspectives, challenges, and opportunities. 2024.
- [2] Aytar A. Y., Kilic K., Kaya K. A Retrieval-Augmented Generation Framework for Academic Literature Navigation in Data Science. 2024.
- [3] Han Z., Lin J., Gurung A., Thomas D. R., Chen E., Borchers C., Gupta S., Koedinger K. Improving Assessment of Tutoring Practices using Retrieval-Augmented Generation. 2024.
- [4] Meyer J. G., Urbanowicz R. J., Martin P. C. N., O'Connor K., Li R., Peng P. C., Bright T. J., Tatonetti N., Won K. J., Gonzalez-Hernandez G., Moore J. H. ChatGPT and large language models in academia: opportunities and challenges. 2023.
- [5] Neumann A.T., Yin Y., Sowe S.K., Decker S., Jarke M. An LLM-Driven Chatbot in Higher Education for Databases and Information Systems // IEEE Transactions on Education. 2025. Vol. 68. P. 103–116.
- [6] Nguyen L. S., Quan T. URAG: Implementing a Unified Hybrid RAG for Precise Answers in University Admission Chatbots - A Case Study at HCMUT. 2025.
- [7] Qin H. Transforming Education with Large Language Models: Opportunities, Challenges, and Ethical Considerations. 2024.
- [8] Razafinirina M. A., Dimbisoa W. G., Mahatody T. Pedagogical Alignment of Large Language Models (LLM) for Personalized Learning: A Survey, Trends and Challenges // Journal of Intelligent Learning Systems and Applications. 2024. T. 16. C. 448–480.
- [9] Shojaei M.F., Gulati R., Jasperson B.A. et al. AI-University: An LLM-based platform for instructional alignment to scientific classrooms. 2025.
- [10] Swacha J., Gracel M. Retrieval-Augmented Generation (RAG) Chatbots for Education: A Survey of Applications. 2025.
- [11] Xu H., Gan W., Qi Z., Wu J., Yu P.S. Large Language Models for Education: A Survey. 2024.