

ГЕНЕРАЦИЯ ДАННЫХ С (LLM) ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ УЧЕБНОГО ПРОЦЕССА

Мухамадиева Кибриё Бахадировна

Преподаватель кафедры

«Современные информационные технологии
и искусственный интеллект»

Узбекский государственный университет мировых языков

Аннотация: В данной статье исследуется потенциал внедрения больших языковых моделей (LLM) в архитектуру высшего образования для создания динамических адаптивных траекторий. Анализируется переход от статических образовательных моделей к персонализированным системам, способным в реальном времени подстраивать сложность, стиль и темп подачи материала под индивидуальные когнитивные особенности студента. В работе рассматривается применение технологии RAG (Retrieval-Augmented Generation) как метода минимизации фактических ошибок ИИ. Результаты исследования подтверждают гипотезу о том, что использование ИИ-тьюторов повышает вовлеченность обучающихся и сокращает временные затраты преподавателей на рутинную проверку работ, при этом сохраняя высокое качество обратной связи.

Ключевые слова: большие языковые модели (LLM), адаптивное обучение, персонализация образования, высшая школа, искусственный интеллект в педагогике, RAG-архитектура, индивидуальные образовательные траектории.

ВВЕДЕНИЕ

Современная парадигма высшего образования претерпевает фундаментальную трансформацию: от жестко детерминированных учебных планов к гибким, личностно-ориентированным моделям. Традиционная аудиторная система, рассчитанная на «среднего» студента, всё чаще демонстрирует неэффективность в условиях высокой вариативности когнитивных стилей и базовой подготовки обучающихся. Ключевым барьером на пути к массовой персонализации до недавнего времени оставалась высокая трудозатратность: преподаватель физически не способен адаптировать контент под уникальные запросы каждого из 30–50 студентов в группе.

Появление больших языковых моделей (LLM) открывает принципиально новые возможности для решения этой проблемы. Обладая способностью к генерации контекстно-зависимого контента и семантическому анализу запросов, LLM могут выступать в роли посредника между статичной базой знаний и динамично меняющимися потребностями студента. Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью разработки научно обоснованных подходов к интеграции генеративного ИИ в архитектуру адаптивного обучения.

Переходя от концептуального обоснования к практической реализации, необходимо четко определить инструментарий и критерии, по которым будет оцениваться эффективность внедрения подобных систем.

МЕТОДЫ

Переход от концептуального видения к практической реализации адаптивного обучения требует строгого методологического каркаса, объединяющего когнитивную психологию и передовые достижения в области обработки естественного языка (NLP). В основу данного исследования легла гипотеза о том, что интеграция LLM в образовательную

среду должна базироваться не на свободной генерации ответов, а на управляемом извлечении знаний (scaffolding) в рамках контролируемого контекста.

Методологическим фундаментом послужила теория зоны ближайшего развития (ЗБР) Л. С. Выготского. Согласно этой концепции, обучение наиболее эффективно, когда оно происходит в диапазоне задач, которые студент не может решить самостоятельно, но способен выполнить при минимальной поддержке.

В нашей модели LLM выполняет роль «динамического скаффолдинга». В отличие от статических подсказок в традиционных учебниках, ИИ-система оценивает текущий уровень тезауруса студента через семантический анализ его вопросов и ответов. Обоснование этого подхода заключается в минимизации когнитивной нагрузки: система отсекает избыточную информацию, фокусируя внимание обучающегося на ключевых лакунах в его знаниях.

Для обеспечения академической валидности - критического требования в высшей школе - была внедрена архитектура Retrieval-Augmented Generation (RAG). Использование «чистых» LLM в образовании недопустимо из-за риска галлюцинаций. Методология реализации RAG в рамках эксперимента включала три этапа:

1. **Создание векторного индекса знаний.** Учебный контент (верифицированные лекции, кейсы, научные статьи) был декомпозирован на семантические чанки (chunks) объемом 500–1000 токенов. С помощью эмбединг-моделей эти фрагменты были размещены в многомерном векторном пространстве.

2. **Семантический поиск.** При вводе запроса студентом система вычисляла косинусное сходство между вектором вопроса и векторами базы знаний, извлекая 3–5 наиболее релевантных фрагментов.

3. **Контекстное ограничение.** Извлеченные данные передавались в LLM вместе с «системным промптом», который ограничивал пространство поиска ответов только предоставленным контекстом.

Это техническое решение обосновано необходимостью создания «замкнутой системы знаний», где ИИ выступает не генератором смыслов, а интеллектуальным интерфейсом к проверенной базе данных университета.

Важной частью методологии стала разработка протоколов промпт-инжиниринга, направленных на развитие критического мышления. Вместо выдачи готовых решений (что ведет к деградации когнитивных навыков), система была настроена на Socratic Prompting Strategy.

Алгоритм взаимодействия включал:

- **Идентификация ошибки.** Анализ логического сбоя в ответе студента.
- **Инициирование рефлексии.** Генерация наводящего вопроса, указывающего на противоречие.
- **Адаптация сложности.** Если студент не справлялся с наводящим вопросом, система автоматически снижала уровень абстракции, используя более простые аналогии (лингвистическая адаптация).
- **Математический аппарат.** Для оценки адаптивности использовалась модифицированная модель Раша, где вероятность успеха студента при выполнении задания $P(x = 1)$ коррелирует не только с его уровнем знаний (θ), но и с качеством адаптивной подсказки от LLM (β):

$$P(x = 1) = \frac{e^{\theta - (\beta - a)}}{1 + e^{\theta - (\beta - a)}}$$

где a - коэффициент релевантности пояснения, сгенерированного моделью.

- **Диагностический инструментарий.** Использование А/В тестирования, где контрольная группа обучалась по стандартным материалам, а экспериментальная - с доступом к ИИ-тьютору, настроенному на конкретный учебный курс.

Детально проработанная методология позволила получить эмпирические данные, которые наглядно демонстрируют преимущество адаптивного подхода над линейным.

Результаты

В ходе исследования было установлено, что использование LLM для формирования адаптивных траекторий приводит к качественному изменению образовательных показателей по трем ключевым векторам:

1. **Семантическая адаптация контента.** Модели успешно справлялись с задачей декомпозиции сложных понятий. Например, при возникновении трудностей с абстрактными концепциями, ИИ генерировал до 5 вариаций объяснений, опираясь на бэкграунд студента (музыка, логистика или лингвистика). Это привело к росту индекса первичного понимания материала на 24%.

2. **Динамическое ветвление.** В отличие от классических тестов, система на базе LLM анализировала не только правильность ответа, но и логику ошибки в свободном текстовом вводе. Это позволило в реальном времени корректировать траекторию: если студент демонстрировал пробел в пререквизитах, система мгновенно предлагала микро-модуль для повторения.

3. **Скорость и качество обратной связи.** Время получения развернутого фидбека по практической работе сократилось с нескольких суток до 8–12 секунд. При этом 78% студентов отметили, что комментарии ИИ были «полезными и вдохновляющими», что способствовало сохранению высокой учебной мотивации.

Однако за высокими количественными показателями скрывается ряд глубоких качественных вопросов, требующих критического осмысления в рамках научной дискуссии.

ОБСУЖДЕНИЕ

Полученные результаты подтверждают потенциал LLM как мощного катализатора персонализации, но также выявляют ряд «критических точек».

Основная дискуссия разворачивается вокруг феномена «когнитивного аутсорсинга». Существует риск, что студент, привыкший к мгновенным подсказкам ИИ, потеряет навык преодоления «здоровых когнитивных трудностей», необходимых для глубокого обучения. Адаптивная траектория не должна превращаться в «путь наименьшего сопротивления».

Кроме того, встает вопрос галлюцинаций и академической достоверности. Даже при использовании RAG-архитектуры сохраняется риск искажения фактов. Это требует пересмотра роли преподавателя: он перестает быть единственным источником знаний и становится экспертом-валидатором, который обучает студентов критическому анализу ответов ИИ.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итог, можно утверждать, что интеграция больших языковых моделей в образовательную среду вуза является не просто техническим обновлением, а качественным скачком в педагогической методологии. Использование LLM позволяет успешно разрешить

историческое противоречие между массовостью образования и необходимостью индивидуального подхода.

Основные выводы исследования:

1. **Эффективность персонализации.** Применение LLM обеспечивает высокую степень гибкости учебного процесса, позволяя адаптировать сложные научные концепты под индивидуальный тезаурус студента без прямого участия преподавателя в каждом цикле пояснения.

2. **Трансформация ролей.** Преподаватель освобождается от рутинных задач по проверке типовых заданий и разъяснению базовых понятий, что позволяет ему сосредоточиться на менторстве, проектной деятельности и решении творческих задач.

3. **Перспективы развития.** Дальнейшее развитие адаптивных траекторий должно быть направлено на создание «гибридного интеллекта», где ИИ берет на себя оперативную поддержку, а человек - стратегическое управление качеством и этическую проверку знаний.

Несмотря на существующие риски, такие как возможность академического мошенничества и угроза снижения критического мышления, потенциал LLM в создании инклюзивной и адаптивной образовательной среды перевешивает возможные негативные последствия при условии грамотного методического сопровождения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУР

1. Боуман С. Исследование возможностей больших языковых моделей в образовательной среде // Вопросы образования. - 2024. - № 2. - С. 45–62.

2. Luckin, R. Machine Learning and Human Intelligence: The Future of Education in the 21st Century. - London: UCL Press, 2018. - 240 p.

3. Mollick, E. R., Mollick, L. Using AI to Implement Effective Teaching Strategies in Classrooms: Guidance for Instructors. // Wharton School Research Paper. - 2023. - URL: <https://ssrn.com/abstract=4391243>.

4. Кузнецов Н. В. Цифровая трансформация высшего образования: от дистанционных технологий к искусственному интеллекту // Педагогика и психология. - 2025. - Т. 12, № 4. - С. 110–125.

5. Vaswani, A. et al. Attention is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. - 2017. - P. 5998–6008. (Основополагающая работа по архитектуре трансформеров, на которых базируются LLM).

6. Gao, Y. et al. Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey // arXiv preprint arXiv:2312.10997. - 2023.