вести электронную очередь как из личного кабинета абитуриента, так и очереди РИКЗ по указанным параметрам. Таблицу можно сортировать по столбцам, нажимая на заголовки.

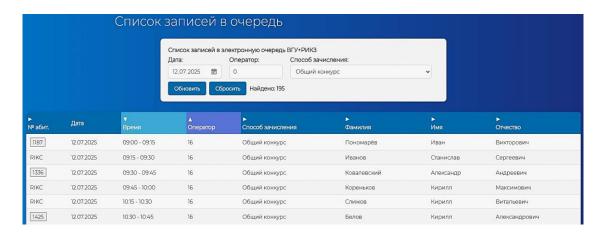


Рисунок 2 - Страница «Список записей в очередь»

Заключение. Результатом работы является разработка модуля «Электронная очередь» для интернет-сервиса «Личный кабинет абитуриента», которая выступает надёжным инструментом для организации удобного и эффективного процесса записи абитуриентов для подачи документов в приёмную комиссию ВГУ имени П.М. Машерова. В рамках проекта была создана не только собственная очередь, но и интегрирована электронная очередь РИКЗ.

Результаты успешно апробированы в рамках приёмной кампании 2025/2026 учебного года в Витебском государственном университете имени П.М. Машерова [4]. На сервисе было успешно заполнено 770 заявок. Из них 41% воспользовались возможностью электронной очереди ВГУ имени П.М. Машерова, 24% – электронной очереди РИКЗ. 66% пользователей успешно поступили в университет.

В Витебском государственном университете имени П.М. Машерова планируется и дальше внедрять передовые решения для улучшения организации приёма документов и создания комфортных условий для абитуриентов, обращающихся в приёмную комиссию.

- 1. Линкевич, М. В. Проектирование и реализация интернет-сервиса "Личный кабинет абитуриента" / М. В. Линкевич, А. С. Авсиевич ; науч. рук. А. П. Мехович // XVIII Машеровские чтения: материалы междунар. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых, Витебск, 25 октября 2024 г. Витебск : ВГУ имени П.М. Машерова, 2024. С. 33–35.
- 2. Асабісты кабінет удзельніка ЦЭ/ЦТ [Электронный ресурс] / Режим доступа: https://my.rikc.by/ Дата доступа: 18.07.2025.
- 3. WordPress plugin for online booking and availability checking service [Электронный ресурс] / Режим доступа: https://wpbookingcalendar.com/ Дата доступа: 20.07.2024.
- 4. Личный кабинет абитуриента Витебского государственного университета имени П.М. Машерова [Электронный ресурс] / Режим доступа: https://abit.vsu.by/ Дата доступа: 01.08.2025.

МЕХАНИЗМЫ АДАПТАЦИИ ГЕНЕРАТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ С ПОЛЬЗОВАТЕЛЯМИ

Барейша В.А.,

студентка 4 курса ВГУ имени П.М. Машерова, г. Витебск, Республика Беларусь Научный руководитель – Никитин А.И., канд. физ.-мат. наук

Ключевые слова. Искусственный интеллект, персонализация, генеративные модели, адаптация, интерактивные системы.

Keywords. Artificial intelligence, personalization, generative models, adaptation, interactive systems.

Современные цифровые сервисы требуют высокой степени персонализации взаимодействия с пользователем. В условиях растущего объёма данных и разнообразия пользовательских предпочтений традиционные алгоритмы персонализации оказываются ограниченными. Всё более актуальным становится использование генеративных моделей искусственного интеллекта, способных не только отвечать на запросы, но и адаптироваться под конкретного пользователя за счёт контекстного и инструкционного обучения.

Целью данной работы является описание механизма обучения и адаптации генеративных моделей для персонализации взаимодействия с пользователем. Рассматривается применение техник few-shot prompting, сохранения истории диалога и настройки параметров генерации, позволяющих добиться релевантных результатов без необходимости дополнительного обучения модели на уровне параметров.

Материал и методы. В основе персонализированного взаимодействия с ИИ лежит подход контекстного обучения (in-context learning), при котором модель получает не только текущий запрос, но и примеры корректных ответов из прошлого опыта взаимодействия с пользователем.

Основные методы, используемые для обучения модели:

- 1. few-shot prompting;
- 2. использование истории диалога;
- 3. конфигурация параметров генерации;
- 4. шаблонные структуры запросов.

Few-shot prompting предполагает, что пользователю предоставляется возможность задать примеры запросов и желаемых ответов. Эти примеры включаются в состав промта (prompt) или истории диалога, что позволяет модели перенимать стиль и структуру ожидаемого результата.

Для каждой сессии сохраняются примеры успешных взаимодействий. Это обеспечивает устойчивость в выборе терминов, последовательность формата ответа и приближение к индивидуальному стилю общения пользователя.

Параметры генерации temperature и topP [1] позволяют регулировать креативность модели: низкие значения обеспечивают более предсказуемые ответы, высокие – большую вариативность. Ограничение по количеству токенов (maxOutputTokens) задаёт баланс между полнотой ответа и скоростью отклика.

В механизм интегрируются фиксированные элементы, задающие границы допустимых ответов. Например, список категорий или формат выдачи в JSON. Это уменьшает вероятность некорректных или нерелевантных ответов и повышает воспроизводимость результатов.

Результаты и обсуждение. В результате применения описанных методов был реализован механизм персонализации на основе генеративных моделей, который сочетает в себе несколько ключевых характеристик.

Прежде всего, он обладает адаптивностью [2]: модель способна учитывать как индивидуальные предпочтения пользователя, так и ранее накопленный опыт взаимодействия. Это позволяет постепенно повышать точность и снижать вероятность появления нерелевантных ответов, делая результат более осмысленным и приближённым к ожиданиям.

Не менее важной является контролируемость. Благодаря использованию шаблонных структур и ограничению диапазона допустимых ответов снижается риск генерации некорректных или случайных данных. Пользователь получает результат в чётко заданной форме, что особенно значимо для прикладных сценариев, где требуется структурированная и воспроизводимая информация.

Система отличается и гибкостью настройки: варьируя параметры генерации (temperature, topP), можно регулировать степень креативности модели – от строго детерминированного поведения до более вариативных решений. Это делает механизм универсальным [2] и пригодным для применения в разных сферах – от рекомендательных сервисов до генерации оригинального контента.

Кроме того, подход основан на минимизации затрат. В отличие от традиционного дообучения моделей, контекстное обучение не требует выделенной инфраструктуры для машинного обучения и значительных вычислительных ресурсов. Достаточно корректно сформировать запрос и поддерживать историю диалога, что делает данный механизм технологически и экономически эффективным.

Наконец, важным результатом является улучшение пользовательского опыта: персонализированные ответы формируют у пользователя ощущение индивидуального взаимодействия, повышают вовлечённость и способствуют росту удовлетворённости от работы с системой.

Подобный механизм уже находил применение в ряде практических задач, демонстрируя универсальность подхода. Так, в сфере туризма он использовался для построения персонализированных маршрутов путешествий. На основе введённых пользователем данных (место отправления и назначения, бюджет, длительность поездки, количество участников) система формировала подборку рейсов и отелей с указанием ресурсов для бронирования, а также составляла детализированный план поездки с учётом загруженности и времени работы объектов.

Другой пример связан с сервисами в области общественного питания, где модель формировала рекомендации по составу напитков, опираясь на настроение и вкусовые предпочтения пользователя (уровень сладости, преобладающие ноты, температура, наличие молока). При этом в основу генерации закладывались реальные рецептуры и практики из существующих заведений, что повышало достоверность и практическую ценность ответов.

Таким образом, описанный механизм можно охарактеризовать как универсальный инструмент персонализации, который при сохранении единой логики настройки и обучения способен адаптироваться под задачи различных предметных областей. Это подтверждает его применимость как в сфере электронных сервисов и онлайнобразования, так и в коммерческих проектах, ориентированных на индивидуальный пользовательский опыт.

Заключение. В работе представлен механизм обучения и адаптации генеративных моделей для персонализации взаимодействия с пользователями. В отличие от традиционного дообучения на уровне параметров, предложенный подход опирается на техники few-shot prompting, использование истории диалога и конфигурацию параметров генерации.

Результаты показывают, что данный механизм позволяет достичь высокой релевантности и предсказуемости ответов, сохраняя при этом гибкость и масштабируемость. Он может быть успешно использован в широком спектре интерактивных систем, где требуется персонализированный подход без значительных затрат на инфраструктуру.

^{1.} Google Al Studio : документация по модели Gemini : [сайт]. – 2023. – URL: https://ai.google.dev/docs (дата обращения: 09.09.2025). – Текст : электронный.

^{2.} Корчевская, Е. А. Системы искусственного интеллекта: метод. рекомендации / Е. А. Корчевская, С. А. Ермоченко, М. Г. Семенов; М-во образования Республики Беларусь, Учреждение образования «Витебский государственный университет имени П. М. Машерова», Каф. прикладного и системного программирования. – Витебск: ВГУ имени П.М. Машерова, 2020. – 47, [1] с.: ил. – Библиогр.: с. 47. Электронная версия – https://rep.vsu.by/handle/123456789/21350.