



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-31-3-66-75>

УДК 004.891.2

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ АВТОГЕНЕРАЦИИ ТЕСТОВ ДЛЯ СТУДЕНТОВ В СИСТЕМЕ MOODLE НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА МЕТОДИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ

К. С. КУРОЧКА, Ю. С. БАШАРИМОВ

*Гомельский государственный технический университет имени П. О. Сухого
(Гомель, Республика Беларусь)*

Аннотация. Представлена система автоматизированной генерации тестовых заданий для студентов на основе анализа методических материалов с использованием больших языковых моделей (LLM). Разработана и опробована система, способная автоматически создавать качественные тестовые материалы, сокращая трудозатраты преподавателей и повышая эффективность контроля знаний студентов. Для достижения цели решались следующие задачи: разработка архитектуры системы, включающей модули предобработки текста, генерации вопросов, валидации и фильтрации, а также формирования итогового теста; исследование методов промптинга (точной и структурированной формулировки запросов, определяющих задачу для LLM) и дообучения LLM для генерации и оценки качества тестовых заданий; апробация системы в реальном учебном процессе и оценка ее эффективности. В результате исследования разработаны модульная система, использующая две LLM: основную для генерации вопросов и систему LLM-эксперта для оценки их качества. Показана эффективность методов настройки и дообучения для адаптации LLM к задачам автоматической генерации тестов.

Ключевые слова: большие языковые модели, автоматическая генерация вопросов, обработка естественного языка, промптинг, дообучение, Moodle, автоматизация оценки.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Курочка, К. С. Нейросетевая модель автогенерации тестов для студентов в системе Moodle на основе анализа методических материалов / К. С. Курочка, Ю. С. Башаримов // Цифровая трансформация. 2025. Т. 31, № 3. С. 66–75. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-31-3-66-75>.

NEURAL NETWORK MODEL FOR AUTOMATED TEST GENERATION FOR STUDENTS IN THE MOODLE SYSTEM BASED ON THE ANALYSIS OF METHODOLOGICAL MATERIALS

KONSTANTIN S. KUROCHKA, YURY S. BASHARYMAU

Sukhoi State Technical University of Gomel (Gomel, Republic of Belarus)

Abstract. The article presents a system for automated generating of test tasks for students based on the analysis of methodological materials using large language models (LLM). A system capable of automatically generating high-quality test materials has been developed and tested, reducing teachers' labor costs and increasing the efficiency of student knowledge monitoring. To achieve this goal, the following tasks were solved: developing a system architecture that includes modules for text preprocessing, question generation, validation and filtering, and forming a final test; studying the methods of prompting (precise and structured formulation of queries that define a task for LLM) and additional training of LLM for generating and assessing the quality of test items; testing the system in a real educational process and assessing its effectiveness. As a result of the study, a modular system has been developed that uses two LLMs: the main one for generating questions and the LLM expert system for assessing their quality. The effectiveness of the customization and additional training methods for adapting LLM to the tasks of automatic test generation is shown.

Keywords: large language models, automated question generation, natural language processing, prompting, fine-tuning, Moodle, automated assessment.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Kurochka K. S., Basharymau Y. S. (2025) Neural Network Model for Automated Test Generation for Students in the Moodle System Based on the Analysis of Methodological Materials. *Digital Transformation*. 31 (3), 66–75. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-31-3-66-75> (in Russian).

Введение

В условиях современной образовательной парадигмы, характеризующейся интенсификацией учебного процесса и необходимостью оперативной оценки знаний обучающихся, особую актуальность приобретает проблема автоматизации создания тестовых материалов и контроля знаний обучающихся. Традиционные методы разработки тестовых заданий, как правило, отличаются трудоемкостью и требуют значительных временных затрат со стороны педагогических работников [1]. Согласно отчету UNESCO (2023)¹, 78 % вузов внедрили ИИ-инструменты для поддержки учебного процесса, а рынок EdTech к 2033 г. составит около 810,3 млрд долл. США по сравнению с 220,5 млрд долл. США в 2023-м, увеличившись в среднем на 13,9 % в течение прогнозируемого периода с 2024 по 2033 год².

В связи с этим перспективными направлениями исследований являются разработка и внедрение автоматизированных систем [2], способных генерировать тестовые вопросы по учебным материалам, проверять выполненные задания и формировать отзыв на ответ студента [3]. Один из наиболее эффективных подходов к решению данной задачи – использование технологий обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP) и, в частности, применение больших языковых моделей (Large Language Models, LLMs). LLM, обладая способностью к глубокому семантическому анализу текста и генерации связных и грамматически корректных высказываний, могут быть успешно использованы для автоматического создания тестовых вопросов различных типов: с множественным выбором, открытых вопросов, заданий на сопоставление и др.

Применение LLM для автоматизации создания тестов позволяет не только существенно сократить время и усилия, затрачиваемые на разработку контрольно-измерительных материалов, но и повысить их качество за счет возможности генерации большого количества разнообразных и релевантных вопросов. Более того, автоматизированные системы могут адаптировать сложность и содержание тестов к индивидуальным потребностям и уровню подготовки обучающихся, способствуя тем самым персонализации образовательного процесса [4].

Предлагаемая система автоматизированной генерации тестовых заданий построена по модульному принципу и включает в себя модули: предобработки текста методических материалов, выбора метода генерации, генерации вопросов с использованием основной LLM, валидации и фильтрации, в котором в качестве эксперта выступает другая LLM, формирования итогового теста и пользовательский интерфейс. Такая архитектура с использованием отдельной LLM в роли эксперта для оценки качества сгенерированных вопросов позволяет повысить объективность и надежность процесса автоматизированного создания тестов, а также гибко настраивать систему, выбирая наиболее подходящий метод генерации.

Архитектура системы автоматизированной генерации тестовых заданий

Для построения системы автоматизированной генерации тестовых заданий применим принцип декомпозиции с разбивкой сложной задачи создания качественного теста на несколько подзадач. Предлагаемая схема продемонстрирована на рис. 1.

На первом этапе LLM получает текстовый фрагмент из методических материалов (например, абзац) и инструкцию для создания вопроса. Эта инструкция определяет тип требуемого вопроса (например, вопрос с выбором одного ответа, открытый вопрос, вопрос на сопоставление), его уровень сложности и другие параметры. LLM, основываясь на предоставленной информации, формирует тестовый вопрос [3].

¹ 2023 Генеративный искусственный интеллект и будущее образования [Электронный ресурс] // Generative AI and the Future of Education, UNESCO. Mode of access: https://ai.gov.ru/knowledgebase/obrazovanie-i-kadry-ii/2023_generativnyy_iskusstvennyy_intellekt_i_budushee_obrazovaniya_generative_ai_and_the_future_of_education_unesco/?ysclid=m96my5fw2t680773960/. Date of access: 10.02.2025.

² EdTech Market Size, Share, Trends [Electronic Resource] // Market.us – One Stop Shop for Market Research Reports. Mode of access: <https://market.us/report/edtech-market/>. Date of access: 10.02.2025.

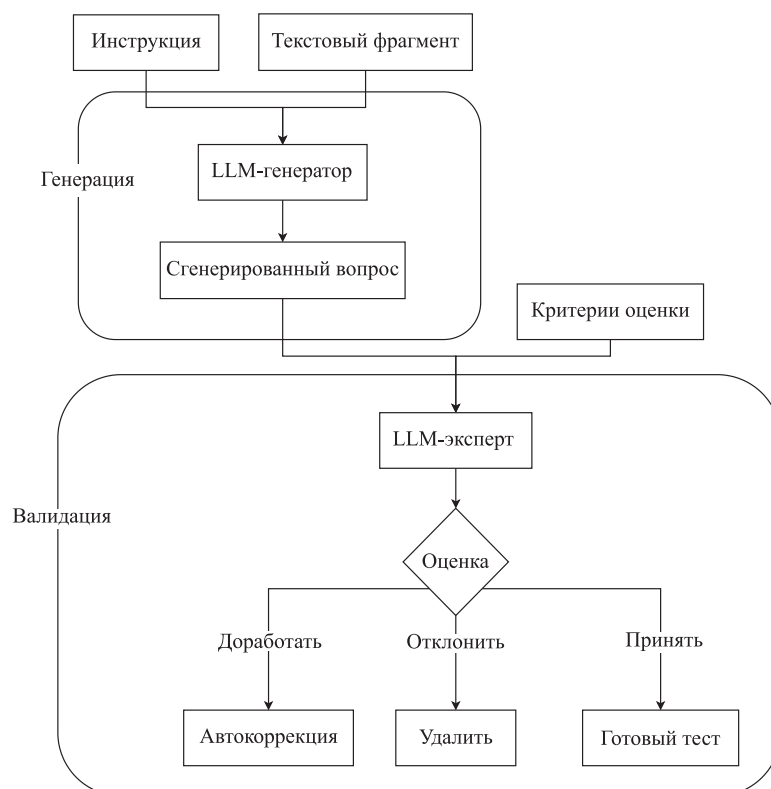


Рис. 1. Схема системы автоматизированной генерации тестовых заданий
Fig. 1. Scheme of the automated test generation system

Для каждого сгенерированного вопроса система также обрабатывает соответствующие ответы, что критически важно для дальнейшей автоматической оценки знаний. В зависимости от типа вопроса, этот процесс включает следующие:

- для вопросов с одиночным или множественным выбором: основная LLM не только формулирует сам вопрос, но и генерирует набор вариантов ответов. Среди них обязательно присутствует один или несколько правильных ответов (для вопросов с множественным выбором), а также несколько правдоподобных, но неверных вариантов, называемых дистракторами. Качество дистракторов (их правдоподобность и привлекательность, чтобы избежать легкого исключения) тоже является критерием оценки;

- для открытых вопросов: LLM генерирует ожидаемый или эталонный правильный ответ. Этот эталонный ответ используется в дальнейшем для сопоставления с ответами студентов, представленными в естественном языке;

- для вопросов на заполнение пропуска: система определяет правильное слово или фразу, которая должна быть вставлена в пропуск;

- для вопросов на сопоставление: LLM создает пары элементов (например, понятия и их определения) и указывает их правильное соответствие.

Далее для повышения качества предлагается использовать архитектуру с экспертом, где в роли эксперта выступает другая LLM (или та же, но в иной роли). LLM-эксперт получает не только сгенерированный вопрос, но и все связанные с ним варианты ответов, дистракторы или эталонные ответы. LLM-эксперт оценивает их качество, основываясь на таких критериях, как качество дистракторов (для вопросов с выбором ответа: правдоподобность и привлекательность неправильных вариантов) и наличие правильного ответа (для закрытых вопросов). Это обеспечивает объективность и надежность процесса автоматизированного создания тестов.

LLM-эксперт оценивает качество сгенерированных вопросов, основываясь на следующих критериях:

- релевантность (насколько вопрос соответствует заданной теме и исходному тексту);
- корректность (отсутствие фактических, логических и грамматических ошибок в формулировке вопроса);

- однозначность (отсутствие двусмысленности и нескольких возможных интерпретаций вопроса);
- сложность (соответствие вопроса заданному уровню);
- тип вопроса (соответствие вопроса указанному типу);
- качество дистракторов (для вопросов с выбором ответа: правдоподобность и привлекательность неправильных вариантов);
- наличие правильного ответа (для закрытых вопросов).

По результатам оценки LLM-эксперт выставляет оценку или дает заключение о качестве вопроса (например, «принять», «отклонить», «требует доработки»). Если вопрос не соответствует заданным критериям качества, он может быть автоматически отклонен, отправлен на ручную доработку преподавателю, или же система может предпринять попытку автоматической корректировки вопроса с повтором генерации. Отобранные и одобренные LLM-экспертом вопросы поступают далее в модуль формирования теста, где из них составляется итоговый тест в соответствии с заданными параметрами (количество вопросов, распределение по темам и типам и т. д.).

После того как студент предоставляет ответ на вопрос, сформулированный на естественном языке, происходит процесс его сопоставления с эталонным, «правильным» ответом (рис. 2). Для этого используется модель Word2Vec³, которая позволяет преобразовывать слова и фразы в числовые векторы. Сопоставление ответов осуществляется путем измерения сходства между вектором ответа пользователя и вектором правильного ответа.

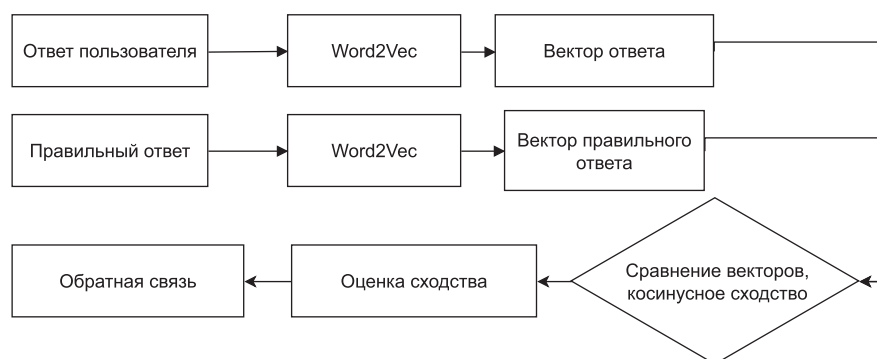


Рис. 2. Схема сопоставления предлагаемого ответа с эталонным
Fig. 2. Scheme of comparison of the proposed answer with the standard one

Такой подход позволяет не только определить точность ответа, но и оценить его смысловую близость к эталонному, обеспечивая более гибкую и точную автоматическую проверку знаний, особенно в случаях, когда требуется понимание нюансов естественного языка.

Промптинг для генерации и оценки вопросов

Автоматизированное создание тестовых материалов с помощью больших языковых моделей базируется на искусстве промптинга – это метод взаимодействия с большой языковой моделью путем предоставления ей конкретных текстовых инструкций (промптов) и фрагментов учебного материала для целенаправленной генерации тестовых вопросов и оценки их качества, без необходимости изменения внутренних параметров модели [5]. Эффективный промпт в контексте генерации тестов должен содержать текст учебного материала (или его фрагмент), четкие указания на желаемый тип вопроса (например, с выбором ответа, открытый, на сопоставление), уровень сложности, количество вопросов и другие необходимые параметры [6]. Важно, что промпт также включает инструкции для LLM по генерации соответствующих ответов или вариантов ответов для каждого типа вопроса. Такой подход обладает рядом существенных преимуществ: экономит время педагогических работников, позволяет генерировать вопросы различных форматов, индивидуализировать тестовые задания, повышать объективность оценки за счет исключения человеческого фактора, а также обеспечивает масштабируемость и возможность быстрого создания большого количества тестовых материалов. При этом от педагога не требуется глубоких знаний и навыков в области программирования и машинного обучения.

³ Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space / T. Mikolov [et al.] // arXiv Preprint arXiv:1301.3781. 2013. Vol. 3781.

С целью достижения наилучших результатов необходимо формулировать ясные и конкретные запросы, экспериментировать с различными вариантами промптов, использовать ключевые слова и фразы из учебного материала, а главное – тщательно проверять сгенерированные вопросы на соответствие исходному тексту, корректность формулировок и наличие/правильность ответов. Для генерации вопроса LLM получает промпт, содержащий инструкцию по созданию вопроса определенного типа на основе предоставленного текстового фрагмента (обычно абзаца). Чем четче и конкретнее сформулирован промпт, тем выше вероятность получить релевантный и качественный вопрос. Важно явно указывать, что вопрос должен быть основан именно на данном абзаце/тексте, ограничивая тем самым область поиска для LLM и способствуя созданию более релевантных вопросов. Ниже представлены примеры промптов для генерации вопросов.

Вопрос с выбором одного правильного ответа: *«Сформулируй вопрос с выбором одного правильного ответа по следующему абзацу: [Текст абзаца]. Предложи четыре варианта ответа, один из которых должен быть верным. Укажи правильный ответ среди предложенных, а остальные три должны быть правдоподобными дистракторами».*

Открытый вопрос: *«Сформулируй открытый вопрос, требующий развернутого ответа, на основе следующего абзаца: [Текст абзаца]. Предоставь также подробный эталонный ответ на этот вопрос, который может быть использован для автоматической оценки».*

Вопрос на заполнение пропуска: *«Сформулируй предложение с пропуском для заполнения пропуска на основе следующего абзаца: [Текст абзаца]. Укажи правильное слово или фразу для заполнения пропуска».*

Вопрос на сопоставление: *«Придумай вопрос на сопоставление, используя следующие понятия и определения: [Список понятий и определений], и укажи правильные пары для сопоставления» (если сопоставление делается внутри одного абзаца). Или: «Используя следующий текст, составь задание на сопоставление, включающее [количество] пар элементов: [текст], и предоставь их правильное соответствие».*

Вопрос с несколькими вариантами ответов: *«Создай вопрос с несколькими вариантами ответов по следующему тексту: [Текст учебного материала] и укажи все правильные варианты ответа, а также несколько правдоподобных дистракторов».*

Вопрос на тип проверяемых знаний: *«Сформулируй вопрос, проверяющий понимание причинно-следственных связей на основе следующего абзаца: [Абзац]».*

Вопрос с форматом вопроса: *«Придумай вопрос, требующий краткого ответа, по следующему тексту: [Текст]».*

После генерации вопроса необходимо убедиться в его адекватности и соответствии исходному материалу. Для этого используется второй промпт, в котором LLM выступает в роли «эксперта», оценивающего качество сгенерированного вопроса и его сопутствующих ответов. Он может оценивать сложность, релевантность, корректность вопросов, генерировать дистракторы (правдоподобные, но неверные варианты ответов) и верифицировать правильность указанных ответов, а также адекватность эталонных ответов для открытых вопросов. Пример промпта для проверки соответствия:

«Оцени, насколько следующий вопрос соответствует данному абзацу текста: Абзац: [абзац текста]. Вопрос: [сгенерированный вопрос]».

«Оцени качество следующего вопроса с точки зрения его сложности, релевантности и корректности: [вопрос]».

Или более формализованный вариант:

«Оцени по шкале от 1 до 10, насколько точно следующий вопрос отражает содержание данного абзаца:

Вопрос: [Сгенерированный вопрос]

Абзац: [Текст абзаца]

Оценка:»

Схема промптинга приведена на рис. 3.

Дальнейшее развитие подхода к автоматизированному созданию тестовых вопросов с помощью промптинга связано с несколькими направлениями. Усложнение промптов, можно добавлять дополнительные параметры, такие как уровень сложности вопроса, тип проверяемых знаний (факты, понимание, применение, анализ, синтез, оценка), количество вариантов ответа,

формат вопроса и т. д. Пример: «Создай сложный вопрос с четырьмя вариантами ответа, проверяющий умение анализировать причинно-следственные связи, на основе следующего абзаца: [Текст абзаца]».

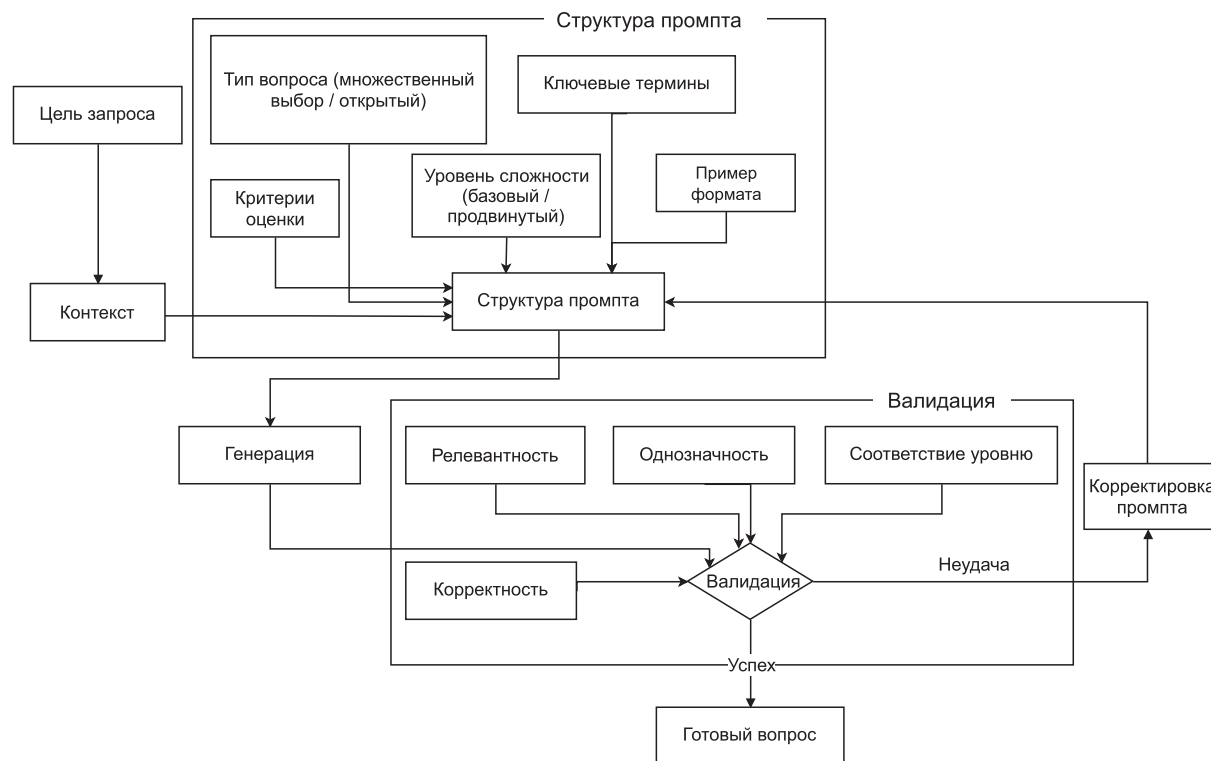


Рис. 3. Схема промптинга
Fig. 3. Prompting scheme

LLM можно комбинировать с другими инструментами обработки естественного языка, например, для автоматического выделения ключевых слов и понятий из текста, что позволит создавать более точные и релевантные вопросы. Инструменты классификации могут использоваться для автоматической категоризации вопросов.

Дообучение (fine-tuning)

Для адаптации больших языковых моделей к автоматическому созданию тестовых материалов, наряду с промптингом, эффективен метод дообучения (fine-tuning). Дообучение представляет собой процесс дополнительного обучения предобученной LLM на специализированном наборе данных, где входные данные – это учебные материалы (тексты, фрагменты, абзацы), а выходные – соответствующие им тестовые вопросы (и, опционально, ответы) [7].

В отличие от промптинга, который полагается на общие языковые способности LLM и явные инструкции, дообучение корректирует внутренние параметры модели, чтобы минимизировать ошибку предсказания вопросов по заданным текстам. Таким образом, модель не просто выполняет инструкцию из промпта, а учится генерировать вопросы, аналогичные представленным в обучающем наборе и соответствующие специфике предметной области, и, как правило, включает несколько ключевых этапов. Схема процесса дообучения приведена на рис. 4.

Подготовка данных является критически важным шагом: необходимо создать размеченный набор, состоящий из пар «текст – вопрос», или при необходимости «текст – вопрос – ответ», где тексты репрезентативны для целевой предметной области, а вопросы соответствуют желаемым типам и уровням сложности. Качество и объем этого набора данных напрямую влияют на результат. Далее выбирается предобученная LLM, которая станет основой для дообучения (например, Qwen⁴, DeepSeek⁵ и др.) исходя из доступных ресурсов, требований к качеству и специфике задачи.

⁴ Qwen Technical Report / Jinze Bai [et al.] // arXiv Preprint arXiv:2309.16609. 2023.

⁵ Deepseek-v3 Technical Report / Aixin Liu [et al.] // arXiv Preprint arXiv:2412.19437. 2024.

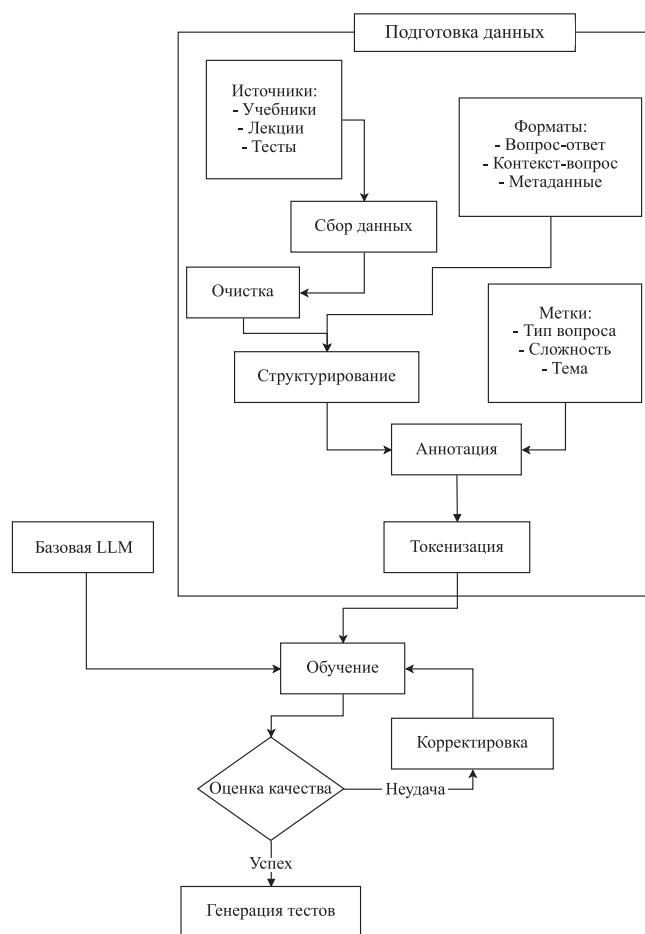


Рис. 4. Схема процесса дообучения
Fig. 4. Scheme of the process of additional training

Наконец, после дообучения проводится оценка качества работы модели на отдельном тестовом наборе данных, который не участвовал в обучении. Это позволяет проверить обобщающую способность модели и ее умение генерировать качественные вопросы для новых текстов. Используются как автоматические метрики (точность, полнота, F1-мера, BLEU, ROUGE) [8], так и экспертная оценка.

Основываясь на предлагаемой схеме, предлагается дообучать только одну LLM для генерации вопросов на специализированном наборе данных. Для оценки качества сгенерированных вопросов также можно использовать дообученную LLM-эксперт (рис. 1). LLM-эксперт дообучается на наборе данных, содержащем примеры вопросов с оценками качества (например, «релевантный», «нерелевантный», «требуется доработка»). В процессе обучения LLM-эксперт учится оценивать качество вопросов на основе заданных критериев, таких как релевантность, корректность, однозначность, сложность и др. Такой подход позволяет автоматизировать не только генерацию, но и оценку качества тестовых заданий, повышая объективность и надежность процесса.

Дообучение при правильном применении предоставляет ряд значительных преимуществ перед промптингом в контексте создания тестов.

Во-первых, повышаются качество и релевантность сгенерированных вопросов. Модель, «настроенная» на конкретную предметную область и тип заданий, способна создавать вопросы, более точно отражающие содержание учебного материала и соответствующие требуемому уровню сложности.

Во-вторых, снижается зависимость от качества формулировки промпта. При использовании дообученной модели достаточно подать на вход текст, и модель сгенерирует вопрос, основываясь на усвоенных в процессе обучения закономерностях. Это упрощает процесс создания тестов и делает его менее чувствительным к вариациям в формулировках запросов.

В-третьих, дообучение позволяет генерировать более сложные и нестандартные вопросы, выходящие за рамки простых инструкций, которые можно задать с помощью промпта. Если в обучающем наборе данных присутствовали примеры вопросов, требующих анализа, синтеза, сравнения или оценки информации, дообученная модель сможет воспроизводить подобные типы вопросов.

Однако важно учитывать и ограничения дообучения. Основным препятствием является необходимость в большом объеме качественных размеченных данных. Сбор и разметка такого набора данных могут быть трудоемкими и дорогостоящими процессами. Кроме того, дообучение требует значительных вычислительных мощностей, особенно при работе с большими LLM. Существует риск переобучения модели, когда она слишком хорошо «запоминает» обучающие данные и плохо работает на новых, незнакомых текстах. Также дообучение требует значительных вычислительных ресурсов (мощные GPU или TPU).

В целом дообучение представляет собой мощный, но требующий значительных ресурсов и экспертизы инструмент, который целесообразно использовать при наличии достаточно большого объема данных и необходимости создания высококачественных, специализированных тестов.

Результаты исследований и их обсуждение

Предлагаемая система автоматизированной генерации тестов была апробирована в Гомельском государственном техническом университете имени П. О. Сухого с целью оценки ее эффективности и удобства использования для создания тестовых материалов в реальном учебном процессе. В процессе апробации (рис. 5) система была развернута на сервере университета с использованием контейнеризации (Docker). В качестве LLM использовалась модель Qwen, доступ к которой осуществлялся через API. Для пользовательского интерфейса была выбрана платформа Open WebUI⁶, обеспечивающая удобное взаимодействие преподавателей с системой. Взаимодействие с TabbyAPI⁷ использовалось для расширения функциональности LLM.

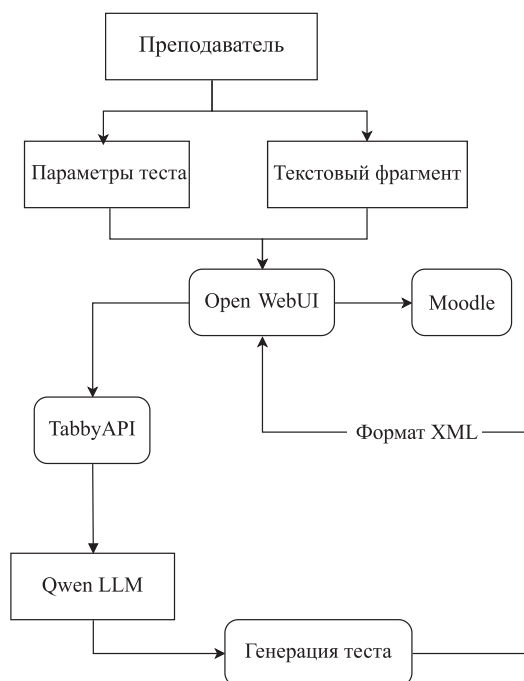


Рис. 5. Схема развертывания системы автоматизированной генерации тестов

Fig. 5. Deployment scheme of the automated test generation system

Для удобства применения сгенерированных тестов в учебном процессе была реализована возможность их экспорта в формате XML, что позволило легко импортировать тесты в систему управления обучением Moodle, которая широко используется в университете. Преподаватели

⁶ Home [Electronic Resource] // Open WebUi. Mode of access: <https://docs.openwebui.com/>. Date of access: 10.02.2025.

⁷ An OAI Compatible Exllamav2 API That's Both Lightweight and Fast [Electronic Resource] // GITHUB. Mode of access: <https://github.com/theroyallab/tabbyAPI>. Date of access: 10.02.2025.

кафедры применяли систему для генерации тестов по дисциплине «Компьютерные сети». Проводилось сравнение качества сгенерированных тестов с тестами, разработанными традиционным способом. Результаты показали, что сгенерированные тесты не уступают по качеству традиционным, а время их создания значительно сократилось. В частности, отмечено, что система позволяет генерировать разнообразные варианты тестовых заданий на основе одного и того же исходного материала, что полезно для создания индивидуальных тестов для студентов.

Для преподавателей были проведены обучающие семинары по использованию системы автоматизированной генерации тестов, в ходе которых рассматривались основные функции системы, примеры использования и лучшие практики создания промптов для получения качественных результатов. После использования системы преподавателями проводился сбор обратной связи. Большинство преподавателей отметили удобство и простоту системы, а также высокое качество сгенерированных тестов. Высказывались предложения по дальнейшему развитию системы, такие как добавление новых типов вопросов и улучшение пользовательского интерфейса.

В целом результаты апробации подтвердили эффективность и удобство использования системы автоматизированной генерации тестов. Она позволяет значительно сократить время, необходимое для создания тестовых материалов, и обеспечивает высокое качество генерируемых вопросов.

Заключение

1. Создана и реализована система автоматизированной генерации тестовых заданий, основанная на применении больших языковых моделей (LLM) к анализу методических материалов. Система построена по модульному принципу, ключевой особенностью которого является использование отдельной LLM в качестве эксперта для валидации сгенерированных вопросов, что повышает объективность и надежность итоговых тестов.

2. Разработаны подходы к использованию LLM: определены и апробированы эффективные стратегии промптинга и параметры дообучения моделей с целью повышения качества и релевантности генерируемых тестовых заданий и их автоматической оценки. Это позволило гибко настраивать процесс генерации под конкретные образовательные задачи.

3. Практическая значимость разработанной системы подтверждена успешной апробацией в реальном учебном процессе Гомельского государственного технического университета имени П. О. Сухого. Преподаватели университета использовали систему для создания тестовых материалов по своим дисциплинам.

4. Результаты апробации показали высокую эффективность предложенного решения: система позволяет значительно сократить временные затраты на подготовку тестов по сравнению с традиционными методами, обеспечивая при этом высокое качество и релевантность генерируемых вопросов, что было подтверждено отзывами преподавателей.

5. Исследование демонстрирует практическую ценность применения LLM для автоматизации процесса создания средств оценки знаний. Разработанная система представляет собой готовый инструмент, который может быть внедрен в образовательную практику для повышения эффективности работы преподавателей и стандартизации контроля знаний студентов.

Список литературы

1. Курочка, К. С. Применение информационных технологий в учебном процессе инженерного вуза / К. С. Курочка, В. И. Токачков // Вестник Хакасского государственного университета имени Н. Ф. Катанова. 2017. № 20. С. 117–120.
2. Kurachka, K. The Introduction of Soft Skills in the Study of Disciplines of the Second Stage of Higher Education at the Sukhoi State Technical University of Gomel / K. Kurachka, U. Kamrakou, V. Zakharenko // International Journal of Pedagogy, Innovation and New Technologies. 2023. Vol. 9. P. 84–94.
3. Adapting Large Language Models for Education: Foundational Capabilities, Potentials, and Challenges / Qingyao Li [et al.] // arXiv:2401.08664. 2024.
4. Maity, S. The Future of Learning in the Age of Generative AI: Automated Question Generation and Assessment with Large Language Models / S. Maity, A. Deroy // arXiv:2405.09576. 2024.
5. Al Faraby, S. Review on Neural Question Generation for Education Purposes / S. Al Faraby, A. Adiwijaya, A. Romadhony // International Journal of Artificial Intelligence in Education. 2024. Vol. 34, No 3. P. 1008–1045.

6. Maity, S. Exploring the Capabilities of Prompted Large Language Models in Educational and Assessment Applications / S. Maity, A. Dero, S. Sarkar // arXiv:2405.11579. 2024.
7. Fine-Tuning a Large Language Model with Reinforcement Learning for Educational Question Generation / S. Lamsiyah [et al.] // International Conference on Artificial Intelligence in Education. 2024. P. 424–438.
8. Соснин, А. В. Взаимосвязь экспертных категорий и автоматических метрик, используемых для оценки качества перевода / А. В. Соснин, Ю. В. Балакина, А. Н. Кащихин // Вестник Санкт-Петербургского университета. Язык и литература. 2022. Т. 19, № 1. С. 125–148.

Поступила 06.05.2025

Принята в печать 02.07.2025

Доступна на сайте 10.10.2025

References

1. Kurachka K., Tokochakov V. (2017) Application of Information Technologies in the Educational Process of Engineering University. *Bulletin of the NF Katanov Khakass State University*. (20), 117–120 (in Russian).
2. Kurachka K., Kamrakou U., Zakharenko V. (2023) The Introduction of Soft Skills in the Study of Disciplines of the Second Stage of Higher Education at the Sukhoi State Technical University of Gomel. *International Journal of Pedagogy, Innovation and New Technologies*. 9, 84–94.
3. Qingyao Li, Lingyue Fu, Weiming Zhang, Xianyu Chen, Jingwei Yu, Wei Xia, et al. (2024) Adapting Large Language Models for Education: Foundational Capabilities, Potentials, and Challenges. *arXiv:2401.08664*.
4. Maity S., Dero A. (2024) The Future of Learning in the Age of Generative AI: Automated Question Generation and Assessment with Large Language Models. *arXiv:2405.09576*.
5. Al Faraby S., Adiwijaya A., Romadhony A. (2024) Review on Neural Question Generation for Education Purposes. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 34 (3), 1008–1045.
6. Maity S., Dero A., Sarkar S. (2024) Exploring the Capabilities of Prompted Large Language Models in Educational and Assessment Applications. *arXiv:2405.11579*.
7. Lamsiyah S., El Mahdaouy A., Nourbakhsh A., Schommer C. (2024) Fine-Tuning a Large Language Model with Reinforcement Learning for Educational Question Generation. *International Conference on Artificial Intelligence in Education*. 424–438.
8. Sosnin A. V., Balakina Y. V., Kashchikhin A. N. (2022) Interrelation of Expert Categories and Automatic Metrics Used to Assess Translation Quality. *Vestnik of St. Petersburg University. Language and Literature*. 19 (1), 125–148 (in Russian).

Received: 6 May 2025

Accepted: 2 July 2025

Available on the website: 10 October 2025

Вклад авторов / Authors' contribution

Авторы внесли равный вклад в написание статьи / The authors contributed equally to the writing of the article.

Сведения об авторах

Курочка К. С., канд. техн. наук, доц., зав. каф. информационных технологий, Гомельский государственный технический университет имени П. О. Сухого

Башаримов Ю. С., магистр, ассист. каф. информационных технологий, Гомельский государственный технический университет имени П. О. Сухого

Адрес для корреспонденции

246029, Республика Беларусь,
Гомель, просп. Октября, 48
Гомельский государственный
технический университет имени П. О. Сухого
Тел.: +375 232 22-46-36
E-mail: basharymauyury@gmail.com
Башаримов Юрий Сергеевич

Information about the authors

Kurochka K. S., Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor, Chief of Department of the Information Technologies, Sukhoi State Technical University of Gomel

Basharymau Y. S., Master, Assistant at the Department of Information Technologies, Sukhoi State Technical University of Gomel

Address for correspondence

246029, Republic of Belarus,
Gomel, October Ave., 48
Sukhoi State
Technical University of Gomel
Tel.: +375 232 22-46-36
E-mail: basharymauyury@gmail.com
Basharymau Yuri Sergeevich