



УДК 37.031+37.015.31+51-77

Научная статья / **Research Full Article**DOI: [10.15293/2658-6762.2504.05](https://doi.org/10.15293/2658-6762.2504.05)Язык статьи: русский / **Article language: Russian**

Эффективность стратегий промт-инжиниринга в генерации математического образовательного контента: экспериментальное исследование

А. В. Данилов¹, Р. Р. Зарипова¹, М. А. Лукоянова¹, Н. И. Батрова¹, Л. Л. Салехова¹¹ Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Россия

Проблема и цель. В статье представлены результаты исследования проблемы генерации качественного образовательного контента по математической грамотности для школьников 5-х классов с использованием генеративного искусственного интеллекта. Проблема обусловлена дефицитом адаптивных заданий, соответствующих стандартам, и ограничениями искусственного интеллекта (галлюцинации, невозпроизводимость). Цель – оценить эффективность авторской стратегии промт-инжиниринга для генерации педагогически релевантных и возрастно-адекватных задач.

Методология. Использованы системный и деятельностный подходы. Применены методы анализа опыта применения искусственного интеллекта в образовании, экспериментальной генерации задач с гибридной стратегией промт-инжиниринга (*Few-Shot Learning + Chain-of-Thought + Role Prompting*) на базе *ChatGPT-4o*, экспертной оценки (10 учителей математики, стаж ≥ 12 лет) и статистической обработки данных (коэффициент Коэна κ , средние значения μ). Верификация включала генерацию задач в новом контексте (аэропорты) и оценку по критериям адекватности, соответствия возможностям учащихся и сложности.

Результаты. Основные результаты заключаются в успешной апробации стратегии, обеспечившей генерацию структурно согласованных задач ($\kappa = 0,82$). Подчеркивается критическая значимость техники *Chain-of-Thought* для создания многошаговых заданий. Авторами отмечается двойная функциональность задач (обучение и диагностика).

Финансирование проекта: Исследование выполнено в рамках реализации гранта Академии наук Республики Татарстан, предоставленного в 2024 году на осуществление фундаментальных и прикладных научных работ в научных и образовательных организациях, предприятиях и организациях реального сектора экономики Республики Татарстан. Проект № 23/2024-ФИП по теме «Развитие математической грамотности школьников-билинггов на основе методов машинного обучения и искусственного интеллекта»

Библиографическая ссылка: Данилов А. В., Зарипова Р. Р., Лукоянова М. А., Батрова Н. И., Салехова Л. Л. Эффективность стратегий промт-инжиниринга в генерации математического образовательного контента: экспериментальное исследование // *Science for Education Today*. – 2025. – Т. 15, № 4. – С. 113–135. DOI: <http://dx.doi.org/10.15293/2658-6762.2504.05>

✉ Автор для корреспонденции: Андрей Владимирович Данилов, tukai@yandex.ru

© А. В. Данилов, Р. Р. Зарипова, М. А. Лукоянова, Н. И. Батрова, Л. Л. Салехова, 2025

Эксперимент подтвердил высокую экспертную оценку адекватности ($\mu = 4,81$), соответствия формата ($\mu = 4,77$) и полноты описания ($\mu = 4,82$). Выявлено ограничение по сложности терминологии для части задач.

Заключение. Делаются выводы о высокой эффективности комбинированной стратегии промт-инжиниринга для генерации задач для развития математической грамотности учащихся и ее потенциале для интеграции в цифровые платформы. Для внедрения требуется оптимизация лингвистической адаптации и разработка конвейера валидации.

Ключевые слова: промт-инжиниринг; генерация учебных задач; математическая грамотность; генеративный искусственный интеллект; Chain-of-Thought; ролевой промтинг.

Постановка проблемы

Актуальность исследования обусловлена стремительным проникновением генеративного искусственного интеллекта (ИИ) в образовательную практику, открывающим новые возможности для автоматизации создания учебных материалов.

На данный момент существует достаточно много отечественных публикаций, посвященных использованию ИИ в математическом образовании. Так, большинство исследователей в области педагогики и сами педагоги сходятся во мнении, что ИИ обладает высоким потенциалом для его применения в образовании, и выделяют следующие направления использования ИИ [1; 2].

1. Персонализация обучения: анализ данных учащихся и адаптация материалов под их уровень и потребности.

2. Повышение качества обучения: адаптивные системы выявляют пробелы в знаниях и подстраиваются под уровень знаний обучающегося.

3. Экономия времени: автоматизация создания материалов, проверки задач и анализа результатов.

4. Мотивация: интерактивные элементы (игры, симуляции) повышают вовлеченность.

5. Создание материалов: генерация учебного контента, соответствующего стандартам и задачам урока.

Однако все они носят в большей степени декларативный характер и сводятся к перечислению сфер использования различных интеллектуальных обучающих систем в обучении математике. В статьях А. В. Гриншкуна, Т. А. Захаровой, Н. С. Корневой¹ и Е. Д. Мошениной [3] были предприняты попытки применить генеративные нейронные сети ChatGPT и YandexGPT для составления и решения задач, направленных на формирование математической грамотности школьников. При этом интуитивное взаимодействие с ИИ без углубления в технологию создания промтов со стороны авторов не позволяет в полной мере оценить достоверность и валидность сделанных выводов о том, что нейросеть хорошо справляется с генерацией задач по заданной ему теме.

¹ Гриншкун А. В., Захарова Т. А., Корнева Н. С. Роль генеративных нейронных сетей в процессе обучения математике // *Фундаментальные проблемы обучения математике, информатике и информатизации образования: сборник тезисов докладов международной*

научной конференции, Елец, 29 сентября – 01 октября 2023 года. – Елец: Елецкий государственный университет им. И. А. Бунина, 2023. – С. 186–189. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54642230>

Следует отметить, что основная часть зарубежных исследований в области математического образования фокусируется на оценке возможностей ИИ в корректном и понятном для обучающихся решении математических задач, требующих рассуждений и перевода реальных ситуаций на математический язык. В исследовании S. Schorcht, N. Buchholtz и L. Baumanns [4] оценивается качество решений ИИ трех математических проблемно-ориентированных задач с точки зрения содержательной корректности (правильность, четкость и полнота ответа) и процессуального аспекта (объяснение ИИ выбора стратегий и методов решения, способность ИИ преобразовывать информацию в разные формы для упрощения решения задачи). Работа подчеркивает важность инженерии промтов в образовательном контексте, особенно для математики. Применение правильных стратегий может не только улучшить результаты ИИ, но и помочь студентам лучше понять процесс решения [4].

Значительных успехов в области применения ИИ достигли зарубежные исследователи и в области генерации математических задач. Группа ученых из Квебекского института искусственного интеллекта, Университета Монреаля, Принстонского университета и Университета Колорадо (V. Shah, D. Yu, K. Lyu, S. Park, J. Yu, Y. He, N.R. Ke, M. Mozer, Y. Bengio, S. Arora, A. Goyal) разработали технологию генерации сложных математических задач с помощью искусственного интеллекта, суть которой заключается в комбинировании

возможностей ИИ с участием экспертов². Данная технология представляет собой конвейер, состоящий из пяти этапов: 1) извлечение математических навыков из существующего набора данных с помощью ИИ^{3, 4}; 2) генерация сложных задач с использованием случайных пар математических навыков; 3) их проверка и уточнение экспертами; 4) итеративное улучшение задач с помощью самого ИИ; 5) валидация задач экспертами с помощью голосования и включение их в новый набор данных. Основное преимущество разработанной технологии заключается в том, что она комбинирует сильные стороны ИИ с контролем со стороны человека. Искусственный интеллект способен генерировать вопросы в масштабах, которые невозможно достичь вручную, обрабатывая огромные объемы данных. Однако именно человек, выступая в роли контролера качества, гарантирует, что эти задачи будут обладать высокой сложностью и разнообразием. Такой подход позволяет сочетать мощь автоматизации с вниманием к деталям, создавая эффективную систему, в которой оба элемента работают на общий результат.

Существующие работы, хотя и признают потенциал ИИ в образовании, часто ограничиваются поверхностным анализом, не учитывая ключевую роль грамотного формулирования запросов и последующей экспертной проверки. Между тем успешный зарубежный опыт показывает, что именно сочетание продвинутого промт-инжиниринга с многоуров-

²Shah V. AI-assisted generation of difficult math questions / V. Shah, D. Yu, K. Lyu, S. Park, J. Yu, Y. He, N.R. Ke, M. Mozer, Y. Bengio, S. Arora, A. Goyal // ArXiv. – 2025. – P. 1–32. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.21009>

³Didolkar A., Goyal A., Ke N. R., Guo S., Valko M., Lillcrap T., Rezende D., Bengio Y., Mozer M., Arora S. Metacognitive Capabilities of LLMs: An Exploration in

Mathematical Problem Solving // ArXiv. – 2024. – P. 2405.12205. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.12205>

⁴Hendrycks, Dan & Burns, Collin & Kadavath, Saurav & Arora, Akul & Basart, Steven & Tang, Eric & Song, Dawn & Steinhardt, Jacob. (2021). Measuring Mathematical Problem Solving With the MATH Dataset. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.03874>

невой валидацией позволяет получать качественные образовательные материалы. Наше исследование призвано восполнить этот пробел, предложив конкретную методологию, адаптированную к отечественным учебным стандартам.

Целью исследования является оценка эффективности применения авторской стратегии промт-инжиниринга для генерации педагогически релевантных и возрастено-адекватных задач.

Методология исследования

В качестве основных методов исследования в работе применялись теоретический анализ имеющихся проблем использования генеративных моделей ИИ в педагогической сфере, включающий сравнительно-аналитический обзор источников по теме работы, а также количественные, качественные и интерпретационные методы обработки полученных в ходе опроса и тестирования эмпирических данных.

В отечественных и зарубежных исследованиях в области ИИ констатируется, что при всех описанных преимуществах стохастический принцип функционирования генеративных нейросетевых моделей накладывает ограничения на их использование. Одним из таких ограничений является отсутствие гарантии точности и воспроизводимости результатов. В исследовании J. Wanner с соавторами [5] рассматривается «проблема черного ящика» (black box problem), указывающая на непрозрачность работы нейросети и сложность в определении факторов, влияющих на конечный результат. Нейросети часто генерируют разные результаты при каждом запуске, даже

если исходные условия остаются одинаковыми.

Кроме того, могут возникать так называемые галлюцинации – некорректные ответы, которые могут не только быть случайными или ошибочными, но и противоречить логике или фактическим данным. Эти искажения могут быть вызваны недостатками в обучающих данных, например, их неполнотой или неоднозначностью. В таких случаях модель может создавать ответы, которые выглядят правдоподобно на первый взгляд, но при более глубоком анализе оказываются ошибочными или даже абсурдными. В образовательных контекстах подобные искажения могут привести к неверному восприятию материалов учащимися или к формированию ложных знаний, что, в свою очередь, может повлиять на их успеваемость и учебные достижения [4; 6].

V. Franzoni⁵ считает, что преподаватели и учащиеся могут испытывать трудности с доверием к системе ИИ, если не понимают, как она работает или принимает решения. Этот недостаток доверия может препятствовать эффективному внедрению и использованию ИИ в образовательных процессах.

Для решения этих проблем в контексте применения ИИ в образовании необходимо внедрение подходов, направленных на повышение прозрачности и объяснимости работы моделей. Одним из таких подходов является оценка качества выводов ИИ людьми (Quality assessment of AI outputs by human raters). Этот процесс предполагает участие экспертов для проверки точности, релевантности и этичности ответов, генерируемых ИИ. В ходе валидации моделей с участием людей используется

⁵ Franzoni V. From Black Box to Glass Box: Advancing Transparency in Artificial Intelligence Systems for Ethical and Trustworthy AI // Computational Science and Its Applications – ICCSA 2023 Workshops: Lecture Notes

in Computer Science / Ed. by O. Gervasi et al. – Cham: Springer, 2023. – Vol. 14107. – P. 118–130. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-37114-1_9

несколько контролируемых и модифицированных подсказок, чтобы проверить, насколько последовательно и адекватно ИИ отвечает на те же запросы⁶ [7]. Полученные результаты затем оцениваются экспертами по заранее установленным критериям, таким как полнота, ясность, корректность решения и соответствие фактическим данным [8]. Такой подход помогает обеспечить более высокое качество и доверие к результатам, повышая прозрачность ИИ-систем.

Вторая из таких стратегий – использование методов промтинга. Современные модели генеративных нейросетей, такие как GPT, требуют от пользователя предоставления входного промта (prompt), на основе которого модель генерирует ответ. Промты могут быть текстовыми (например, «Напиши стихотворение о деревьях») или представлять собой другие формы данных: изображения, аудио, видео или текстовые файлы. Возможность использования промтов, особенно на естественном языке, делает такие модели удобными для взаимодействия и гибкого применения в различных сценариях. Умение эффективно структурировать, оценивать и работать с промтами является ключевым для успешного использования этих моделей. Эмпирически доказано, что

качественные промты приводят к улучшению результатов в широком спектре задач⁷.

Что касается ограничений, необходимо отметить несколько факторов. Во-первых, промтинг как инженерная и научная дисциплина является стремительно развивающейся областью, его использование остается недостаточно изученным, и лишь небольшая часть существующих методов применения промтов хорошо известна среди исследователей. Во-вторых, применение техник промтинга позволяет улучшить качество ответов лишь в отдельном взятом диалоге. В зарубежных исследованиях данный подход называется обучением в контексте (In-Context Learning, ICL) и не предполагает глобального обучения модели нейросети⁸.

Современные языковые модели демонстрируют впечатляющие результаты в решении задач благодаря техникам структурированного промтинга, среди которых выделяются три ключевых подхода: Zero-shot, Few-shot и Chain-of-Thought (CoT). Каждый из них имеет уникальные механизмы работы, область применения и ограничения, что подтверждается рядом экспериментальных исследований. В нашем исследовании использовалась генеративная нейросеть ChatGPT (модель ChatGPT-4o)⁹ от OpenAI.

⁶ Hou B., Wang C., Chen X., Qiu M., Feng L., Huang J. Prompt-Distiller: Few-Shot Knowledge Distillation for Prompt-Based Language Learners with Dual Contrastive Learning // *ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. – Rhodes Island, Greece, 2023. – P. 1-5. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICASSP49357.2023.10095721>
Maroengsit W., Piyakulpinyo T., Phonyiam K., Pongnumkul S., Chaovalit P., Theeramunkong T. A Survey on Evaluation Methods for Chatbots // Proceedings of the 2019 7th International Conference on Information and Education Technology (ICIET 2019). – New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2019. – P. 111–119. DOI: <https://doi.org/10.1145/3323771.3323824>

⁷ Lu S., Bigoulaeva I., Sachdeva R., Madabush, H. T., Gurevyich I. Are Emergent Abilities in Large Language Models just In-Context Learning? // ArXiv. – 2024. – P. 2309.01809. URL: <https://arxiv.org/abs/2309.01809>

⁸ Brown T. B. Language models are few-shot learners / T.B. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R. Child, A. Ramesh, D.M. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, D. Amodei // ArXiv. – 2020. – P. 1–75. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>

⁹ OpenAI. ChatGPT. <https://chatgpt.com>

Для простых задач эффективен метод *Zero-shot learning* (обучение без примеров), впервые описанный коллективом авторов под руководством J. Wei¹⁰, который позволяет моделям решать задачи без предварительных примеров, полагаясь исключительно на инструкцию в промте. Но его точность резко снижается в многошаговых сценариях из-за склонности моделей к галлюцинациям.

Преодолеть ограничения *Zero-shot*, по мнению T. B. Brown¹¹ et al., S. Min¹² et al., возможно за счет применения метода *Few-shot learning* (обучение на примерах), в котором промты из 3–5 примеров решений служат паттернами для генерации ответов.

Еще одним подходом, направленным на повышение точности рассуждений языковых моделей, является метод *Chain-of-Thought* (CoT, цепочка мыслей). В отличие от *Zero-shot* и *Few-shot*, где модель сразу генерирует ответ на основе условия или шаблона, CoT побуждает ее явно проговаривать логические шаги решения перед выводом окончательного результата. Такой способ особенно эффективен в задачах, требующих многошаговых рассуждений, арифметических вычислений, дедук-

ции и других форм когнитивной нагрузки. Исследование R. Schaeffer с соавторами¹³ показало, что даже небольшое структурированное продвижение по логической цепочке резко повышает качество ответов, снижает частоту галлюцинаций и делает работу модели более прозрачной и интерпретируемой. CoT может сочетаться с другими техниками, включая *Few-shot* и *Role prompting*, усиливая эффект объяснимости при сохранении гибкости.

Как отмечают в своих работах A. Lewkowycz с соавторами¹⁴ и L. Gao с соавторами¹⁵, ключевое преимущество CoT заключается в его универсальности. Данный метод успешно адаптируется к различным ситуациям: от решения математических головоломок уровня олимпиадных задач до анализа алгоритмов и генерации программного кода. При этом длина и сложность цепочек рассуждений в промтах напрямую коррелируют с качеством результатов.

Улучшение эффективности работы языковых моделей для генерации задач, согласно

¹⁰ Wei J. Chain of Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models / J. Wei, X. Wang, D. Schuurmans, M. Bosma, B. Ichter, F. Xia, E. Chi, Q. Le, D. Zhou // ArXiv. – 2023. – P. 1–43. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.11903>

¹¹ Brown T. B. Language models are few-shot learners / T. B. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R. Child, A. Ramesh, D. M. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, D. Amodei // ArXiv. – 2020. – P. 1–75. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>

¹² Min S. Rethinking the role of demonstrations: What makes in-context learning work? / S. Min, X. Lyu, A. Holtzman, M. Artetxe, M. Lewis, H. Hajishirzi,

L. Zettlemoyer // ArXiv. – 2022. – P. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.12837>

¹³ Schaeffer R. Are emergent abilities of large language models a mirage? / R. Schaeffer, B. Miranda, S. Koyejo // ArXiv. – 2023. – P. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.15004>

¹⁴ Lewkowycz A. Solving quantitative reasoning problems with language models / A. Lewkowycz, A. Andreassen, D. Dohan, E. Dyer, H. Michalewski, V. Ramasesh, A. Slone, C. Anil, I. Schlag, T. Gutman-Solo, Y. Wu, B. Neyshabur, G. Gur-Ari, V. Misra // ArXiv. – 2022. – P. 1–54. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.14858>

¹⁵ Gao L. PAL: Program-aided language models / L. Gao, A. Madaan, S. Zhou, U. Alon, P. Liu, Y. Yang, J. Callan, G. Neubig // ArXiv. – 2023. – P. 1–34. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.10435>

G. Aher с соавторами¹⁶, связано с необходимостью учитывать возрастные особенности учащихся и избегать когнитивных перегрузок; сочетать ролевой фрейминг с Few-Shot, когда модель не только имитирует эксперта, но и воспроизводит структуру эталонных задач, как показано в эксперименте с GPT-4o, описанном в исследовании W. X. Zhao с соавторами¹⁷.

Результаты исследования

С целью поддержки формирования функциональной грамотности школьников и в связи с недостаточным количеством учебных материалов для обеспечения данного процесса наше исследование, посвященное оценке качества стратегий промт-инжиниринга, было направлено на генерацию и оценку эффективности задач по развитию математической грамотности школьников 5-го класса.

Как неоднократно отмечалось специалистами, качество образовательных достижений школьников в основном определяется качеством учебных задач, предлагаемых им педагогами [9; 10; 11; 12].

В этом направлении учеными и практиками проделана масштабная работа. Например, создан методический комплекс из специ-

альных задач и диагностических работ, который можно найти на портале «Российская электронная школа»¹⁸.

Издательством «Просвещение» опубликованы сборники эталонных задач для формирования и мониторинга математической грамотности российских школьников, которые можно использовать как на уроках математики, так и во внеурочной деятельности¹⁹. Учителя и педагоги-ученые предлагают различные приемы по использованию возможностей школьной математики для развития математической грамотности [13; 14].

В данном исследовании была разработана авторская стратегия промтинга для генерации математических задач по формированию математической грамотности у пятиклассников, отвечающих заданным требованиям по контексту, математическому содержанию и сложности мыслительных операций. В нашем исследовании при генерации задач с помощью ИИ мы опирались на эталонные задачи для учеников 5-го класса из сборника «Математическая грамотность. Сборник эталонных задач»²⁰.

Для работы с ИИ (ChatGPT-4o) использовался гибридный (комбинированный) подход Few-Shot + Chain-of-Thought + Role

¹⁶ Aher G. Using large language models to simulate multiple humans and replicate human subject studies / G. Aher, R.I. Arriaga, A.T. Kalai // ArXiv. – 2023. – P. 1–43. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.10264>

¹⁷ Zhao W. X. A survey of large language models / W. X. Zhao, K. Zhou, J. Li, T. Tang, X. Wang, Y. Hou, Y. Min, B. Zhang, J. Zhang, Z. Dong, Y. Du, C. Yang, Y. Chen, Z. Chen, J. Jiang, R. Ren, Y. Li, X. Tang, Z. Liu, P. Liu, J.-Y. Nie, J.-R. Wen // ArXiv. – 2025. – P. 1–144. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.18223>

¹⁸ Портал «Единое содержание общего образования»: Функциональная грамотность URL: https://ed-soo.ru/Funkcionalnaya_gramotnost.htm

¹⁹ Методические рекомендации по формированию функциональной грамотности обучающихся 5-9

классов во внеурочной деятельности: (с использованием открытого банка заданий на основе программы курса внеурочной деятельности «Функциональная грамотность: учимся для жизни»). 8 класс / Г. С. Ковалева, Л. А. Рябинина, Т. Ю. Чабан [и др.]. – М.: ФГБНУ «Институт стратегии развития образования», 2023. – 325 с. – ISBN 978-5-605-05570-9. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=65656881>

²⁰ Ковалёва Г. С. Математическая грамотность. Сборник эталонных задач / Г. С. Ковалёва, Л. О. Рослова, К. А. Краснянская, О. А. Рыдзе, Е. С. Квитко. – М.; СПб.: Просвещение, 2020. – 79 с. URL: <https://edu.tatar.ru/upload/storage/org1866/files/книга.pdf>

Prompting. Подход позволяет, с одной стороны, использовать нейросеть для генерации объемного и структурированного материала, а с другой – применять нейросеть в математическом контексте.

Для формирования промта были разработаны метапараметры (рис. 1), на основе которых формировалась цепочка рассуждений у нейросети для корректной генерации задач, направленных на формирование математической грамотности учеников 5-го класса.

1. Характеристики трех уровней математической грамотности для обучающихся 5–6-х классов российской школы.

2. Общие характеристики, которыми должны обладать задачи для формирования математической грамотности учащихся 5–6-х классов.

3. Основные элементы математического содержания, выделяемые для формирования и оценки математической грамотности в 5-х классах.

Представление данных параметров в виде конечного списка ограничивает нейросеть и направлено на минимизацию отклонения от установленных стандартов. Также данное решение служит основой для построения «цепочки рассуждений», что критически важно для решения многошаговых задач с помощью подхода Few-Shot + Chain-of-Thought.

Основная часть обучающих данных состоит из несколько примеров для построения модели, а именно – 12 эталонных задач по ситуации «Парусники» для учеников 5-го класса²¹, разделенные на три типа задач: стартовые, обучающие (категории «Знаете ли

Вы?», «Найди ошибку») и итоговые. Каждая задача содержит в себе описание ситуации (контекст), информацию, представленную в табличной форме, и два или три вопроса.

4. Характеристики каждой задачи, включающие в себя:

– контекст, в котором представлена проблема (личная жизнь, образование / профессиональная деятельность, общественная жизнь, научная деятельность);

– описание области математического содержания, которое использовано в задаче (изменение и зависимости, пространство и форма, количество, неопределенность и данные);

– мыслительную деятельность, которая описывает, что делает ученик, чтобы связать контекст с математикой, необходимой для ее решения (формулировать ситуацию математически, применять математические понятия, факты и процедуры, интерпретировать, использовать и оценивать математические результаты, рассуждать);

– объект оценки (предметный результат);

– уровень сложности (1, 2, 3);

– формат ответа (развернутый ответ, выбор ответа, краткий ответ);

– критерии оценивания (0, 1, 2 балла: полный ответ – 2 балла, частично верный ответ – 1 балл, неверный ответ – 0 баллов);

5. Решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5-го класса;

6. Варианты ответов.

Все перечисленные данные были структурированы и записаны в один текстовый файл.

²¹ Ковалёва Г. С. Математическая грамотность. Сборник эталонных задач / Г. С. Ковалёва, Л. О. Рослова, К. А. Краснянская, О. А. Рыздз, Е. С. Квитко. – М.;

СПб.: Просвещение, 2020. – 79 с. URL: <https://edu.tatar.ru/upload/storage/org1866/files/книга.pdf>

1 - Метапараметры

<p>характеристики трех уровней математической грамотности для обучающихся 5-6 классов российской школы</p>	<p>общие характеристики, которыми должны обладать задания для формирования математической грамотности учащихся 5-6 класса</p>	<p>основные элементы математического содержания, выделяемые для формирования и оценки математической грамотности в 5-х классах</p>
--	---	--

2 - Примеры задач

Стартовый блок	<p>Описание ситуации (контекст)</p> <p>Информация в табличном виде</p>	Задача	<table border="1"> <tr> <td style="width: 50%;">Текст задачи</td> <td style="width: 50%;">Характеристики задачи</td> </tr> <tr> <td>решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса</td> <td> <table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table> </td> </tr> <tr> <td>варианты ответов</td> <td></td> </tr> </table>	Текст задачи	Характеристики задачи	решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания	варианты ответов		× 3
Текст задачи	Характеристики задачи																	
решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания									
контекст	предметный результат																	
область математического содержания	уровень сложности																	
вид мыслительной деятельности	формат ответа																	
	критерии оценивания																	
варианты ответов																		
Обучающий блок "Знаете ли Вы?"	<p>Описание ситуации (контекст)</p> <p>Информация в табличном виде</p>	Задача	<table border="1"> <tr> <td style="width: 50%;">Текст задачи</td> <td style="width: 50%;">Характеристики задачи</td> </tr> <tr> <td>решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса</td> <td> <table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table> </td> </tr> <tr> <td>варианты ответов</td> <td></td> </tr> </table>	Текст задачи	Характеристики задачи	решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания	варианты ответов		× 5
Текст задачи	Характеристики задачи																	
решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания									
контекст	предметный результат																	
область математического содержания	уровень сложности																	
вид мыслительной деятельности	формат ответа																	
	критерии оценивания																	
варианты ответов																		
Обучающий блок "Найди ошибку"	<p>Описание ситуации (контекст)</p> <p>Информация в табличном виде</p>	Задача	<table border="1"> <tr> <td style="width: 50%;">Текст задачи</td> <td style="width: 50%;">Характеристики задачи</td> </tr> <tr> <td>решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса</td> <td> <table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table> </td> </tr> <tr> <td>варианты ответов</td> <td></td> </tr> </table>	Текст задачи	Характеристики задачи	решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания	варианты ответов		× 2
Текст задачи	Характеристики задачи																	
решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания									
контекст	предметный результат																	
область математического содержания	уровень сложности																	
вид мыслительной деятельности	формат ответа																	
	критерии оценивания																	
варианты ответов																		
Итоговый блок	<p>Описание ситуации (контекст)</p> <p>Информация в табличном виде</p>	Задача	<table border="1"> <tr> <td style="width: 50%;">Текст задачи</td> <td style="width: 50%;">Характеристики задачи</td> </tr> <tr> <td>решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса</td> <td> <table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table> </td> </tr> <tr> <td>варианты ответов</td> <td></td> </tr> </table>	Текст задачи	Характеристики задачи	решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания	варианты ответов		× 3
Текст задачи	Характеристики задачи																	
решение задачи, включающее ход рассуждений школьника 5 класса	<table border="1"> <tr> <td>контекст</td> <td>предметный результат</td> </tr> <tr> <td>область математического содержания</td> <td>уровень сложности</td> </tr> <tr> <td>вид мыслительной деятельности</td> <td>формат ответа</td> </tr> <tr> <td></td> <td>критерии оценивания</td> </tr> </table>	контекст	предметный результат	область математического содержания	уровень сложности	вид мыслительной деятельности	формат ответа		критерии оценивания									
контекст	предметный результат																	
область математического содержания	уровень сложности																	
вид мыслительной деятельности	формат ответа																	
	критерии оценивания																	
варианты ответов																		

3 - Задача -- сгенерировать аналогично примеру и с учетом всех представленных параметров

Рис. 1. Общая схема обучающих данных для подхода Few-Shot + CoT, применяемого для генерации задач для развития математической грамотности школьников 5-го класса с помощью нейросетей

Fig. 1. General framework of training data for the Few-Shot + CoT approach applied to generate tasks for developing mathematical literacy in 5th-grade students using neural networks

Экспериментальная верификация разработанной стратегии промтинга осуществлялась через структурированный диалог с моделью ChatGPT-4o, направленный на генерацию последовательных учебных блоков по математической грамотности для учащихся 5-х классов. Ключевой целью выступала оценка способности разработанной стратегии промтинга обеспечивать эквивалентность эталонным задачам при полной смене предметного контекста (морской транспорт → аэропорты) — критически важный параметр для валидности ИИ-инструментов в педагогике [4].

Инициирование диалога базировалось на синтезе трех взаимодополняющих подходов. Первый подход, известный как *Role prompting*, позволяет активировать у языковых моделей релевантные паттерны генерации, связанные с профессиональным контекстом. Исследования показывают, что применение данной стратегии повышает как внутреннюю согласованность (*consistency*) ответов на 18–23 %, так и соответствие экспертной логике в предметной области²².

В работе G. Aher с соавторами²³ продемонстрировано, что назначение ролей (например, «учитель математики») улучшает способность моделей учитывать возрастные особенности учащихся и избегать когнитивных перегрузок. Для образовательных задач особенно критично сочетание *Role prompting* со стратегиями *Few-Shot* и *Chain-of-Thought*: модель не

только имитирует эксперта, но и воспроизводит *Role prompting* с назначением роли (например, «методиста по математическому образованию (ФГОС)»), что, согласно исследованиям, снижает частоту контекстных отклонений на 18–23 %.

На этапе генерации стартовых задач модель продемонстрировала высокую степень соответствия эталону. Количественный анализ с использованием коэффициента Коэна ($\kappa = 0,82$, $p < 0,001$) подтвердил существенную согласованность структуры и метаданных [15]. Однако наблюдаемое ограничение заключалось в преобладании задач процедурного уровня (по таксономии Блума [16]), где применение CoT не требовалось – модель успешно работала с табличными данными и единицами измерения, но не выходила за рамки алгоритмических решений.

Переход к генерации блока «Обучающие задачи. Знаете ли вы?» выявил системную проблему: несмотря на корректное воспроизведение формата, модель продемонстрировала «контекстное заикливание» (англ. *contextual anchoring*)²⁴, рекомбинируя данные стартового блока без создания новых таблиц или усложнения когнитивных требований. Это согласуется с фундаментальным ограничением генеративных ИИ – склонностью к паттерн-матчингу без глубинного понимания педагогических целей²⁵. Для преодоления барьера

²² Radford A., Wu J., Child R., Luan D., Amodei D., Sutskever I. Language models are unsupervised multi-task learners // OpenAI blog, 2019, vol. 1(8), pp. 1–24. URL: https://cdn.openai.com/better-language-models/language_models_are_unsupervised_multi-task_learners.pdf

²³ Aher G. Using large language models to simulate multiple humans and replicate human subject studies / G. Aher, R.I. Arriaga, A.T. Kalai // ArXiv. – 2023. – P. 1–43. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.10264>

²⁴ Maroengsit W., Piyakulpinyo T., Phonyiam K., Pongnumkul S., Chaovalit P., Theeramunkong T. A Survey on

Evaluation Methods for Chatbots // Proceedings of the 2019 7th International Conference on Information and Education Technology (ICIET 2019). – New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2019. – P. 111–119. DOI: <https://doi.org/10.1145/3323771.3323824>

²⁵ Bubeck S., Chandrasekaran V., Eldan R., Gehrke J., Horvitz E., Kamar E., Lee P., Lee Y. T., Li Y., Lundberg S., Nori H., Palangi H., Ribeiro M. T., Zhang Y. *Sparks of Artificial General Intelligence: Early experiments with GPT-4* // Arxiv. – 2023. – P. 12712. URL: <https://arxiv.org/abs/2303.12712>

потребовалось две итерации уточнений. В-первых, модели было дано явное указание на необходимость генерации новых данных. Во-вторых, был форсированно активизирован CoT-механизм – для этого нейросети был задан промт «Детально смоделируй ход рассуждений ученика при анализе ошибок, включая проверку полноты данных».

Результат показал качественный сдвиг: сгенерированные задачи потребовали от гипотетического ученика проверки информационной достаточности («Можно ли ответить, используя только таблицу?»), выявления имплицитных предпосылок вопросов, а также многошаговой верификации гипотез с CoT-объяснениями. Стоит отметить, что предпринятые меры существенно отразились на качестве задач при генерации блока «Найди ошибку». Модель не только создала контекстно-релевантные задачи, но и сгенерировала правдоподобные ошибочные суждения, отражающие типичные ошибки учащихся, построила детализированные цепочки рассуждения их опровержения, а также систематизировала диагностические критерии для классификации ошибок. В результате применение стратегии Chain-of-Thought в структуре промта позволило сформировать дидактические паттерны, воспроизводящие базовые принципы математической аргументации: последовательность выводов, верификацию гипотез и структурную логичность рассуждений.

Корректировка поведения нейросети на этапах генерации задач для стартового и обучающих блоков обеспечила функциональную преемственность при генерации задач для итогового блока. Нейросетевая модель смогла автономно интегрировать навыки из всех преды-

дущих блоков в комплексных задачах, применила CoT-цепочки для многоуровневого анализа данных и обеспечила прогрессию сложности ($\kappa = 0,79$, $p < 0,005$), соответствующую принципу «от простого к сложному»²⁶.

Для оценки качества сгенерированных задач было проведено анкетирование с привлечением действующих учителей математики общеобразовательных школ Республики Татарстан. Для оценки было сгенерировано и представлено 12 задач в рамках контекста «Аэропорты». Выборка респондентов включала 10 педагогов со средним стажем преподавания 12 лет, что обеспечило валидность экспертной оценки. Все участники подтвердили регулярное использование задач на развитие математической грамотности в рамках урочной деятельности, а 63,6 % ($n = 7$) указали на систематическую внеурочную работу в данном направлении.

Опрос проводился с помощью разработанной анкеты, состоящей из двух частей. В первой части анкеты респондентам предлагается ввести информацию о себе, а также ответить на два вопроса: «Решаете ли Вы направленные на развитие математической грамотности задачи на уроках математики?», «Решаете ли Вы направленные на развитие математической грамотности задачи во время внеурочной деятельности? (например, на математическом кружке, в процессе выполнения проекта и т. д.)».

Во второй части анкеты респондентам предлагалось ознакомиться со сгенерированными с помощью ИИ задачами, направленными на развитие математической грамотности у учащихся 5-х классов. Каждая задача, помимо формулировки, содержала также и ре-

²⁶ Zaripova R. R., Danilov A. V., Salekhova L. L., Fazliakhmetov T. R. The Development of Individualized Assignment Generator // Proc. of the 17th Int. Conf. on

Development in eSystem Engineering (DeSE'2024). – Khorfakkan, UAE, 2024. – P. 521–525. DOI: <https://doi.org/10.1109/DeSE63988.2024.10911947>

шение, в котором был описан ход рассуждений ученика 5-го класса, ответ, а также таблицу «Характеристики задачи», состоящей из 7 параметров: область содержания, контекст, мыслительная деятельность, объект оценки, уровень сложности, формат ответа.

После ознакомления с каждой из сгенерированных ИИ-задач респонденту предлагалось оценить их по следующим критериям: адекватность описанию реальной ситуации; соответствие форме представления информации с возможностями пятиклассников по ее поиску, анализу, синтезу и обобщению; сложность задачи 11–12-летнему возрасту по 5-балльной шкале Лайкерта (где 1 балл соответствует суждению «Полностью не согласен», а 5 баллов – «Полностью согласен») (рис. 2). Кроме того, респондентам предлагалось оценить полноту и глубину описания «Объект оценки», а также дополнить или изменить описание критерия «Мыслительная деятельность».

Проведенный статистический анализ позволил сделать вывод о том, что респонденты высоко оценили сгенерированные ИИ

задачи по критериям адекватности реальной ситуации ($\mu = 4,81, \sigma = 0,1$) соответствия формы представления информации в задаче с возможностями пятиклассников по ее поиску, анализу, синтезу и обобщению ($\mu = 4,77, \sigma = 0,12$).

Однако мнения по критерию соответствия сложности задачи 11–12-летнему возрасту разделились ($\mu = 4,55, \sigma = 0,23$): оценки задач 1.2, 1.3 и 4.3 заметно ниже остальных. Данный вывод является логичным, так как тексты содержания задач 1.2 и 4.3. включают в себя такие термины, как «пассажиروоборот», «корреляция», и являются сложными для восприятия учащимися 5-го класса.

Дополнительный лингвистический анализ на платформе оценки читабельности русскоязычных учебных текстов [17] показал, что читабельность текста задач 1.2 и 4.3 соответствует уровню 8-го класса (адаптированный для русскоязычных учебных текстов индекс Флеша – Кинкейда – SIS составляет 7,64 и 8,1 соответственно). В то же время задача 1.3 избыточно простая для целевой возрастной группы.

Адекватность					Соответствие представления инф.					Соответствие возрасту																						
1.1.	5	4	5	4	5	5	5	4	5	4	1.1.	5	5	4	5	5	5	5	5	5	5	1.1.	5	3	4	3	5	5	5	5	5	5
1.2.	5	5	5	5	5	5	5	5	4	5	1.2.	5	5	5	5	5	5	5	4	5	1.2.	5	1	4	2	5	5	5	5	5	5	
1.3.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	1.3.	5	4	5	5	5	5	5	5	5	5	1.3.	5	3	4	2	5	5	5	4	5	5
2.1.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	2.1.	5	4	5	4	5	5	5	5	3	2.1.	5	4	4	4	5	5	5	5	5	3	
2.2.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	2.2.	5	4	5	4	5	5	5	5	5	4	2.2.	5	5	4	3	5	5	5	5	5	4
2.3.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	2.3.	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	2.3.	5	4	4	4	5	5	5	5	5	4
2.4.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	2.4.	5	3	5	4	5	5	5	5	5	5	2.4.	5	4	5	4	5	5	5	5	5	4
2.5.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	2.5.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	2.5.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	3
3.1.	5	5	5	5	5	5	5	5	5	4	3.1.	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	3.1.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	3
3.2.	5	5	5	5	5	5	5	5	5	4	3.2.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	3.2.	5	5	5	5	5	5	5	5	5	4
4.1.	5	5	5	5	5	5	5	5	5	4	4.1.	5	4	4	4	5	5	5	5	5	4	4.1.	5	4	5	4	5	5	5	5	5	4
4.2.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	4.2.	5	5	5	4	5	5	5	5	5	4	4.2.	5	5	4	4	5	5	5	5	5	4
4.3.	5	4	5	3	5	5	5	5	5	4	4.3.	5	5	5	3	5	5	5	5	4	4	4.3.	5	5	5	2	3	2	5	5	5	4

Рис. 2. Распределение оценок респондентов по трем критериям: «Адекватность задачи реальной ситуации», «Соответствие формы представления информации в задаче с возможностями пятиклассников по поиску, анализу, синтезу и обобщению информации», «Соответствие и сложности задачи 11–12-летнему возрасту»

Fig. 2. Distribution of respondents' ratings by criteria: "Task relevance to real-life situations", "Alignment of information presentation format with 5th graders' abilities to search, analyze, synthesize and generalize information", "Appropriateness of task difficulty for ages 11–12"

Перейдем к анализу результатов по оценке полноты и глубины описания в характеристиках задач «Объект оценки». Респонденты высоко оценили полноту описания предметного результата, выбранного ИИ для каждой из сгенерированных задач ($\mu = 4,82$, $\sigma = 0,09$). Таким образом, можно сделать вывод, что модель нейросети ChatGPT-4o подробно и в полной мере описывает умения, необходимые для формирования и оценки математической грамотности учащихся 5-х классов.

Что касается оценки глубины описания предметного результата, выбранного ИИ для каждой из сгенерированных задач, она также является высокой ($\mu = 4,68$, $\sigma = 0,13$), однако ниже, чем показатель оценки полноты. Детальное изучение средних показателей по каждой из задач выявило самые низкие показатели у задач 1.2, 1.3 и 4.3. Данный факт нами объясняется тем, что содержание задач 1.2 и

4.3 не соответствует 11–12-летнему возрасту, и, следовательно, для них недостаточно уметь читать и интерпретировать данные таблиц, которые указаны в перечне математических умений для 5-го класса, а необходимо проводить критический анализ с выявлением зависимостей между табличными переменными. В свою очередь, низкий показатель задачи 1.3 обусловлен ее чрезмерной простотой, исключая необходимость интерпретации табличных данных.

Результаты корреляционного анализа (табл. 1 и 2), выполненного по методу Пирсона (r_{xy}), подтверждают ранее полученные выводы: выявлена высокая степень корреляционной связи между параметром «соответствие сложности задачи возрастной группе 11–12 лет» в задачах 1.2 и 1.3 и характеристикой «полнота и глубина “Объекта оценки”» в данных задачах.

Таблица 1

Результаты корреляционного анализа характеристик задачи 1.2

Table 1

Results of the correlation analysis of task 1.2 parameters

Параметры		Адекватность реальной ситуации	Соответствие формы представления информации с возможностями пятиклассников	Соответствие сложности 11–12-летнему возрасту	Полнота описания «Объекта оценки»	Глубина описания «Объекта оценки»
Адекватность реальной ситуации	r_{xy}	1	1,000**	-0,190	-0,167	-0,163
	p		0,000	0,598	0,645	0,653
Соответствие формы представления информации с возможностями пятиклассников	r_{xy}	1,000**	1	-0,190	-0,167	-0,163
	p	0,000		0,598	0,645	0,653
Соответствие сложности 11–12-летнему возрасту	r_{xy}	-0,190	-0,190	1	0,964	0,906
	p	0,598	0,598		0,000	0,000
Полнота описания «Объекта оценки»	r_{xy}	-0,167	-0,167	0,964	1	0,976
	p	0,645	0,645	0,000		0,000
Глубина описания «Объекта оценки»	r_{xy}	-0,163	-0,163	0,906	0,976	1
	p	0,653	0,653	0,000	0,000	

Прим. * – корреляция значима на уровне $p = 0,05$ (двухсторонняя);

** – корреляция значима на уровне $p = 0,01$ (двухсторонняя).

Note. * – correlation is significant at the level of $p = 0.05$ (two-way);

** – correlation is significant at the level of $p = 0.01$ (two-way).

Таблица 2

Результаты корреляционного анализа характеристик задачи 1.3

Table 2

Results of the correlation analysis of task 1.3 parameters

Параметры		Адекватность реальной ситуации	Соответствие формы представления информации с возможностями пятиклассников	Соответствие сложности 11–12-летнему возрасту	Полнота описания «Объекта оценки»	Глубина описания «Объекта оценки»
Адекватность реальной ситуации	r_{xy}	1	-0,111	0,763*	0,509	0,763*
	p		0,760	0,010	0,133	0,010
Соответствие формы представления информации с возможностями пятиклассников	r_{xy}	-0,111	1	0,431	0,509	0,431
	p	0,760		0,213	0,133	0,213
Соответствие сложности 11–12-летнему возрасту	r_{xy}	0,763*	0,431	1	0,630	0,802**
	p	0,010	0,213		0,051	0,005
Полнота описания «Объекта оценки»	r_{xy}	0,509	0,509	0,630	1	0,847**
	p	0,133	0,133	0,051		0,002
Глубина описания «Объекта оценки»	r_{xy}	0,763*	0,431	0,802**	0,847**	1
	p	0,010	0,213	0,005	0,002	

Прим. * – корреляция значима на уровне $p = 0,05$ (двухсторонняя);

** – корреляция значима на уровне $p = 0,01$ (двухсторонняя).

Note. * – correlation is significant at the level of $p = 0.05$ (two-way);

** – correlation is significant at the level of $p = 0.01$ (two-way).

В ходе исследования респондентам была предоставлена возможность вносить уточнения или изменения в описание критерия «Мыслительная деятельность».

Сложность в определении ведущего вида мыслительной деятельности объясняется тем, что успешное решение практико-ориентированных задач, направленных на развитие математической грамотности, предполагает всестороннее применение математических знаний и умений, охватывающее весь цикл рассуждений – от выявления и формулирования проблемы до проверки и оценки результата (рис. 2).

В связи с этим в ответах респондентов не наблюдалось единой позиции относительно того, какой именно вид мыслительной деятельности выступает в качестве ведущего.

Следует особо подчеркнуть, что возникшая неясность не обусловлена недостатками алгоритмов ИИ, поскольку анализируемые эталонные задачи, послужившие основой для работы промта, также были сфокусированы преимущественно на одном виде мыслительной деятельности. С учетом такого методологического аспекта большинство экспертов рекомендуют расширять описание критерия «Мыслительная деятельность».

Проведенное исследование демонстрирует значимый вклад в развитие методологии генерации учебных задач по математической грамотности с применением технологий ИИ. Разработанная стратегия промтинга, основанная на комбинации методов Few-Shot Learning и Chain-of-Thought, позволила создать задачи,

соответствующие требованиям ФГОС и международным стандартам PISA. Результаты исследования подтверждают эффективность предложенного подхода, что выражается в высокой оценке экспертов.

Важным аспектом исследования является двойная функциональность сгенерированных задач: они не только служат инструментом контроля и оценки математической грамотности, но и активно способствуют ее развитию. Практико-ориентированные задачи требуют от учащихся применения математических знаний для решения поставленных задач, что формирует навыки анализа, интерпретации данных и логического рассуждения. Такой подход соответствует современным представлениям о математической грамотности как о способности использовать математику в разнообразных жизненных ситуациях.

В теоретическом плане работа восполняет пробел в области алгоритмизации генерации учебных материалов, сочетая принципы педагогического дизайна, такие как контекст, содержание и мыслительная деятельность, с возможностями языковых моделей. Это позволяет формализовать процесс создания задач, ориентированных на практическое применение математических знаний. Полученные данные согласуются с выводами зарубежных исследований, где подчеркивается роль структурированных промтов в обеспечении точности и педагогической ценности генерируемых материалов.

С практической точки зрения разработанная методика открывает перспективы для интеграции в цифровые образовательные платформы, такие как «Российская электронная школа» и «Сферум». Это способствует снижению нагрузки на педагогов при одновременном повышении качества учебных материалов. Однако выявленные ограничения, свя-

занные с использованием сложной терминологии, указывают на необходимость дальнейшей оптимизации стратегии промтинга для адаптации к когнитивным возможностям учащихся.

Заключение

Проведенное исследование обосновало необходимость разработки научно-методических основ применения генеративного ИИ для создания качественных учебных материалов по математической грамотности. В условиях стремительной цифровизации образования и дефицита адаптивных заданий, соответствующих требованиям ФГОС и международным стандартам PISA, актуализирована задача создания эффективных инструментов генерации контента, обеспечивающих как дидактическую ценность, так и возрастную адекватность.

В рамках работы осуществлен комплексный анализ отечественного и зарубежного опыта применения ИИ в математическом образовании, выявлено ключевое противоречие между декларируемым потенциалом технологий и недостаточной изученностью методологии их эффективного использования, в частности роли продвинутого промт-инжиниринга и экспертной валидации. На основе этого противоречия была разработана и апробирована авторская стратегия генерации задач, интегрирующая методы Few-Shot Learning, Chain-of-Thought (CoT) и Role Prompting. Данная стратегия базируется на системном учете метапараметров (уровни математической грамотности, содержание, мыслительная деятельность) и использовании эталонных задач как шаблонов, что обеспечивает структурную согласованность генерируемых материалов с образовательными стандартами.

Экспериментальная работа, проведенная с использованием модели ChatGPT-4o и включающая экспертный опрос 10 учителей математики с подтвержденной квалификацией

(средний стаж – 12 лет), подтвердила эффективность предложенного подхода. Установлено следующее.

1. Разработанная стратегия обеспечивает генерацию педагогически релевантных задач при полной смене предметного контекста (коэффициент согласованности Коэна $k = 0.82$ для стартовых задач).

2. Применение техники Chain-of-Thought критически значимо для создания многошаговых заданий, требующих аргументации и верификации гипотез (блоки «Найди ошибку»), способствуя формированию навыков логического рассуждения у учащихся.

3. Эксперты высоко оценили адекватность сгенерированных задач реальным ситуациям (средний балл $\mu = 4.81$), соответствие формы представления информации когнитивным возможностям пятиклассников ($\mu = 4.77$) и полноту описания объектов оценки ($\mu = 4.82$).

4. Сгенерированные задачи обладают двойной функциональностью: успешно служат инструментом как для развития математической грамотности (применение знаний в практических контекстах, анализ данных), так и для ее диагностики.

При этом исследованием выявлены ограничения, требующие дальнейшей проработки.

В частности, наблюдались случаи несоответствия сложности задач возрастной группе 11–12 лет (25 % задач, $\mu = 4,55$), обусловленные использованием сложной терминологии (например, «пассажиروоборот») или избыточной простотой, что подтверждено лингвистическим анализом читабельности (индекс Флеша – Кинкейда – 8,1, что соответствует уровню читабельности текста для 8-го класса). Также требуется уточнение описания ведущего вида «Мыслительной деятельности» в характеристиках задач, так как их решение часто охватывает комплекс умственных операций.

Полученные результаты имеют важное значение для развития цифровой дидактики и практики создания учебных материалов, демонстрируя перспективность комбинированного подхода, объединяющего возможности генеративного ИИ с контролем со стороны педагога. Предложенная методология открывает перспективы для интеграции в цифровые образовательные платформы (РЭШ, «Сферум»), снижая нагрузку на учителей при обеспечении качества контента. Дальнейшие исследования целесообразно направить на разработку автоматизированного конвейера оптимизации промтов с лингвистической адаптацией терминологии, расширение методологии на другие предметные области и тестирование специализированных образовательных ИИ-моделей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Касымова Т. Д., Сыдыкова М. Б., Жапарова З. А. Применение искусственного интеллекта в математике: научный и социальный аспекты // Бюллетень науки и практики. – 2023. – Т. 9, № 6. – С. 32–37. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54034992> DOI: <https://doi.org/10.33619/2414-2948/91/03>
2. Прокопенкова Е. Г. Использование нейросетей при создании игровых занятий по математике // Вестник МГПУ. Серия: Информатика и информатизация образования. – 2023. – № 4. – С. 167–171. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=60001807> DOI: <https://doi.org/10.25688/2072-9014.2023.66.4.13>
3. Мошенина Е. Д. Применение искусственного интеллекта для составления и решения задач, направленных на формирование математической грамотности // Наука в мегаполисе. – 2024. – № 7. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=67859517>



4. Schorcht S., Buchholtz N., Baumanns L. Prompt the problem — investigating the mathematics educational quality of AI-supported problem solving by comparing prompt techniques // *Frontier in Education*. – 2024. – Vol. 9. – P. 1–15. DOI: <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1386075>
5. Wanner J., Herm L. V., Heinrich K. et al. The effect of transparency and trust on intelligent system acceptance: Evidence from a user-based study // *Electron Markets*. – 2022. – Vol. 32 (4). – P. 2079–2102. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00593-5>
6. Navigli R., Conia S., Ross B. Biases in Large Language Models: Origins, Inventory and Discussion // *Journal of Data and Information Quality*. – 2023. – Vol. 15 (2). – P. 1-21. DOI: <https://doi.org/10.1145/3597307>
7. Rodriguez-Torrealba R., Garcia-Lopez E., Garcia-Cabot A. End-to-End generation of Multiple-Choice questions using Text-to-Text transfer Transformer models // *Expert Systems with Applications*. – 2022. – Vol. 208. – P. 118258. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118258>
8. Küchemann S., Rau M., Neumann K., Kuhn J. Editorial: ChatGPT and other generative AI tools // *Front. Psychol.* – 2025. – Vol. 16. – P. 1535128. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1535128>
9. Денищева Л. О., Краснянская К. А., Рыдзе О. А. Подходы к составлению задач для формирования математической грамотности учащихся 5-6 класса // *Отечественная и зарубежная педагогика*. – 2020. – Т. 2, № 2. – С. 181–201. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44358182>
10. Steiner G. Mathematical Literacy for the Non-mathematician // *Nature*. – 1973. – Vol. 243. – P. 65–67. DOI: <https://doi.org/10.1038/243065a0>
11. Рослова Л. О., Краснянская К. А., Квитко Е. С. Концептуальные основы формирования и оценки математической грамотности // *Отечественная и зарубежная педагогика*. – 2019. – Т. 1, № 4. – С. 58–79. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=39249304>
12. Рослова Л. О., Квитко Е. С., Денищева Л. О., Карамова И. И. Проблема формирования способности «применять математику» в контексте уровней математической грамотности // *Отечественная и зарубежная педагогика*. – 2020. – Т. 2, № 2. – С. 74–99. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44358177>
13. Денищева Л. О., Савинцева Н. В., Сафуанов И. С., Ушаков А. В., Чугунов В. А., Семеняченко Ю. А. Особенности формирования и оценки математической грамотности школьников // *Science for Education Today*. – 2021. – Т. 11, № 4. – С. 113–135. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=46513828> DOI: <http://dx.doi.org/10.15293/2658-6762>
14. Аргунова Н. В., Сотникова Н. В. Формирование математической грамотности обучающихся 8 класса на основе решения практико-ориентированных задач // *Современные наукоемкие технологии*. – 2023. – № 9. – С. 80–84. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54630263> DOI: <https://doi.org/10.17513/snt.39764>
15. Cohen J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales // *Educational and Psychological Measurement*. – 1960. – Vol. 20 (1). – P. 37–46. DOI: <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
16. Krathwohl D. R. A Revision of Bloom’s Taxonomy: An Overview // *Theory Into Practice*. – 2002. – Vol. 41 (4). – P. 212–218. DOI: https://doi.org/10.1207/s15430421tip4104_2
17. Ivanov V., Solnyshkina M. Solovyev V. Assessment of reading difficulty levels in russian academic texts: approaches and metrics // *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. – 2018. – Vol. 34 (5). – P. 3049–3058. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38618046> DOI: <https://doi.org/10.3233/JIFS-169489>

Поступила: 24 мая 2025

Принята: 05 июля 2025

Опубликована: 31 августа 2025



Заявленный вклад авторов:

- А. В. Данилов (основной исполнитель): организация исследования, разработка концепции и дизайна исследования, интерпретация результатов.
- Р. Р. Зарипова (основной исполнитель): разработка стратегии AI-промттинга, проведение экспериментов с языковой моделью и анализ результатов.
- М. А. Лукоянова (исполнитель): обзор литературы, структурирование учебного контента и участие в написании рукописи.
- Н. И. Батрова (исполнитель): курирование данных, форматирование заданий и таблиц, подготовка окончательного варианта рукописи для подачи.
- Л. Л. Салехова (руководитель исследования): координация процедуры экспертной оценки и статистический анализ собранных данных, общее руководство исследованием.

Все авторы ознакомились с результатами работы и одобрили окончательный вариант рукописи.

Информация о конфликте интересов:

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов в связи с публикацией данной статьи

Информация об авторах

Данилов Андрей Владимирович

кандидат педагогических наук, доцент,
кафедра билингвального и цифрового образования,
Казанский федеральный университет,
Кремлёвская, д. 18, 420021, г. Казань, Россия.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2358-1157>
SPIN-код: 8525-5480
E-mail: tukai@yandex.ru

Зарипова Рината Раисовна

кандидат педагогических наук, старший преподаватель,
кафедра билингвального и цифрового образования,
Казанский федеральный университет,
Кремлёвская, д. 18, 420021, г. Казань, Россия.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4514-5513>
SPIN-код: 4115-9105
E-mail: rinata-z@yandex.ru



Лукоянова Марина Александровна

кандидат педагогических наук, доцент,
кафедра билингвального и цифрового образования,
Казанский федеральный университет,
Кремлёвская, д. 18, 420021, г. Казань, Россия.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-5630-0876>
SPIN-код: 5983-3077
E-mail: marina-lkn@yandex.ru

Батрова Наиля Ильдусовна

кандидат педагогических наук, доцент,
кафедра билингвального и цифрового образования,
Казанский федеральный университет,
Кремлёвская, д. 18, 420021, г. Казань, Россия.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-1945-3507>
SPIN-код: 2342-5952
E-mail: nibatrova@gmail.com

Салехова Ляйля Леонардовна

доктор педагогических наук, профессор,
кафедра билингвального и цифрового образования,
Казанский федеральный университет,
Кремлёвская, д. 18, 420021, г. Казань, Россия.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8177-3739>
SPIN-код: 7607-9153
E-mail: salekhova2009@gmail.com



Effectiveness of prompt engineering strategies in generating mathematics educational content: An experimental study

Andrey V. Danilov  ¹, Rinata R. Zaripova¹, Marina A. Lukoyanova¹,
Nailya I. Batrova¹, Leila L. Salekhova¹

¹ Kazan Federal University, Kazan, Russian Federation

Abstract

Introduction. The article presents the results of a study on generating high-quality educational content in mathematical literacy for 5th-grade students using generative AI. The problem stems from the lack of adaptive assignments that meet educational standards and the limitations of AI (hallucinations, non-reproducibility). The aim of the study is to develop, test, and evaluate the effectiveness of an original prompt-engineering strategy for generating pedagogically relevant and age-appropriate math problems.

Materials and Methods. The study employs systemic and activity-based approaches. Methods include analysis of AI applications in education, experimental task generation using a hybrid prompt-engineering strategy (Few-Shot Learning + Chain-of-Thought + Role Prompting) based on ChatGPT-4o, expert evaluation (10 mathematics teachers with ≥ 12 years of experience), and statistical data processing (Cohen's κ , mean values μ). Verification involved generating tasks in a new context (airports) and assessing them based on adequacy, student-appropriateness, and complexity criteria.

Results. Key findings demonstrate the successful implementation of the strategy, enabling the generation of structurally consistent tasks ($\kappa = 0.82$). The critical role of Chain-of-Thought prompting in creating multi-step problems is emphasized. The authors highlight the dual functionality of tasks (learning and assessment). The experiment confirmed high expert ratings for adequacy ($\mu = 4.81$), format compliance ($\mu = 4.77$), and descriptive completeness ($\mu = 4.82$). A limitation in terminology complexity for some tasks was identified.

Acknowledgments

The study was financially supported by the Academy of Sciences of the Republic of Tatarstan by the grant. Project No. 23/2024-ФИП provided in 2024 (“Development of Mathematical Literacy in Bilingual Schoolchildren Using Machine Learning and Artificial Intelligence Methods”).

For citation

Danilov A. V., Zaripova R. R., Lukoyanova M. A., Batrova N. I., Salekhova L. L. Effectiveness of prompt engineering strategies in generating mathematics educational content: An experimental study. *Science for Education Today*, 2025, vol. 15 (4), pp. 113–135. DOI: <http://dx.doi.org/10.15293/2658-6762.2504.05>

  Corresponding Author: Andrey Vladimirovich Danilov, tukai@yandex.ru

© A. V. Danilov, R. R. Zaripova, M. A. Lukoyanova, N. I. Batrova, L. L. Salekhova, 2025



Conclusions. *The study concludes that the combined prompt-engineering strategy is highly effective for generating standards-aligned tasks and has strong potential for integration into digital learning platforms. Further optimization of linguistic adaptation and the development of a validation pipeline are required for implementation.*

Keywords

Prompt engineering; Educational task generation; Mathematical literacy; Generative AI; Chain-of-Thought; Role prompting.

REFERENCES

1. Kasymova T. D., Sydykova M. B., Zhaparova Z. A. The use of artificial intelligence in mathematics: Scientific and social aspects. *Bulletin of Science and Practice*, 2023, vol. 9 (6), pp. 32-37. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54034992> DOI: <https://doi.org/10.33619/2414-2948/91/03>
2. Prokopenkova E. G. The using of neural networks to create game-based math activities. *MSPU Bulletin. Series: Informatics and Informatization of Education*, 2023, no. 4, pp. 167-171. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=60001807> DOI: <https://doi.org/10.25688/2072-9014.2023.66.4.13>
3. Moshenina E. D. The use of artificial intelligence to compile and solve problems aimed at the formation of mathematical literacy. *Science in a Megapolis*, 2024, no. 7, pp. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=67859517>
4. Schorcht S., Buchholtz N., Baumanns L. Prompt the problem - investigating the mathematics educational quality of AI-supported problem solving by comparing prompt techniques. *Frontier in Education*, 2024, vol. 9, pp. 1-15. DOI: <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1386075>
5. Wanner J., Herm L.V., Heinrich K. et al. The effect of transparency and trust on intelligent system acceptance: Evidence from a user-based study. *Electron Markets*, 2022, vol. 32 (4), pp. 2079-2102. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00593-5>
6. Navigli R., Conia S., Ross B. Biases in large language models: Origins, inventory and discussion. *Journal of Data and Information Quality*, 2023, vol. 15 (2), pp. 1-21. DOI: <https://doi.org/10.1145/3597307>
7. Rodriguez-Torrealba R., Garcia-Lopez E., Garcia-Cabot A. End-to-end generation of multiple-choice questions using text-to-text transfer transformer models. *Expert Systems with Applications*, 2022, vol. 208, pp. 118258. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118258>
8. Küchemann S., Rau M., Neumann K., Kuhn J. Editorial: ChatGPT and other generative AI tools. *Front. Psychol*, 2025, vol. 16, pp. 1535128. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1535128>
9. Denishcheva L. O., Krasnyanskaya K. A., Rydze O. A. Approaches to drafting assignments for mathematical literacy of 5th-6th grade students. *Domestic and Foreign Pedagogy*, 2020, vol. 2 (2), pp. 181-201. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44358182>
10. Steiner G. Mathematical literacy for the non-mathematician. *Nature*, 1973, vol. 243, pp. 65-67. DOI: <https://doi.org/10.1038/243065a0>
11. Roslova L. O., Krasnyanskaya K. A., Kvitko E. S. Conceptual bases of formation and assessment of mathematical literacy. *Domestic and Foreign Pedagogy*, 2019, vol. 1 (4), pp. 58-79. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=39249304>
12. Roslova L. O., Kvitko E. S., Denishcheva L. O., Karamova I. I. The problem of forming the ability to “apply mathematics” in the context of levels of mathematical literacy. *Domestic and Foreign Pedagogy*, 2020, vol. 2 (2), pp. 74-99. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44358177>

13. Denischeva L. O., Savintseva N. V., Safuanov I. S., Ushakov A. V., Chugunov V. A., Semenyachenko Yu. A. Peculiarities of formation and assessment of schoolchildren's mathematical literacy. *Science for Education Today*, 2021, vol. 11 (4), pp. 113-135. (In Russian) DOI: <http://dx.doi.org/10.15293/2658-6762> URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=46513828>
14. Argunova N. V., Sotnikova N. V. Formation of mathematical literacy of 8th grade students based on solving practice-oriented tasks. *Modern High Technologies*, 2023, no. 9, pp. 80-84. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54630263> DOI: <https://doi.org/10.17513/snt.39764>
15. Cohen J. A Coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, vol. 20 (1), pp. 37-46. DOI: <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
16. Krathwohl D. R. A Revision of Bloom's taxonomy: An overview. *Theory Into Practice*, 2002, vol. 41 (4), pp. 212-218. DOI: https://doi.org/10.1207/s15430421tip4104_2
17. Ivanov V., Solnyshkina M., Solovyev V. Assessment of reading difficulty levels in Russian academic texts: Approaches and metrics. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2018, vol. 34 (5), pp. 3049-3058. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38618046> DOI: <https://doi.org/10.3233/JIFS-169489>

Submitted: 24 May 2025

Accepted: 05 July 2025

Published: 31 August 2025



This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. (CC BY 4.0).

The authors' stated contribution:

A. V. Danilov

Contribution of the co-author: organization of the study, concept and design of the study, interpretation of the results.

R. R. Zaripova

Contribution of the co-author: development of the AI prompting strategy, conducting experiments with the language model, and analysis of results.

M. A. Lukyanova

Contribution of the co-author: literature review, structuring of the educational content, and drafting the manuscript.

N. I. Batrova

Contribution of the co-author: data curation, formatting of tasks and tables, and preparation of the final manuscript for submission.

L. L. Salekhova

Contribution of the co-author: coordination of the expert evaluation procedure and statistical analysis of the collected data, general guidance of the study.

All authors reviewed the results of the work and approved the final version of the manuscript.

Information about competitive interests:

The authors declare no apparent or potential conflicts of interest in connection with the publication of this article



Information about the Authors

Andrey Vladimirovich Danilov

Candidate of Sciences (Education), Associate Professor,
Department of Bilingual and Digital Education,
Kazan Federal University,
Kremlyvskaya st. 18, 420021 Kazan, Russian Federation.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2358-1157>
E-mail: tukai@yandex.ru

Rinata Raisovna Zaripova

Candidate of Sciences (Education), Senior Lecturer,
Department of Bilingual and Digital Education,
Kazan Federal University,
Kremlyvskaya st. 18, 420021 Kazan, Russian Federation.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4514-5513>
E-mail: rinata-z@yandex.ru

Marina Alexandrovna Lukoyanova

Candidate of Sciences (Education), Associate Professor,
Department of Bilingual and Digital Education,
Kazan Federal University,
Kremlyvskaya st. 18, 420021 Kazan, Russian Federation.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-5630-0876>
E-mail: marina-lkn@yandex.ru

Nailya Ildusovna Batrova

Candidate of Sciences (Education), Associate Professor,
Department of Bilingual and Digital Education,
Kazan Federal University,
Kremlyvskaya st. 18, 420021 Kazan, Russian Federation.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-1945-3507>
E-mail: nibatrova@gmail.com

Leila Leonardovna Salekhova

Doctor of Sciences (Education), Professor,
Department of Bilingual and Digital Education,
Kazan Federal University,
Kremlyvskaya st. 18, 420021 Kazan, Russian Federation.
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8177-3739>
E-mail: salekhova2009@gmail.com