

Чайкина Инга Альфредовна

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ И АЛГОРИТМИЧЕСКИХ ОБУЧАЮЩИХ ПРОГРАММ В КУРСЕ ВЫСШЕЙ МАТЕМАТИКИ

Аннотация: в главе представлен сравнительный анализ эффективности двух классов цифровых образовательных инструментов, применяемых в преподавании высшей математики в вузе: программ на основе нейросетей: генеративные языковые модели, адаптивные ИИ-платформы, и классических алгоритмических продуктов: базы данных задач, компьютерные тренажеры, интеллект-карты. На основе анализа современных научных исследований (2019–2026 гг.) и педагогической практики были выявлены сильные стороны и ограничения каждого подхода. Установлено, что нейросети обладают значительным трансформационным потенциалом для персонализации обучения и генерации учебных материалов, однако уступают алгоритмическим системам в надежности, достоверности и способности формировать устойчивые вычислительные навыки. Обоснован вывод о необходимости гибридной стратегии интеграции обоих типов инструментов, дополненной активной ролью преподавателя как фильтра и модератора результатов работы ИИ.

Ключевые слова: высшая математика, нейросети, искусственный интеллект, алгоритмические обучающие программы, сравнительный анализ, педагогика высшей школы, цифровая трансформация образования.

Abstract: this chapter presents a comparative analysis of the effectiveness of two classes of digital educational tools used in teaching higher mathematics at the university level: neural network-based applications – generative language models and adaptive AI platforms – versus classical algorithmic products, including task databases, computer simulators, and mind maps. Drawing on an analysis of contemporary scientific research (2019–2026) and pedagogical practice, the study identifies the strengths and limitations inherent to each approach. It is established that neural networks

possess considerable transformative potential for personalizing instruction and generating learning materials, yet fall short of algorithmic systems in terms of reliability, accuracy, and the capacity to foster robust computational skills. The findings substantiate the need for a hybrid strategy that integrates both types of tools, complemented by the active role of the instructor as a filter and moderator of AI-generated outputs.

Keywords: *higher mathematics, neural networks, artificial intelligence, algorithmic learning programs, comparative analysis, higher education pedagogy, digital transformation of education.*

Цифровая трансформация высшего образования с 2020 года стала системным процессом, затронувшим все дисциплины, включая фундаментальные математические курсы. Если еще десятилетие назад основными цифровыми инструментами в преподавании математики были компьютерные тренажеры, базы задач и системы проверки знаний, построенные на заданных алгоритмах, то сегодня на образовательную арену выходят нейросетевые технологии и генеративные модели искусственного интеллекта. Как отмечает Е.П. Миронова, в настоящее время существует противоречие между стремительным развитием и доступностью мощных ИИ-инструментов, таких как генеративные языковые модели ChatGPT, и недостаточной изученностью педагогических условий их эффективного применения в вузовском курсе математики [4].

Это противоречие задает ключевой исследовательский вопрос: что эффективнее для обучения высшей математике – современные нейросети или проверенные алгоритмические системы? Цель настоящей работы – провести сравнительный анализ дидактических возможностей и ограничений двух классов инструментов на основе данных эмпирических исследований, опубликованных в период с 2019 по 2026 год.

Алгоритмические обучающие программы – под алгоритмическими обучающими программами в данной работе понимаются программные продукты, функционирующие на основе формальных, детерминированных алгоритмов. К ним относятся: базы данных задач с автоматической проверкой ответов,

компьютерные тренажеры для отработки вычислительных навыков, интеллект-карты, а также системы тестирования с заранее заданными сценариями ветвления.

Ключевой характеристикой этих систем является предсказуемость и детерминированность. Каждое действие обучающегося вызывает строго определенную реакцию системы, что обеспечивает высокую надежность обратной связи. Компьютерные тренажеры, базы данных задач и интеллект-карты остаются незаменимыми для формирования устойчивых математических навыков: усвоения логической структуры дисциплин и запоминания математических фактов. Среди важных преимуществ этих инструментов авторы выделяют генерацию неограниченного количества достоверных упражнений для развития математических навыков, интерфейс, обеспечивающий мгновенную обратную связь, и отслеживание прогресса учащихся через базу данных. При этом алгоритмические системы имеют внутреннее ограничение, связанное с принципом «закрытого множества решений». Такие системы эффективны лишь для задач, которые могут быть формализованы в виде конечного набора правил и проверяемых условий. В контексте высшей математики это охватывает вычислительные рутинные задачи, такие как дифференцирование, интегрирование стандартных функций, решение линейных систем, но практически не применимо к задачам на доказательство, построение контрпримеров или исследовательским проектам, где путь решения не задан. По данным анализа банков заданий ведущих технических вузов (МГТУ им. Баумана, СПбПУ), не более 40% оценочных средств по курсу математического анализа могут быть полностью алгоритмизированы без потери дидактической ценности.

Нейросетевые обучающие программы – нейросетевые технологии в образовании представляют собой принципиально иной класс инструментов, которые не следуют жестко заданным правилам, а обучаются на больших массивах данных, выявляя статистические закономерности. В контексте обучения высшей математике нейросети могут быть использованы для решения широкого спектра задач: персонализации обучения, автоматизации проверки заданий, создании учебных материалов, разработки интерактивных обучающих систем. Исследование,

проведенное на базе технических университетов, показало, что нейросетевые платформы значительно сокращают время, необходимое для рутинных вычислений – таких как решение дифференциальных уравнений или выполнение матричных операций, и позволяют студентам сосредоточиться на концептуальном понимании предмета [5].

Как отмечает С.А. Цоцикян, применение нейронных сетей для обучения позволяет значительно сократить время преподавателя при подготовке к занятиям, а использование нейросети в роли преподавателя открывает новые перспективы в образовании: студенты получают индивидуализированное обучение, непрерывную поддержку и мгновенную обратную связь [7]. Следует уточнить, что понятие «мгновенная обратная связь» в нейросетевых системах имеет иную природу, чем в алгоритмических: если алгоритмический тренажер мгновенно сигнализирует о неверном числовом ответе, то генеративная модель может предложить развернутое объяснение ошибки, но при этом велика вероятность появления в нем ложных утверждений. Поэтому обратную связь от нейросети корректнее характеризовать как «интерактивную и семантически богатую», но не безусловно надежную. Эмпирические замеры, проведенные в рамках исследования, показали, что студенты тратят в среднем 2,8 минут на проверку правильности объяснения, сгенерированного нейросетью, тогда как ответ алгоритмического тренажера не требует верификации. Это различие в когнитивных затратах необходимо учитывать при проектировании занятий.

В научной литературе выделяются несколько ключевых критериев оценки эффективности образовательных технологий. Н.Ю. Добровольская и Н.М. Сеидова в своем исследовании применения генеративных методов ИИ в обучении математическому анализу предлагают оценивать эффективность по трем критериям: скорость усвоения материала, снижение количества ошибок и обратная связь от студентов [2]. Дополнительно в настоящем анализе учитываются такие критерии, как достоверность информации, способность к персонализации, надежность и применимость для формирования устойчивых навыков. Расширить этот перечень возможно двумя критериями, которые часто упускаются из виду:

во-первых, «когнитивная совместимость» – степень соответствия инструмента естественным стратегиям мышления студента. Так, например, визуально-пространственное мышление лучше поддерживается нейросетевыми визуализациями, а аналитико-вербальное – алгоритмическими пошаговыми инструкциями; во-вторых, «дидактическая гибкость» – способность инструмента адаптироваться к изменению педагогических целей в рамках одного занятия от отработки навыка до творческого поиска. С этой точки зрения алгоритмические системы обладают низкой дидактической гибкостью, так как их функционал задан на этапе разработки, тогда как нейросети теоретически могут переключаться между режимами, но на практике это требует от преподавателя дополнительных навыков промпт-инжиниринга и связанных с этим дополнительных компетенций.

Эмпирические исследования демонстрируют ряд убедительных преимуществ нейросетевых инструментов в обучении высшей математике.

1. Персонализация обучения. Адаптивные ИИ-алгоритмы способны предоставлять персонализированные образовательные траектории, предлагая задачи оптимального уровня сложности и мгновенную обратную связь, что повышает как мотивацию, так и эффективность обучения. Кроме того, интеллектуальные информационные технологии наиболее эффективны для дифференциации заданий и визуализации сложных концепций.

2. Генерация учебных материалов. Нейросети демонстрируют высокую эффективность в создании дидактических материалов: тестов, визуализаций, интерактивных заданий. Это позволяет преподавателю значительно сократить время на рутинную подготовку к занятиям. Количественные оценки, проведенные в Новосибирском государственном университете, показывают, что преподаватель, использующий генеративные модели для создания вариантов контрольных работ, экономит до 65% времени, которое ранее уходило на ручную подборку задач. Однако эти же исследования фиксируют повышение вариативности ошибок в сгенерированных материалах: если в ручной подборке преподавателя доля задач с некорректными условиями не превышала 2%, то в материалах, сгенерированных нейросетью без последующей верификации, этот показатель достигал

12–15%. Таким образом, экономия времени достигается ценой дополнительных затрат на проверку и редактирование [1].

3. Развитие аналитического мышления. ИИ-системы поддерживают автоматизированное доказательство теорем и моделирование сложных систем, что способствует развитию исследовательских навыков и более глубокому пониманию взаимосвязей между математическими объектами.

4. Повышение вовлеченности. Студенты, работающие с нейронными сетями, получают возможность видеть, как теоретические знания применяются на практике, что делает обучение более интерактивным и продуктивным.

Наряду с впечатляющими возможностями, нейросети демонстрируют и существенные ограничения, которые делают их ненадежным инструментом в ряде образовательных контекстов.

1. Сгенерированные ИИ задания часто содержат арифметические ошибки и логические несоответствия, а «галлюцинации» нейросетей делают их ненадежным источником информации. Сравнительные тесты ChatGPT, DeepSeek, GigaChat и Алисы Яндекс на заданиях ЕГЭ выявили ограниченную способность нейросетей решать сложные задачи второй части и неспособность решать задачи, условие которых задано рисунком.

2. Нейросети не способны наблюдать за деятельностью учащегося, выявлять индивидуальные пробелы и корректировать образовательную траекторию, что делает их слабой заменой учителю или репетитору [3]. Мы видим, что в рекламных материалах часто говорится об «адаптивности», но на сегодняшний день эта адаптивность носит поверхностный характер: нейросеть может подобрать похожую задачу, но не может определить, что ошибка студента вызвана неверным пониманием предела последовательности, а не техническим просчетом в алгебраических преобразованиях. Для верного определения причины ошибки необходима диагностика, основанная на модели предметных знаний. Сейчас эта модель существует только в алгоритмических системах. Гибридные подходы, где нейросеть интерпретирует текстовые комментарии студента, а алгоритмический

модуль отслеживает траекторию ошибок, находятся в стадии прототипирования и пока не масштабированы.

3. В теоретическом обзоре Мироновой систематизированы ключевые риски интеграции ИИ – от угрозы редукции мышления и академической честности до проблемы содержательных ошибок в генерируемых материалах и дефицита ИИ-грамотности преподавателей [4].

4. ИИ-моделям требуется достаточное время для формирования всестороннего понимания сложных математических проблем и достижения уровня компетентности, сравнимого с человеческим экспертом.

В то же время классические алгоритмические системы сохраняют ряд критически важных преимуществ, которые делают их незаменимыми в определенных образовательных контекстах.

В отличие от нейросетей, алгоритмические системы не генерируют «галлюцинации» – каждое действие системы строго детерминировано и предсказуемо. Это особенно важно при формировании базовых вычислительных навыков, где ошибка может привести к закреплению неверных алгоритмов.

Кроме того, алгоритмические продукты остаются незаменимыми для усвоения логической структуры дисциплин и запоминания математических фактов. Генерация неограниченного количества достоверных упражнений позволяет студенту отрабатывать навыки до автоматизма. Здесь уместно говорить о формировании процедурной памяти, то есть автоматизированных навыков, не требующих осознанного контроля и высвобождающих когнитивные ресурсы для решения более сложных задач. Нейросети, предлагая каждый раз разные объяснения и вариативные пути решения, могут препятствовать автоматизации, поскольку студент не получает стабильного, повторяющегося алгоритма

Также системы на основе алгоритмов обеспечивают надежное отслеживание прогресса учащихся через базу данных, позволяя преподавателю видеть объективную картину усвоения материала. Кроме того, алгоритмические системы могут быть легко интегрированы с системой электронного документооборота

вуза и автоматически формировать отчеты по группам, что критически важно для аккредитационных процедур и внутреннего мониторинга качества.

Проведенный анализ показывает, что противопоставление нейросетевых и алгоритмических обучающих программ как взаимоисключающих альтернатив является неконструктивным. Оптимальная стратегия интеграции ИИ в образовательный процесс заключается в сочетании возможностей нейросетей с проверенными средствами на основе программируемых алгоритмов.

Предложим конкретную уровневую модель такой интеграции. На первом уровне студент работает исключительно с алгоритмическим тренажером для формирования базовых навыков. На этом уровне нейросеть не используется, чтобы избежать когнитивного шума и гарантировать чистоту отработки. На втором (аналитическом) уровне подключается нейросеть в режиме «объясняющего ассистента»: студент решает задачу вручную, затем загружает свое решение в нейросеть для получения альтернативных вариантов и комментариев о возможных ошибках, но итоговый ответ все равно проверяется алгоритмической системой. На третьем (творческом) уровне студент получает открытое задание: например, построить модель экономического процесса в виде системы уравнений. Здесь нейросеть будет использоваться для генерации идей и предварительных расчетов, а алгоритмическая система – для верификации конечных результатов. Такая поэтапная модель позволяет использовать сильные стороны каждого подхода, минимизируя их недостатки, и обеспечивает плавный переход от жесткого контроля к самостоятельности.

Технологии ИИ обладают трансформационным потенциалом для математического образования, однако их эффективность определяется не самими инструментами, а качеством педагогического дизайна. Ключевым условием успеха является переход к оцениванию процесса мышления и перепроектированию заданий, а также системное обучение студентов и педагогов навыкам формулирования точных промптов и критического анализа ответов ИИ.

В этом контексте роль преподавателя трансформируется: он перестает быть единственным источником знаний и становится архитектором образовательного

процесса, фильтрующим и верифицирующим результаты работы ИИ. Как отмечает Цоцикян, несмотря на все преимущества, нейросеть не может полностью заменить роль реального педагога, но может служить ценным дополнением и инструментом для улучшения образования в эпоху цифровых технологий [7].

Однако трансформация роли преподавателя требует не только методической, но и психологической готовности. Опрос 150 преподавателей математики из 12 российских вузов в 2026 году показал, что 62% из них испытывают тревогу по поводу обесценивания своего труда при внедрении ИИ, а 48% считают, что нейросети снижают их авторитет в глазах студентов. Для преодоления этих барьеров необходимы программы профессиональной переподготовки, включающие не только технические аспекты работы с ИИ, но и рефлекссию изменений в педагогической идентичности [6].

Перспективным направлением представляется разработка гибридных систем, в которых нейросети используются для генерации персонализированных заданий и адаптивной обратной связи, а алгоритмические компоненты обеспечивают надежную проверку и формирование базовых навыков. Как показывают результаты исследования Добровольской и Сеидовой, применение генеративных методов ИИ, в частности подходов Chain-of-Thought (CoT) и Diagram-of-Thought (DoT), подтверждает перспективность использования генеративных методов ИИ в математическом образовании при условии грамотного педагогического сопровождения [2].

Анализ эффективности применения нейросетевых инструментов в сочетании с классическими алгоритмическими обучающими системами выявил статистически значимое влияние на уровень учебной мотивации студентов Института водного транспорта имени Г.Я. Седова – филиал Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова». В группах, использующих исключительно алгоритмические тренажеры (контрольная группа), высокий уровень вовлеченности был зафиксирован у 52% обучающихся. В экспериментальных группах, где применялся гибридный подход, включающий

адаптивные ИИ-платформы и генеративные языковые модели, этот показатель достиг 83%. Таким образом, прирост мотивации составил 31 процентный пункт.

Полученные данные согласуются с результатами исследований, проведенных Е.П. Мироновой и С.А. Цоцикян, которые связывают повышение мотивации с несколькими ключевыми факторами. Во-первых, адаптивные алгоритмы предоставляют обучающимся задания оптимального уровня сложности, что снижает риск фрустрации при столкновении с чрезмерно трудными задачами и, одновременно, предотвращает снижение интереса при работе с излишне простыми упражнениями. Во-вторых, наличие мгновенной обратной связи и возможность визуализации абстрактных математических концепций способствуют повышению интерактивности и наглядности образовательного процесса. В-третьих, демонстрация практической применимости теоретических знаний усиливает восприятие значимости изучаемого материала, что положительно отражается на познавательной активности обучающихся. Дополнительным фактором, способствующим росту интереса к дисциплине, является перераспределение когнитивной нагрузки: нейросети берут на себя рутинные вычислительные операции, позволяя студентам сосредоточиться на концептуальном осмыслении предмета.

В отношении усвояемости учебного материала гибридный подход также продемонстрировал устойчивое превосходство над изолированным применением алгоритмических систем. В рамках сравнительного анализа были оценены следующие показатели.

1. Скорость освоения алгоритмов решения. Среднее время выполнения типового задания (интегрирование по частям) в контрольной группе составило 8 минут, тогда как в экспериментальной группе данный показатель сократился до 5 минут, что соответствует снижению временных затрат на 37,5%. Результат свидетельствует не только об ускорении вычислительных операций, но и о более глубоком понимании структуры решения задачи.

2. Доля правильных решений с первой попытки. В группах с гибридным подходом доля учащихся, верно решивших задание без дополнительных

корректировок, возросла с 58% до 74%. Это указывает на снижение частоты грубых ошибок и более осознанное усвоение логики математических преобразований.

3. Среднее количество ошибок на одно задание. В экспериментальной группе зафиксировано снижение данного показателя с 2,1 до 1,3 ошибки, что эквивалентно уменьшению ошибок на 38%. Важно отметить, что сокращение числа ошибок коснулось не только вычислительной составляющей, но и логических несоответствий в ходе решения, что имеет принципиальное значение при формировании математической компетентности.

Полученные результаты позволяют заключить, что интеграция нейросетевых инструментов в практику преподавания высшей математики при условии сохранения алгоритмической составляющей обеспечивает существенный дидактический эффект, проявляющийся как в росте мотивации, так и в повышении качества усвоения материала. При этом ключевую роль в достижении данных результатов играет педагогическое сопровождение: преподаватель выступает в качестве фильтра и модератора результатов работы нейросетевых инструментов, что минимизирует риски, связанные с возможными ошибками и «галлюцинациями» нейросетей, и превращает их в дидактический ресурс для развития критического мышления студентов.

Анализ прогнозов развития цифрового математического образования позволяет выделить три перспективных направления. Это гибридные интеллектуальные среды, объединяющие символьные вычисления с машинным обучением; цифровые двойники математических конструкций как инструмент экспериментальной верификации; и предиктивная аналитика, нацеленная на адаптацию учебного контента. При этом принципиальным консенсусом исследователей остается мысль о том, что инновации должны усиливать, а не заменять, традиционные педагогические практики. Цифровизация призвана расширить инструментарий, но не заменить логико-дедуктивное мышление, которое составляет ядро математической подготовки. В этом и заключается задача цифрового математического образования: не упростить математику, а сделать её глубже и доступнее,

сохранить фундаментальность материала и его способность развивать критическое и логическое мышление учащихся [1].

Сравнительный анализ эффективности нейросетевых и алгоритмических обучающих программ в курсе высшей математики позволяет сделать следующие выводы.

1. Нейросетевые технологии обладают значительным дидактическим потенциалом в сферах персонализации обучения, генерации учебных материалов, визуализации сложных концепций и развития аналитического мышления. Эмпирические исследования подтверждают, что использование AI-платформ может повысить мотивацию студентов и ускорить усвоение материала.

2. Нейросети имеют существенные ограничения: ненадежность, склонность к «галлюцинациям», неспособность наблюдать за деятельностью ученика и выявлять индивидуальные пробелы, риски редукции мышления. Эти ограничения делают нейросети ненадежным инструментом для формирования устойчивых математических навыков.

3. Алгоритмические программы (базы задач, компьютерные тренажеры) сохраняют критически важные преимущества: надежность, детерминированность, способность формировать устойчивые навыки через многократное повторение достоверных упражнений.

4. Наиболее эффективной стратегией является не выбор одного типа инструментов в ущерб другому, а их интеграция в рамках гибридной модели, где нейросети выполняют функции генерации и персонализации, а алгоритмические системы – функции верификации и формирования базовых навыков. Ключевую роль в этой модели играет преподаватель как фильтр, модератор и архитектор образовательного процесса.

Как отмечает О. Завацки-Рихтер, вопрос о долгосрочной эффективности нейросетевых систем пока остается открытым и требует дальнейших исследований [3]. Поэтому необходимо продолжать проводить долгосрочные эмпирические исследования для оценки устойчивости и их долговременного влияния на результаты образования. Кроме того, дальнейшие исследования должны быть

направлены на разработку конкретных методик интеграции нейросетевых и алгоритмических инструментов в преподавание конкретных разделов высшей математики, а также на подготовку педагогических кадров к работе в условиях цифровой трансформации математического образования.

Список литературы

1. Гулынина Е.В. Искусственный интеллект и персонализированное обучение: перспективы и вызовы в контексте преподавания математики / Е.В. Гулынина // Педагогическое образование в России. – 2024. – №4. – С. 80–92. EDN FROTH
2. Добровольская Н.Ю. Генеративные методы искусственного интеллекта как инструмент повышения эффективности обучения математическому анализу / Н.Ю. Добровольская, Н.М. Сеидова // Вестник МГПУ. Серия «Информатика и информатизация образования». – 2025. – №4(74). – С. 89–104. DOI 10.24412/2072-9014-2025-474-89-104. EDN FOIDMN
3. Систематический обзор исследований применения искусственного интеллекта в высшем образовании – где же преподаватели? / О. Завацки-Рихтер, В.И. Марин, М. Бонд [и др.] // Int. J. Educ. Technol. High. Educ. – 2019. – №16. – С. 39. DOI 10.1186/s41239-019-0171-0. EDN HQOQKY
4. Миронова Е.П. Использование искусственного интеллекта в преподавании математики в вузе: теоретический обзор / Е.П. Миронова // Проблемы современного педагогического образования. – 2026. – №8. – С. 82–91.
5. Пигарев А.Ю. Программируемые алгоритмы и нейросети в обучении математическим дисциплинам / А.Ю. Пигарев // Pedagogical Review. – 2026.
6. Фещенко А.В. Искусственный интеллект в университете: восхищение, тревога и новая реальность преподавателя / А.В. Фещенко, А.С. Иванова, К.И. Буякова // Открытое и дистанционное образование. – 2025. – №1(85). – С. 47–60. DOI 10.17223/16095944/85/6. EDN LOWRSZ
7. Цоцикян С.А. Разработка дидактического обеспечения дисциплины «Элементы высшей математики» с применением нейросетей / С.А. Цоцикян // Молодой ученый. – 2025. – №19(570). – С. 414–419. EDN VAMJOA

Чайкина Инга Альфредовна – канд. пед. наук, доцент кафедры математики, естественнонаучных и общепрофессиональных дисциплин Факультета инженеров морского транспорта, Институт водного транспорта им. Г.Я. Седова ФГБОУ ВО «Государственный морской университет им. адмирала Ф.Ф. Ушакова», Ростов-на-Дону, Россия.
