

УДК 378.147.091.33:004.8:51
ББК 74.580.27:22.1:16.6
EDN: SPPITU

Использование искусственного интеллекта как средства развития инженерного мышления в обучении высшей математике

Using artificial intelligence as a means of developing engineering thinking in higher mathematics education

А. В. Кокорев
Академия ФСО России
сотрудник
Орел
E-mail: pears911@mail.ru

С. Н. Шведов
Академия ФСО России
сотрудник
Орел
E-mail: s_shvedov112@mail.ru

А. А. Лупандина
Академия ФСО России
сотрудник
Орел
E-mail: alinaz3@yandex.ru

A. V. Kokorev
Academy of the Federal Protective Service of Russia
employee
Oryol
E-mail: pears911@mail.ru

S. N. Shvedov
Academy of the Federal Protective Service of Russia
employee
Oryol
E-mail: s_shvedov112@mail.ru

A. A. Lupandina
Academy of the Federal Protective Service of Russia
employee
Oryol
E-mail: alinaz3@yandex.ru

Аннотация

В статье исследуются методические условия интеграции цифровых технологий и искусственного интеллекта в процесс обучения высшей математике в техническом вузе. Показано, что эффективная цифровизация математического образования возможна только при сохранении фундаментальной подготовки и грамотном использовании ИИ как интеллектуального ассистента. На основе когнитивной теории учебной нагрузки, системно-деятельностного и компетентностного подходов авторы обосновывают переход к гибридной когнитивно-цифровой модели обучения. Особое внимание уделяется практической реализации модели на примере изучения рядов Фурье, преобразований Лапласа и z-преобразования с применением MATLAB, Python и генеративных ИИ-сервисов. Демонстрируется, как сочетание аналитического решения, проверки с помощью ИИ и компьютерного моделирования способствует развитию инженерного мышления, критического анализа и профессиональных компетенций будущих инженеров. Приводятся результаты апробации модели в реальном учебном процессе и предварительная оценка ее эффективности. Подчеркивается, что ключевым фактором успеха является методическая грамотность преподавателя, позволяющая минимизировать риски когнитивного оффлоадинга и нарушения академической добросовестности.

Ключевые слова: цифровизация образования; инженерное мышление; искусственный интеллект; математическое моделирование; когнитивная нагрузка; профессиональные компетенции.

Abstract

The article explores the methodological conditions for integrating digital technologies and artificial intelligence into the process of teaching higher mathematics at a technical university. It is shown that effective digitalization of mathematical education is possible only if fundamental training is maintained and AI is used properly as an intelligent assistant. Based on the cognitive theory of educational workload, the authors justify the transition to a hybrid cognitive-digital learning model using the systemic-activity and competence approaches. Special attention is paid to the practical implementation of the model using the example of studying Fourier series, Laplace transforms, and z-transforms using MATLAB, Python, and generative AI services. It demonstrates how the combination of analytical solutions, AI verification, and computer modeling contributes to the development of engineering thinking, critical analysis, and professional competencies in future engineers. The results of the model's approbation in the educational process and a preliminary assessment of its effectiveness are presented. It emphasizes that the key factor for success is the teacher's methodological competence, which helps to minimize the risks of cognitive offloading and academic dishonesty.

Keywords: digitalization of education; engineering thinking; artificial intelligence; mathematical modeling; cognitive load; professional competencies.

Введение

Современный этап развития высшего технического образования характеризуется интенсивной интеграцией цифровых технологий и искусственного интеллекта (далее — ИИ) в учебный процесс, что обусловлено потребностями цифровой экономики и государ-

ственными стратегическими инициативами [8]. Математические дисциплины традиционно формируют логическое, алгоритмическое и абстрактное мышление инженера. Однако внедрение генеративных моделей и систем компьютерной математики ставит методическую проблему: как сохранить глубину понимания математического аппарата, используя цифровые инструменты для развития прикладных и исследовательских компетенций?

Научная проблема исследования — противоречие между растущим потенциалом ИИ-технологий в образовании и отсутствием методических моделей, предотвращающих риски когнитивного «оффлоадинга» (переноса умственных операций на внешние носители) и снижения академической добросовестности.

Данное противоречие было выявлено авторами в ходе преподавания разделов, связанных с рядами и интегральными преобразованиями: обучающиеся систематически используют ИИ при подготовке к занятиям, но преимущественно в режиме получения готового ответа — запрос формулируется как требование решить задачу, результат переносится в работу без проверки, а этап самостоятельного построения решения выпадает из учебной деятельности.

Запретительная стратегия непродуктивна: доступ к сервисам не поддается внешнему контролю, а сама технология входит в инструментарий будущей профессиональной деятельности инженера. Задача преподавателя — не вытеснить ИИ из учебного процесса, а предложить методически корректный сценарий его применения, при котором обращение к модели встроено в структуру решения задачи и не подменяет ее ключевые этапы.

Аналогичным образом проблема формулируется и в современных исследованиях. Э. Риско и С. Гилберт вводят понятие когнитивного оффлоадинга — использования внешнего действия, снижающего когнитивные требования задачи, — и указывают на его двойственный характер: он способен как высвобождать ресурсы мышления, так и препятствовать формированию внутренних когнитивных структур [15]. М. Герлих на выборке из 666 респондентов установил значимую отрицательную связь между интенсивностью использования ИИ и уровнем критического мышления с оффлоадингом в роли медиатора [11]. Ч. Чжай с соавторами по итогам систематического обзора фиксируют, что чрезмерная опора на диалоговые ИИ-системы негативно сказывается на способностях к принятию решений и аналитическому мышлению [18].

Цель статьи — выявить и теоретически обосновать методические условия, при которых применение цифровых технологий и ИИ в обучении математике выступает катализатором развития инженерного мышления.

Для достижения цели решаются следующие задачи:

1. Проанализировать влияние цифровых инструментов на когнитивные процессы обучающихся в контексте теории учебной нагрузки.
2. Описать методическую модель интеграции ИИ и систем компьютерной математики в практику решения инженерных задач.
3. Раскрыть педагогическую ценность гибридного подхода для широкого круга преподавателей технических и естественно-научных дисциплин.
4. Представить результаты апробации модели в учебном процессе и предварительную оценку ее эффективности.

Степень разработанности проблемы

Наиболее близким к проблематике настоящей работы является исследование Х. Бастани с соавторами — рандомизированный контролируемый эксперимент на выборке около тысячи обучающихся при изучении математики [9]. Сопоставлялись три условия: без ИИ, со стандартным диалоговым интерфейсом (GptChat) и со специально настроенным ассистентом-тьютором, дающим подсказки вместо готовых ответов. На занятиях ИИ повышал результативность (на 48 % и 127 % соответственно), но при контроле без ИИ группа со стандартным интерфейсом показала результат на 17 % ниже группы без технологий; у группы с ассистентом-тьютором отрицательный эффект не наблюдался. Авторы связывают это с тем, что без ограничений обучающиеся используют модель как «костыль», перенося ответы без осмысления, — то есть эффект определяется не фактом применения ИИ, а конструкцией сценария его использования.

Смежный пласт работ посвящен когнитивным эффектам генеративных моделей. Помимо упомянутых выше исследований [11; 15; 18], отметим работу Н. Космыной с соавторами: методом ЭЭГ сопоставлялась мозговая активность при письменном задании с языковой моделью, поисковой системой и без внешних средств — наименьшая связность нейросетей и наиболее слабое воспроизведение собственного текста зафиксированы в группе с языковой моделью [12]. Работа выполнена на ограниченной выборке и подвергалась критике, поэтому ее результаты правомерно рассматривать как указание на направление эффекта, а не установленную закономерность.

В отечественной литературе проблематика представлена преимущественно обзорными работами. Л. К. Раицкая и М. Р. Ламбовская по итогам обзора международных публикаций выделяют области высшего образования, наиболее подверженные трансформации: оценивание знаний, достоверность информации, состав компетенций, этику исследовательской деятельности [6]. Р. Р. Гасанова и Е. А. Романова указывают на риск редукции базовых учебных операций: освоение фундаментального аппарата остается условием развития обучающегося, а его вытеснение особенно опасно на младших курсах [1]. Риски применения ИИ систематизированы П. М. Лукичевым и О. П. Чекмаревым [3]; практические аспекты внедрения генеративных сервисов рассмотрены А. А. Пасковой [4].

Обобщая, имеющиеся исследования убедительно фиксируют факт риска, раскрывают его когнитивные механизмы и подтверждают решающую роль методического обрамления, однако предметно-специфичных методик для математических дисциплин технического вуза, задающих операциональную последовательность действий на уровне отдельного занятия, в доступных публикациях практически не представлено. Восполнение этого пробела составляет содержание настоящей работы.

Теоретико-методологические основы исследования

Методологический фундамент опирается на когнитивную теорию мультимедийного обучения Р. Майера [13], концепцию коннективизма Дж. Сименса [16], а также системно-деятельностный подход в отечественной педагогике (Е. С. Полат [5], А. Л. Семенов [7]). Когнитивная теория учебной нагрузки (Дж. Свеллер [17]) дифференцирует влияние ИИ на три компонента: внешнюю нагрузку (организация материала), внутреннюю (сложность предмета) и существенную (конструирование знаний). ИИ эффективно редуцирует внешнюю нагрузку, но без методического контроля провоцирует избыточный оффлоадинг, ведущий к поверхностному усвоению и иллюзии компетентности [2; 13].

Рассмотрим этот механизм детальнее. В актуальной редакции теории когнитивной нагрузки [16] внутренняя и релевантная нагрузка не рассматриваются как самостоятельные источники: релевантная нагрузка описывает распределение ресурсов рабочей памяти на элементы внутренней нагрузки. Отсюда практический вывод: сокращение внешней нагрузки продуктивно лишь если высвобожденный ресурс перенаправляется на обработку сложного материала; иначе когнитивные схемы не формируются, а легкость работы порождает иллюзию усвоения.

Применительно к обучению математике цифровые инструменты воздействуют по трем каналам. Первый — редукция внешней нагрузки: визуализация спектра, автоматическое построение графиков, освобождение от рутинных вычислений и отладки синтаксиса; канал безусловно продуктивен. Второй — когнитивный оффлоадинг, вынесение мыслительных операций во внешнюю среду [15]; здесь принципиально различие двух форм: производный оффлоадинг (модели передается уже освоенная обучающимся операция — эквивалент использования справочника) и замещающий (операция передается вместо ее освоения, и когнитивная схема не формируется). Третий канал — деформация метакогнитивной регуляции: беглость и уверенный тон ответа модели воспринимаются как признак правильности, из-за чего снижается самоконтроль.

Эмпирические данные подтверждают, что негативные эффекты определяются именно вторым и третьим каналами: в эксперименте [9] обучающиеся со стандартным ИИ-интерфейсом оценивали объем усвоенного материала так же высоко, как остальные, хотя объективный контроль показал у них худший результат — расхождение носило систематический характер. Отсюда основное методическое условие модели: обращение к генеративной модели допускается только после того, как обучающийся зафиксировал собственный результат, а запрос должен содержать этот результат в качестве предмета проверки. Это переводит ИИ из источника решения в объект проверки, удерживает оффлоадинг в производной форме и восстанавливает метакогнитивный контроль.

Цифровизация математического образования реализуется через программные комплексы (MATLAB, Python, GeoGebra) и обучающие среды (Moodle, LMS с ИИ-модулями), смещающие акцент с запоминания алгоритмов на исследовательскую деятельность и моделирование [5; 7; 14]. ИИ здесь выполняет функции адаптивного тьютора, генератора задач и ассистента проверки; однако индивидуализация не должна подменять познавательную активность, а доступность готовых решений требует новых механизмов академической добросовестности [2; 10].

Эмпирические предпосылки разработки модели

Предлагаемая ниже модель сложилась не априорно, а итеративно — в ходе практической работы с учебными группами, как результат последовательного устранения дефектов в организации занятий.

Исходный вариант ограничивал ИИ рамками занятия, но оказался нежизнеспособным: обучающиеся обращались к сервисам при самостоятельной работе, а неточности и правдоподобные, но неверные обоснования переносились в работы незамеченными. Второй вариант — демонстрационное применение ИИ преподавателем для порождения кода и визуализаций; внешняя нагрузка снижалась, но обучающийся оставался наблюдателем, а формализация задачи не происходила.

Продуктивным оказался третий вариант: обращение к модели переносится на позицию после самостоятельного аналитического решения, а запрос обязан включать собственный результат. Именно здесь возник эффект, ставший ядром модели: расхождение между аналитическим выводом обучающегося, ответом модели и результатом численного моделирования становится обязательным предметом разбора. Основанием для включения этапа генерации кода послужило наблюдение: барьером в вычислительных заданиях выступала не математика, а незнание синтаксиса MATLAB и Python, из-за чего время уходило на отладку, а не на интерпретацию результата. Передача этой функции ИИ позволила сохранить вычислительный эксперимент в занятии без увеличения его продолжительности.

Таким образом, трехэтапная структура модели обобщает практический опыт, а ее ключевое ограничение — недопустимость обращения к ИИ до получения собственного результата — имеет как эмпирическое, так и теоретическое обоснование.

Методическая модель интеграции цифровых инструментов в обучение математике

В качестве иллюстрации рассмотрим изучение темы «Ряды Фурье», ключевой для подготовки специалистов в области обработки сигналов, теории связи и электротехники. Традиционный подход опирается преимущественно на аналитические выкладки, что занимает значительную часть аудиторного времени и затрудняет визуализацию физических процессов. Предложенная гибридная методика реализуется в три этапа.

Этап 1. Аналитическая подготовка (фундаментальный уровень).

Обучающиеся самостоятельно выводят формулы коэффициентов ряда, анализируют свойства функции (четность, периодичность, точки разрыва) и формируют аналитическое представление ряда. Данный этап обеспечивает усвоение математического аппарата и развитие абстрактного мышления.

Пример задачи: Разложить функцию $f(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } -\pi < x < 0, \\ e^x, & \text{при } 0 < x < \pi, \end{cases} T=2\pi$ в комплексный ряд Фурье.

Обучающиеся вычисляют коэффициенты по формулам:

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{in\omega x}, \quad c_n = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(x) e^{-in\omega x} dx, \quad \text{и получают аналитическое выражение:}$$

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{(-1)^n e^{\pi} - 1}{2\pi(1-in)} e^{inx}.$$

Этап 2. Проверка аналитического решения с генерацией кода средствами ИИ.

После выполнения аналитических выкладок обучающиеся формулируют запрос к интеллектуальному ассистенту (Grok, GptChat, Claude, Gemini или аналогичной модели), который выполняет две взаимосвязанные функции:

- 1) проверка корректности аналитического решения через сопоставление с эталонными методами;

- 2) генерация программного кода для среды MATLAB или Python, обеспечивающего численную реализацию и визуализацию полученного результата.

Пример запроса для ИИ:

«Проверь вычисление коэффициентов комплексного ряда Фурье для функции $f(x) = e^x$ на интервале $(0; \pi)$ и $f(x) = 0$ на $(-\pi; 0)$. Мой результат: $c_n = \frac{(-1)^n e^\pi - 1}{2\pi(1 - in)}$. Если верно — сгенерируй код для MATLAB, который построит: а) амплитудный спектр $|c_n|$, б) трехмерную визуализацию частичных сумм ряда, в) периодическое продолжение функции с демонстрацией эффекта Гиббса».

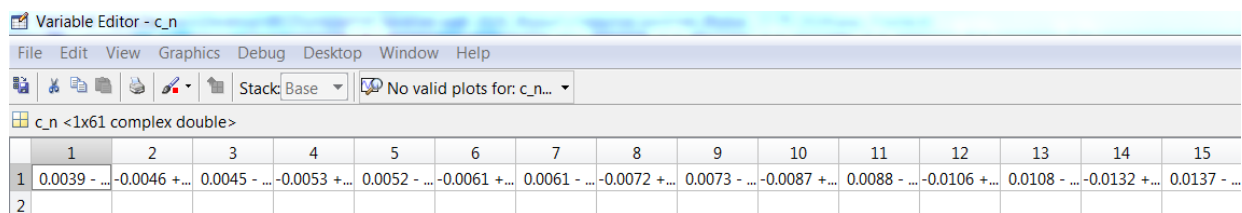
Важное методическое преимущество: генерация кода средствами ИИ компенсирует недостаток у обучающихся навыков программирования — студенты, не владеющие в полной мере синтаксисом MATLAB или Python, получают возможность выполнять сложные вычислительные эксперименты и визуализации, фокусируясь на математической и физической сути задачи, а не на технических деталях кода.

Такая постановка требует от обучающихся четкого понимания математической сути процесса: некорректно сформулированный запрос даст ошибочный код и, как следствие, неверный графический результат. Таким образом, ИИ выступает не исполнителем, а инструментом трансляции математической модели в вычислительный эксперимент, развивая навыки формализации задач и цифровой грамотности.

Этап 3. Численная реализация и визуализация в среде MATLAB/Python.

Сгенерированный ИИ код загружается в вычислительную среду, где осуществляется:

- численное вычисление коэффициентов ряда и сравнение их с аналитическими значениями (см. рис. 1);



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.0039 - ...	-0.0046 + ...	0.0045 - ...	-0.0053 + ...	0.0052 - ...	-0.0061 + ...	0.0061 - ...	-0.0072 + ...	0.0073 - ...	-0.0087 + ...	0.0088 - ...	-0.0106 + ...	0.0108 - ...	-0.0132 + ...	0.0137 - ...
2															

Рис. 1. Вычисленные коэффициенты разложения функции в ряд Фурье

- построение амплитудного спектра, позволяющего оценить скорость убывания гармоник;
- визуализация процесса сходимости ряда в трехмерном формате (см. рис. 2);

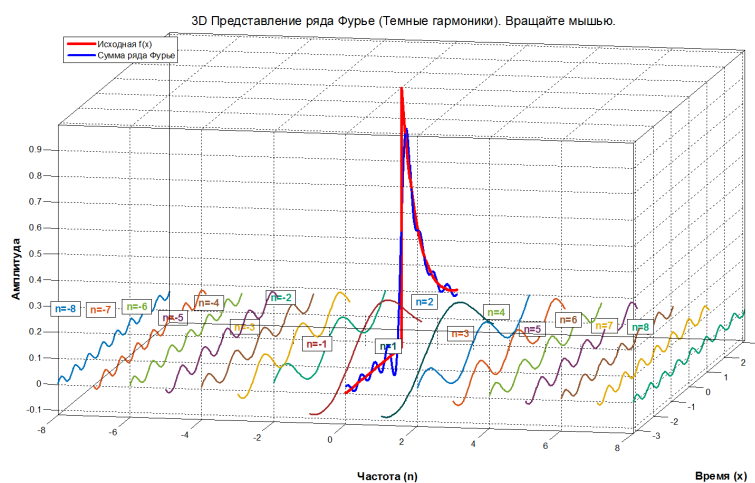


Рис. 2. Трехмерная визуализация разложения функции в ряд Фурье

- демонстрация периодического продолжения функции и эффекта Гиббса в окрестности точек разрыва (см. рис. 3).

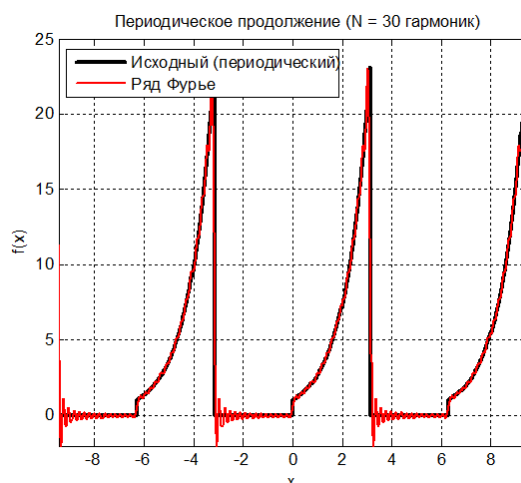


Рис. 3. Периодическое продолжение исходной функции и его приближение рядом Фурье (три периода)

Ключевой элемент этапа — проверка: обучающийся сопоставляет аналитический результат, вывод ИИ и численное моделирование. Расхождения между ними становятся предметом рефлексивного анализа: следствие ли это неточности аналитического решения, ограничений численного метода или «галлюцинации» языковой модели? Именно эта работа формирует критическое мышление и инженерную интуицию.

Описанная модель обладает методическим значением, выходящим за рамки высшей математики, и может быть адаптирована педагогами смежных дисциплин.

Во-первых, методика реализует принцип «когнитивного обрамления»: цифровые инструменты не заменяют мыслительную работу, а структурируют ее, требуя постановки задачи, интерпретации результатов и критической оценки. Подход применим в физике, теоретической механике, программировании и дисциплинах экономико-гуманитарного профиля, где требуется работа с данными и построение моделей.

Во-вторых, гибридная модель формирует комплекс компетенций нового поколения:

- математическую грамотность (через аналитический этап);
- цифровую компетентность (работа с программным обеспечением и ИИ-сервисами);
- исследовательские навыки (параметрический анализ и визуализация);
- инженерное мышление, проявляющееся в способности связывать абстрактную модель с физической или профессиональной реальностью.

В-третьих, интеграция ИИ в процесс проверки решает проблему академической добропорядочности: обучающийся не получает готовый ответ, а учится взаимодействовать с ИИ как с инструментом профессиональной деятельности, развивая рефлексивные навыки, ответственность за результат и понимание ограничений генеративных моделей.

В-четвертых, генерация кода средствами ИИ устраняет барьер недостаточного владения программированием, позволяя включать вычислительный эксперимент в учебный процесс уже на ранних этапах подготовки, пока преподаватель фокусируется на методике решения задачи, а не на отладке синтаксиса.

В-пятых, способность критически оценивать выводы ИИ, а не слепо им доверять, — ключевой маркер профессиональной зрелости будущего инженера, отличающий специалиста, способного к самостоятельной исследовательской деятельности, от оператора, выполняющего инструкции.

Результаты апробации модели и оценка ее эффективности

Апробация модели проводилась в 2025–2026 учебном году (80 обучающихся) при изучении разделов «Ряды Фурье», «Преобразование Лапласа» и «z-преобразование». Оценка носила формирующий характер по трем группам показателей — самостоятельной подготовки, домашних контрольных и коллоквиума — в сопоставлении с предыдущими потоками, изучавшими те же разделы традиционно.

По всем трем группам показателей зафиксирована положительная динамика. Доля заданий, представленных в срок, возросла с 55 до 80 %, а число работ с переносом неверного результата без признаков проверки существенно сократилось. Средний балл за домашние контрольные работы повысился с 3,7 до 3,9. При подготовке к коллоквиуму возросла доля обучающихся, способных не только воспроизвести схему решения, но и объяснить физический смысл разложения, оценить скорость убывания гармоник и поведение ряда у точек разрыва.

Данные опроса согласуются с объективными показателями: респонденты отмечали сокращение времени на подготовку и более уверенное понимание материала. Рост субъективной легкости подготовки сопровождался ростом объективных результатов, тогда как при неограниченном доступе к генеративным моделям фиксируется обратное — рост уверенности при снижении показателей [9], что подтверждает работоспособность методического ограничения модели.

Результаты следует интерпретировать с учетом ограничений схемы оценивания: сопоставление носило квазиэкспериментальный характер (без контрольной группы и рандомизации), поэтому влияние сторонних факторов — состава групп, опыта преподавателя, исходного уровня подготовки — исключить нельзя; отсроченный замер знаний не проводился. Строгая проверка по схеме, аналогичной [9], с контрольной группой и контролем без доступа к ИИ, отнесена к перспективам исследования.

Заключение

Проведенное исследование показывает, что цифровая трансформация математического образования объективна и обладает значительным потенциалом для повышения качества инженерной подготовки, однако технологическое оснащение само по себе не гарантирует педагогического эффекта: ключевым условием выступает методическая грамотность преподавателя, обеспечивающая баланс между фундаментальной математической культурой и цифровыми компетенциями.

Предложенная трехэтапная модель (аналитическое решение → ИИ-проверка с генерацией кода → цифровое моделирование) минимизирует риски когнитивного оффлоадинга и превращает генеративные модели из инструмента упрощения учебной деятельности в средство развития критического мышления. Особую ценность представляет компенсация недостатка навыков программирования за счет генерации кода средствами ИИ, расширяющая доступность вычислительных методов для обучающихся на разных этапах подготовки.

Апробация модели показала положительную динамику по всем оцененным показателям успеваемости, причем, в отличие от сценариев неограниченного применения генеративных моделей, рост субъективной оценки легкости подготовки сопровождался ростом объективных результатов, что подтверждает работоспособность заложенного в модель методического ограничения.

Дальнейшие перспективы — разработка адаптивных интеллектуальных образовательных сред, эмпирическая проверка когнитивных эффектов гибридного обучения и создание методических рекомендаций для преподавателей смежных дисциплин. Преподаватель в условиях цифровизации не утрачивает ведущей роли, а трансформирует ее в роль методолога, навигатора и модератора когнитивного процесса, что соответствует вызовам образования XXI века.

Список литературы

1. Гасанова Р. Р., Романова Е. А. Искусственный интеллект в высшей школе: проблемы, возможности, риски // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Информатизация образования. 2024. Т. 21, № 4. С. 501–515.
2. Заир-Бек С. И. Развитие критического мышления. М.: Просвещение, 2011. 224 с.
3. Лукичев П. М., Чекмарев О. П. Риски применения искусственного интеллекта в системе высшего образования // Вопросы инновационной экономики. 2024. Т. 14, № 2. DOI: 10.18334/vines.14.2.120731.
4. Паскова А. А. Практические аспекты применения ChatGPT в высшем образовании // Вестник Майкопского государственного технологического университета. 2023. Т. 15, № 3. С. 67–74.
5. Полат Е. С. Новые педагогические и информационные технологии. М.: Академия, 2010. 272 с.
6. Раицкая Л. К., Ламбовская М. Р. Перспективы применения ChatGPT для высшего образования: обзор международных исследований // Интеграция образования. 2024. Т. 28, № 1. С. 10–21.
7. Семенов А. Л. Информационные технологии в образовании. М., 2005. 112 с.
8. О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» (с изменениями и дополнениями): указ Президента РФ № 490 от 10.10.2019 [Электронный ресурс]. URL: <https://base.garant.ru/72838946/?ysclid=mu6minfflh694354390> (дата обращения: 18.09.2026).
9. Bastani H., Bastani O., Sungu A., Ge H., Kabakci Ö., Mariman R. Generative AI without guardrails can harm learning: evidence from high school mathematics // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2025. Vol. 122, No. 26. Art. e2422633122.

10. Cotton D. R. Chatting and cheating // *Education and Information Technologies*. 2024. Vol. 29. P. 2283–2302.
11. Gerlich M. AI tools in society: impacts on cognitive offloading and the future of critical thinking // *Societies*. 2025. Vol. 15, No. 1. Art. 6.
12. Kosmyna N., Hauptmann E., Yuan Y. T. [et al.]. Your brain on ChatGPT: accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task. — arXiv:2506.08872. — 2025.
13. Mayer R. E. *Multimedia Learning*. Cambridge: Cambridge University Press, 2021. 432 p.
14. Papert S. *Mindstorms*. New York: Basic Books, 1980. 228 p.
15. Risko E. F., Gilbert S. J. Cognitive offloading // *Trends in Cognitive Sciences*. 2016. Vol. 20, No. 9. P. 676–688.
16. Siemens G. Connectivism // *International Journal of Instructional Technology*. 2005. Vol. 2, No. 1. P. 3–10.
17. Sweller J., van Merriënboer J. J. G., Paas F. Cognitive architecture and instructional design: 20 years later // *Educational Psychology Review*. 2019. Vol. 31, No. 2. P. 261–292.
18. Zhai C., Wibowo S., Li L. D. The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: a systematic review // *Smart Learning Environments*. 2024. Vol. 11. Art. 28.