

Б.К. Шаяхметова¹, Ш.Е. Омарова², В.Г. Дрозд³, М.Т. Омаров^{4*}

^{1,4}Карагандинский национальный исследовательский университет имени академика Е.А. Букетова, Караганда, Казахстан;

^{2,3}Карагандинский университет Казпотребсоюза, Караганда, Казахстан
(*Корреспондирующий автор. E-mail: madiomarovt@gmail.com)

¹ORCID 0000-0002-3891-8234

²ORCID 0009-0003-6667-9634

³ORCID 0000-0002-3439-5819

⁴ORCID 0000-0002-9026-5912

Концептуальная модель интеграции искусственного интеллекта в методику преподавания математических дисциплин в высшей школе

Растущая интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в высшем образовании открывает возможность масштабировать персонализированное обучение и приблизиться к решению классической «проблемы 2 сигма» Блума. В то же время фрагментарное внедрение ИИ-инструментов без методической рамки повышает риск подмены глубокого понимания готовыми ответами, особенно при изучении математики. В статье представлена концептуальная модель интеграции ИИ в методику преподавания математических дисциплин в высшей школе. Модель разработана на основе систематизированного обзора высокорейтинговых публикаций 2019–2025 гг. с учетом национального нормативно-правового контекста Республики Казахстан и опирается на принципы конструктивного выравнивания, педагогического контроля, адаптивности и многоуровневой объяснимости (XAI). Она описывает учебный процесс как целостный цикл, включающий входную диагностику, адаптивную постановку задач, формирующую обратную связь, интерпретируемую учебную аналитику и последующую коррекцию педагогических решений преподавателем. Ключевым элементом модели является строгое разграничение «режима обучения», допускающего контролируемую помощь ИИ для формирования навыков, и «режима оценивания», в котором помощь отключается для сохранения валидности контроля. Особое внимание уделено требованиям к прозрачности алгоритмов, минимально достаточному сбору данных и сохранению ведущей роли преподавателя в управлении учебным процессом. Модель ориентирована на повышение предметных результатов, развитие метапредметных компетенций, усиление академической самостоятельности и создание базы для последующей эмпирической апробации в курсах различного уровня сложности и профиля подготовки студентов.

Ключевые слова: искусственный интеллект в образовании, высшее образование, математическое образование, концептуальная модель, интеллектуальные тьюторские системы, учебная аналитика, объяснимый ИИ (XAI), педагогический дизайн, академическая добросовестность, проблема 2 сигма Блума.

Введение

Цифровая трансформация высшего образования ускорила интеграцию технологий искусственного интеллекта в преподавание математических дисциплин. Международные обзоры фиксируют рост исследований по персонализации обучения, автоматизированной обратной связи, интеллектуальным обучающим системам и аналитике учебных данных; при этом фокус постепенно смещается от локальных апробаций к системным моделям внедрения в университетском контексте [1–3]. Отдельные исследования в области математического образования подтверждают потенциал ИИ-инструментов для усиления практико-ориентированного тренинга, диагностики пробелов и адаптации заданий по уровню подготовленности студентов. Вместе с тем по мере расширения практики все более отчетливо формулируются требования к педагогическому контролю, прозрачности алгоритмов и соблюдению принципов академической добросовестности [4–7].

Степень разработанности темы неоднородна. В высокорейтинговых изданиях опубликованы метаобзоры по применению искусственного интеллекта в высшем образовании, где обобщены эффекты на результаты обучения и описаны ключевые роли технологий: тьюторская поддержка, автоматизированная оценка, сопровождение учебных траекторий, генерация заданий и визуализация сложных объектов. В математическом образовании выявлены два класса решений: узкоспециализированные инструменты для решения типовых задач и визуализации, а также комплексные платформы с элементами адаптивного обучения и интеллектуального тьюторинга. Для математических дисциплин эти

вызовы обостряются необходимостью развивать доказательное мышление и обосновывать каждый шаг решения, что предъявляет повышенные требования к объяснимости и дидактической интеграции ИИ-инструментов.

Опыт международных внедрений демонстрирует, что локальные технологические пилоты без глубокой методической встройки дают краткосрочные эффекты и не обеспечивают устойчивого повышения качества обучения. Наиболее успешны практики, где искусственный интеллект встроен в цикл обучения как инструмент педагогического проектирования и поддержания учебной деятельности: предварительная диагностика, адаптивная постановка задач, формирующее оценивание, адресная обратная связь и рефлексия результатов. В региональном измерении накапливаются публикации о цифровизации и смешанном обучении, однако эмпирическая база по целостным моделям интеграции ИИ в методику преподавания университетской математики остается фрагментарной; преобладают исследования отдельных инструментов и сценариев.

Национальный нормативный контекст Республики Казахстан также подтверждает актуальность такого подхода. Концепция развития искусственного интеллекта на 2024–2029 годы фиксирует необходимость формирования системы обучения и использования ИИ; изменения в государственных общеобразовательных стандартах высшего и послевузовского образования предусматривают разработку и реализацию образовательных программ, направленных на освоение компетенций по применению ИИ; Закон Республики Казахстан «Об искусственном интеллекте» закрепляет требования безопасности, надежности, прозрачности, объяснимости и подконтрольности ИИ-систем; Концепция развития высшего образования и науки на 2023–2029 годы связывает повышение качества высшего образования с цифровой трансформацией и инфраструктурным развитием [8–11]. Следовательно, для преподавания математических дисциплин требуется не только технологический, но и методико-нормативный формат интеграции ИИ.

Постановка проблемы исследования опирается на одну из фундаментальных задач педагогической науки, известную как «проблема 2 сигма» Б. Блума [12], согласно которой средний студент, обучающийся с персональным репетитором, показывает результаты на два стандартных отклонения выше, чем в традиционном классе. Искусственный интеллект впервые предоставляет технологическую возможность для масштабирования эффекта индивидуального обучения, однако именно этот потенциал и обнажает ключевое противоречие. Проблема исследования заключается в отсутствии проработанной концептуальной модели, которая бы органично связывала дидактические цели математического образования в вузе с возможностями и ограничениями искусственного интеллекта. Такая модель необходима как методический ориентир для преподавателей, руководителей образовательных программ и разработчиков ИИ-решений, поскольку она должна определять роли и зоны ответственности преподавателя, обучающегося и алгоритмов, а также содержать критерии педагогической результативности и требования к этике данных. Научная новизна предполагаемой работы состоит в разработке такой модели с опорой на актуальные результаты высокорейтинговых исследований и на принципы доказательного педагогического проектирования.

Гипотеза исследования, подлежащая последующей эмпирической проверке, состоит в том, что концептуальная модель, построенная на принципах педагогического контроля, объяснимости алгоритмов и адаптивности, может способствовать повышению предметной успеваемости студентов и целенаправленному развитию их метапредметных компетенций, снижая при этом риски академической недобросовестности и поверхностного обучения.

Цель статьи — обосновать и представить концептуальную модель интеграции искусственного интеллекта в методику преподавания математических дисциплин в высшей школе, ориентированную на достижение комплекса образовательных результатов:

- предметных (уверенное владение математическим аппаратом);
- метапредметных (развитие критического мышления, навыков саморегуляции и решения нетиповых задач);
- личностных (повышение учебной мотивации и академической самостоятельности).

Для достижения цели ставятся следующие задачи:

- выполнить систематизированный обзор публикаций за последние пять лет по внедрению искусственного интеллекта в высшем образовании и в математическом образовании, выделить функции, эффекты и ограничения технологий;

- определить дидактические принципы и условия, обеспечивающие педагогическую уместность и безопасность применения искусственного интеллекта в математических курсах, включая аспекты объяснимости, формирующего оценивания и академической добросовестности;

- сконструировать модель с фиксацией компонентов и связей: роли преподавателя и студента, учебное содержание, ИИ-инструменты, учебная деятельность, оценивание, данные и контуры управления;

- разработать протокол первичной апробации, а также критерии и индикаторы для последующей эмпирической проверки модели в учебных курсах различного уровня сложности.

Современный массив исследований по искусственному интеллекту в высшем образовании демонстрирует устойчивый переход от описаний отдельных инструментов к попыткам концептуализировать место технологий в учебном цикле. Метаобзоры фиксируют широкий спектр функций: персонализация содержания и темпа, тьюторинг с пошаговой обратной связью, автоматизированная проверка заданий, аналитика учебных данных для преподавателя, генерация вариантов задач. При этом отмечается, что эффект технологий проявляется не сам по себе, а при методическом встраивании в цели и оценочные процедуры курса, когда алгоритмические подсказки согласованы с требуемыми видами деятельности и критериями оценки результатов.

В математическом образовании систематические обзоры выделяют два пласта решений. Первый — специализированные средства, поддерживающие вычисления, визуализацию и проверку промежуточных шагов. Второй — комплексные интеллектуальные тьюторы, способные диагностировать типовые затруднения, регулировать сложность и предоставлять формирующую обратную связь в процессе решения. Эмпирические данные свидетельствуют о сокращении времени на освоение отдельных тем и росте доли верных решений при работе с тьюторами, однако амплитуда эффектов варьирует в зависимости от качества дидактической интеграции: когда подсказки избыточны или не объясняют логику шага, усиливается поверхностная стратегия выполнения, не обеспечивающая перенос на нетиповые формулировки.

Учебная аналитика усиливает роль преподавателя в управлении учебной деятельностью. Для математических дисциплин показано, что сама по себе доступность моментальной обратной связи не гарантирует ее продуктивного использования: определяющими являются постановка учебных задач, организация рефлексии и форматы интерпретации сигналов аналитики. Наиболее перспективны сценарии, где панели преподавателя агрегируют не общие «баллы», а педагогически интерпретируемые индикаторы: устойчивость решения семейств задач, характер типичных ошибок, динамика запросов подсказок [13-14].

Вопрос объяснимости алгоритмических действий принципиален для дисциплин, развивающих доказательное мышление. Концептуальные предложения последних лет подчеркивают необходимость многоуровневой объяснимости: для студента — краткая интерпретация шага с отсылкой к свойствам и утверждениям раздела; для преподавателя — прозрачные основания рекомендаций и диагностик; на уровне курса — документированные правила перехода между уровнями сложности и построения вариантов. Такая конфигурация снижает риск подмены содержания курса готовыми ответами и поддерживает культуру обоснования решений [15–17].

Систематизация рисков внедрения технологий, представленная в литературе, позволяет сгруппировать их в четыре ключевые зоны. Первая — академическая добросовестность: генеративные инструменты требуют перестройки форматов оценивания и введения ясных регламентов по допустимым и недопустимым формам помощи. Вторая — непрозрачность алгоритмов, которая может препятствовать как проверке логики рассуждений студента, так и пониманию оснований для диагностических выводов системы. Третья — приватность и этика данных, включая необходимость минимально достаточного сбора информации и строгого контроля доступа. Четвертая — цифровое неравенство и готовность преподавателей: без целенаправленного повышения квалификации и методического сопровождения даже технологически зрелые решения не дают устойчивого образовательного эффекта. Обобщая, литература указывает на острую необходимость в концептуальной модели, которая системно объединяла бы дидактические цели, функции технологий, режимы педагогической поддержки и оценивания, а также контуры этического регулирования.

Отечественные исследования также подтверждают необходимость сбалансированного внедрения ИИ. Так, М.М. Байбекова и К.Т. Муратова на материале самостоятельной работы студентов показывают двойственный эффект интеллектуальных инструментов: они облегчают доступ к информации и персонализацию учебных материалов, но при чрезмерном использовании могут снижать самостоя-

тельность мышления, критический анализ и способность выполнять аналитические задания без технологической поддержки [18]. Для университетской математики этот вывод особенно значим, поскольку доказательное рассуждение и перенос способов решения требуют не только доступа к подсказкам, но и сохранения самостоятельной когнитивной работы обучающегося.

Основные выводы обзора:

- технологии искусственного интеллекта оказывают положительное влияние на промежуточные результаты при условии явной связи подсказок с целями раздела и задачами оценки;
- для математики ключевым требованием является объяснимость и верифицируемость шагов решения;
- устойчивые эффекты достигаются при сочетании алгоритмической персонализации с ролью преподавателя как организатора деятельности и носителя предметной культуры;
- методическая рамка внедрения должна предусматривать ограничение типов подсказок, регламентацию оценивания и защиту данных обучающихся.

Методы и материалы

Логика методического раздела непосредственно вытекает из выводов обзора: чтобы преодолеть фрагментарность имеющихся данных и разрыв между инструментальными апробациями и дидактически выверенными решениями для университетской математики, необходимо соединить строгий библиографический отбор, прозрачный синтез результатов и экспертную проверку проектируемых решений. В соответствии с этим исследование организовано как последовательность взаимосвязанных этапов: систематизированный поиск и отбор публикаций последних лет, извлечение и структурирование сведений о функциях технологий и условиях их педагогической результативности, тематический синтез с операционализацией целей и показателей, а затем разработка и первичная валидация концептуальной модели средствами экспертной процедуры. Все процедуры спланированы так, чтобы итоговая модель была воспроизводимой, сопоставимой с современными подходами к доказательному проектированию и готовой к дальнейшей эмпирической проверке в учебных курсах.

Методологически работа относится к теоретико-концептуальному исследованию. Поэтому в статье не утверждается факт статистически доказанного повышения успеваемости: эмпирический блок представлен как воспроизводимый протокол будущей апробации модели. Такое уточнение разграничивает результаты моделирования, экспертного обсуждения и последующего педагогического эксперимента.

Поисковая стратегия нацелена на полноту охвата релевантных исследований при контроле качества источников. База для анализа формировалась из публикаций 2019–2025 годов в индексируемых изданиях по образованию и математическому образованию, а также из фундаментальных работ, задающих теоретические ориентиры и сохраняющих актуальность. Запросы строились двуязычно и комбинировали семантические блоки, охватывающие искусственный интеллект в высшем образовании, интеллектуальные тьюторы, адаптивное обучение, учебную аналитику, объяснимость алгоритмов и дидактику университетских математических дисциплин. Для снижения селекционного смещения применялись два независимых цикла скрининга заголовков и аннотаций с последующей сверкой и обсуждением расхождений; при необходимости привлекался третий рецензент. Ответность по этапам поиска и исключениям фиксировалась в виде стандартной блок-схемы, что позволяет проследить путь формирования корпуса источников [19].

Критерии включения определяют тематическую и методическую релевантность. В корпус попадали исследования университетского уровня или переносимые на него, использующие технологии искусственного интеллекта в качестве самостоятельного элемента вмешательства или инструмента поддержания учебной деятельности; требовались четкое описание контекста, функций технологии, дидактического сценария и показателей результатов. Исключались публикации без рецензирования, обзорные заметки без прозрачной методики, исследования исключительно школьного уровня без аргументов переносимости, а также тексты без проверяемых метрик педагогических эффектов. Для контроля качества эмпирических работ использовался единый рубрикатор с оценкой прозрачности дизайна, валидности измерителей, уместности статистических процедур, соответствия выборки заявленным целям и рисков систематической ошибки; результаты оценивания фиксировались в сводной таблице и учитывались при интерпретации эффектов [20].

Извлечение данных велось по стандартизированной форме, обеспечивающей сопоставимость результатов. Для каждой публикации фиксировались: контекст (страна, тип вуза), выборка и уровень

курса, математический раздел, функции примененных технологий (диагностика, адаптация задач, тьюторская поддержка, формирующая обратная связь, учебная аналитика), дидактический сценарий (место и длительность вмешательства в учебном цикле), режим оценивания и ограничения, в том числе связанные с этикой данных и академической добросовестностью. Отдельно кодировались элементы объяснимости: наличие интерпретации подсказок на языке курса, прозрачность оснований рекомендаций для преподавателя, документированные правила переходов между уровнями сложности. Такая детализация позволяет связать эффекты не только с типом технологии, но и с условиями педагогической интеграции, что критично для математических дисциплин.

Синтез результатов осуществлялся в тематическом и нарративном ключе с акцентом на переносимость практик. Публикации группировались по двум пересекающимся измерениям: по функциям технологий и по дидактическим целям курса. В первой плоскости выделялись диагностические средства, системы адаптивной практики, интеллектуальные тьюторы и аналитика обучения; во второй — освоение понятий, развитие доказательных стратегий, формирование умений решения нетиповых задач и поддержка саморегуляции. Внутри каждой клетки матрицы сопоставлялись эффекты и необходимые условия их достижения: соответствие подсказок целям раздела, наличие пошаговой обратной связи, баланс автономии алгоритмов и педагогического контроля, согласование режимов помощи с режимами оценивания. Там, где количественная сопоставимость позволяла, приводились сводные оценки направленности и величины эффектов, однако главным результатом становилось картирование устойчивых связей между функцией технологии и дидактическими целями, что задает каркас для концептуальной модели.

Операционализация целей и показателей была направлена на последующую проверяемость модели в реальных курсах. Для предметных результатов фиксировались доля корректно решенных задач без подсказок, устойчивость переноса на нетиповые формулировки, снижение повторяемости типичных ошибок. Для метапредметных — индикаторы саморегуляции и продуктивного обращения с обратной связью, а также качество обоснований в решениях, оцениваемое по разработанным рубрикам. Для личностного измерения — динамика учебной мотивации и академической самостоятельности. Показатели выбирались таким образом, чтобы их можно было агрегировать до педагогически интерпретируемых сигналов на панели преподавателя и сопоставлять с результатами независимого оценивания, что важно для калибровки сложности и корректировки режимов подсказок.

Разработка концептуальной модели велась как восходящая реконфигурация выявленных практик и ограничений. На основе матрицы функций и целей формировались компоненты и связи модели: роли преподавателя и обучающегося, место технологий в учебном цикле, типология подсказок и уровни объяснимости, правила разграничения режимов обучения и оценивания, контуры данных и этические регламенты. Для каждой точки применения технологий задавались границы автономии алгоритмов, допустимые типы подсказок и требования к прозрачности; для оценочных активностей — механизмы отключения помощи и форматы задания на перенос. Одновременно проектировались минимально достаточные протоколы сбора и использования данных с разграничением доступа и документированием целей аналитики. Такой способ конструирования обеспечивает согласование технологических возможностей с дидактическими требованиями математического образования и создает основу для масштабируемого внедрения [21-22].

Первичная валидация модели должна осуществляться через экспертную процедуру консенсусного типа. В экспертную панель целесообразно включить преподавателей математических дисциплин с опытом цифровой поддержки обучения, специалистов по учебной аналитике и методистов образовательных программ. Экспертам последовательно представляются описание структуры модели, сценарии для типовых разделов и набор индикаторов; оценивание ведется по критериям полноты, реализуемости и управляемости рисков с порогами согласия, установленными заранее. Комментарии используются для уточнения формулировок, усиления требований к объяснимости и корректировки режимов подсказок в сторону предотвращения подмены самостоятельного рассуждения [23-24].

Этические требования учитывались на всех этапах. В анализ включались публикации с описанными процедурами защиты данных участников. Для будущей апробации модели в учебных курсах определяются правила информированного согласия, минимизации и деперсонификации собираемых данных, сроки хранения и порядок доступа, а также регламенты академической добросовестности и ограничения на использование генеративных средств в контрольных активностях. Эти положения согласуются с актуальными рекомендациями по ответственному использованию технологий в образовании и с ожиданиями к прозрачности алгоритмических решений [6-7].

Материальная база исследования включает сформированный корпус статей, шаблоны скрининга и кодирования, сводную матрицу соответствия функций технологий дидактическим целям, рубрики для оценивания качества обоснований и набор протоколов для экспертной процедуры. Такая организация методов и материалов обеспечивает логичное продолжение обзора, устраняет выявленные в литературе пробелы и подводит к следующему шагу — предъявлению концептуальной модели, где алгоритмические функции будут соотнесены с задачами математического образования, распределением ролей участников учебного процесса и правилами работы с данными.

Результаты и их обсуждение

Переход от обзора к модели требует удержать два фокуса: во-первых, дидактические цели университетского курса математики (понятийное понимание, доказательное мышление, перенос стратегий на нетиповые формулировки), во-вторых, ответственные рамки применения ИИ (человекоцентричность, объяснимость, защита данных и академическая добросовестность). Обзор литературы показывает, что устойчивые эффекты достигаются там, где технологии встроены в учебный цикл и управляются преподавателем, а не задают его извне.

Модель опирается на три основания (рис. 1). Первое — конструктивное выравнивание: цели, виды учебной деятельности и оценивание проектируются как согласованное целое, чтобы алгоритмические средства работали не изолированно, а на достижение предметных результатов [25]. Второе — градация когнитивной вовлеченности в логике рамки ICAP: технология должна стимулировать переход от пассивных действий к конструктивным и интерактивным, иначе наблюдаемый прирост по «легким» метрикам не превращается в рост доказательных умений [26]. Третье — профиль компетентности преподавателя TPACK (technological pedagogical content knowledge), в котором технологический компонент добавляется к предметному и педагогическому знаниям, но не заместительно, а инструментально: именно преподаватель задает границы автономии алгоритмов и переводит аналитические сигналы в дидактические решения [27].

Исходя из этих оснований, модель описывает связку «цели — деятельность — оценивание — данные», в которой ИИ выполняет строго определенные функции и действует в понятных преподавателю и студенту режимах. В каждом тематическом блоке цикл включает: диагностический вход; адаптивную постановку задач; пошаговую формирующую обратную связь; интерпретируемую аналитику результатов; коррекцию темпа и содержания. На диагностическом входе система за короткое время выявляет типичные затруднения, не подменяя самостоятельную попытку решения; в адаптивной постановке задач варьируются представления (символическое, графическое, вербальное) и уровень сложности; в процессе решения подсказки ограничены стратегическими ориентирами и проверкой промежуточных шагов; аналитика агрегирует педагогически интерпретируемые индикаторы («устойчивость переноса», «портрет ошибок», «запросы подсказок»), которые преподаватель использует для планирования следующего шага. Такая организация согласуется с данными систематических обзоров по интеллектуальным тьюторам в математике: позитивные эффекты наблюдаются именно там, где технология встроена в цикл и соотнесена с целями раздела [28].

Концептуальная модель интеграции ИИ в преподавание математических дисциплин

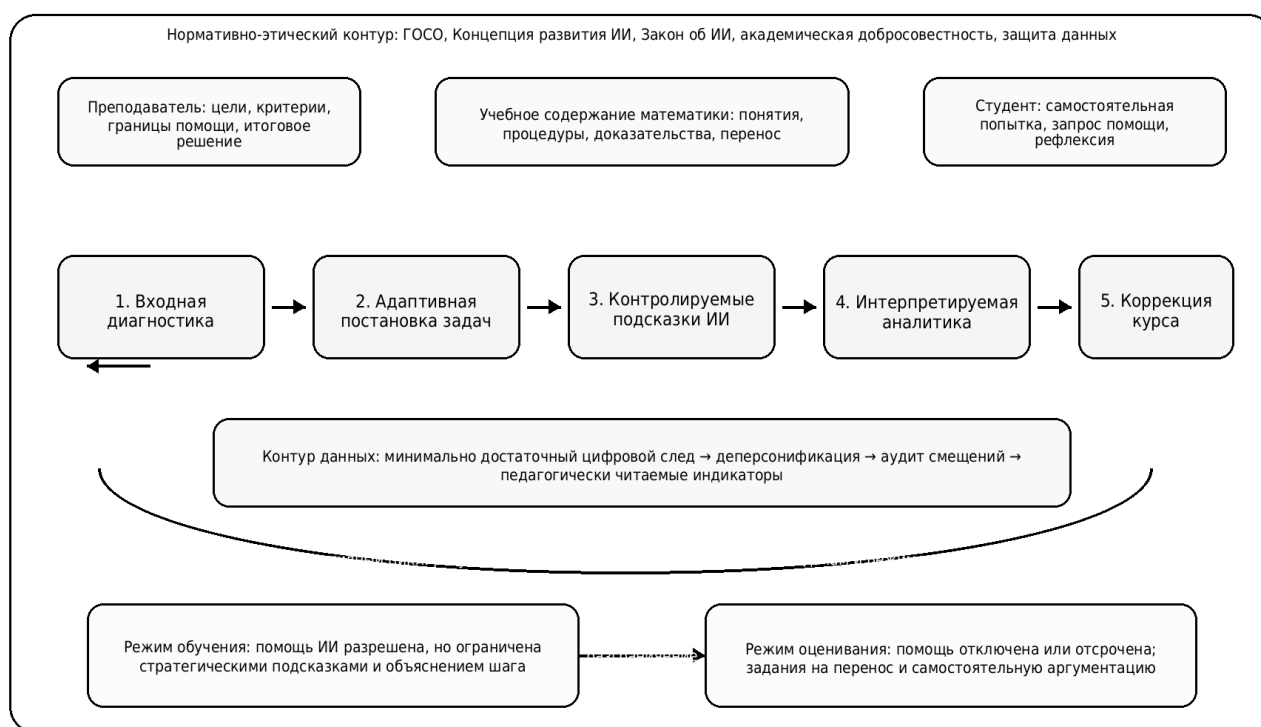


Рисунок 1. Концептуальная модель интеграции ИИ в методику преподавания математических дисциплин в высшей школе

В формализованном виде модель может быть представлена как кортеж $M_{AI} = \langle G, S, T, A, F, L, E, R \rangle$, где G — цели и планируемые образовательные результаты; S — роли преподавателя и студента; T — математическое содержание и типы учебных задач; A — допустимые ИИ-инструменты; F — типы обратной связи и подсказок; L — учебная аналитика и контур данных; E — нормативно-этические ограничения; R — режимы обучения и оценивания. Функция ИИ в этой структуре не является автономной: алгоритм формирует диагностические и рекомендательные сигналы, а педагогическое решение принимает преподаватель.

Ключ к дидактической валидности — объяснимость. На уровне обучающегося каждое вмешательство сопровождается краткой интерпретацией шага на языке понятий раздела (какое свойство используется, почему выбран этот переход); на уровне преподавателя любая рекомендация «привязана» к наблюдаемым признакам (куда сместился профиль ошибок, как менялась доля решений без подсказок); на уровне курса документируются правила генерации вариантов и пороги перехода между уровнями сложности. Эти три слоя объяснимости предотвращают подмену рассуждения готовым ответом и делают алгоритмические действия проверяемыми в дидактических терминах.

Разграничение режимов «обучение/оценивание» закрепляется организационно. В текущей работе допустима регламентированная помощь: метакогнитивные подсказки, указание направления преобразований, проверка корректности промежуточных шагов. В рубежных и итоговых активностях помощь отключается или переводится в отсроченный формат, а задания обязательно содержат элемент переноса на нетиповые формулировки. Для тем, связанных с доказательством, предусмотрена устная верификация ключевых звеньев рассуждения. Такая конфигурация позволяет сочетать персонализацию с требованиями к валидности оценивания.

Контур данных подчиняется принципу минимальной достаточности и прозрачности назначения. Система фиксирует только события, необходимые для дидактических решений: тип задачи, время на шаг, число и тип запросов подсказок, устойчивость решения при изменении формулировки. Персональный уровень доступен преподавателю конкретной группы; на уровне курса данные деперсонифицируются. Цели аналитики, сроки хранения, роли и права доступа документируются заранее; проводятся периодические аудиты на предмет смещения и неравенства эффектов по подгруппам обучающихся. Такой режим соответствует практикам ответственного использования учебной аналитики.

Сбалансирование педагогического приоритета и технологической поддержки требует ясной роли преподавателя в каждом звене цикла. На этапе целеполагания преподаватель задает наблюдаемые результаты и критерии их достижения; на этапе проектирования деятельности выбирает, где алгоритмическая адаптация действительно повышает продуктивность тренинга (например, в вычислительно насыщенных упражнениях), а где она противопоказана (критические звенья доказательства). Во время выполнения заданий преподаватель использует панель с интерпретируемыми индикаторами, но финальные решения (о повторении темы, смене формата, разборах) принимает сам; на этапе контроля он сопоставляет «цифровой след» с независимыми измерителями и корректирует правила подсказок и сложность.

Сценарии для разных разделов математики иллюстрируют практическую работу модели. В математическом анализе адаптивные тренажеры обслуживают рутину вычислений (пределы, производные), при этом подсказки направлены на распознавание структуры задания (выбор эквивалентных преобразований, анализ асимптотики), а разбор доказательств (например, ε - δ -определение предела) проводится преподавателем. В линейной алгебре интерактивные визуализаторы помогают соотносить геометрические и алгебраические представления (собственные векторы, диагонализация), но подсказки не дают окончательных вычислительных схем, а возвращают к проверке условий применимости. В дискретной математике режим «тьюторинга стратегий» поддерживает построение индуктивных доводов, указывая на пропущенные инварианты; итоговая проверка — устная. В теории вероятностей система управляет разнообразием формулировок (словесные, табличные, формальные), а оценка качества байесовских рассуждений остается за преподавателем.

Этический и институциональный каркас внедрения встроен в модель изначально. Курс снабжается положением об ответственности за данные и академическую добросовестность; политика допустимого использования генеративных средств формулируется заранее (допустимые и недопустимые виды помощи, формы раскрытия использования ИИ), а оценивание перестраивается так, чтобы опираться на продукт и процесс (аргументация, рефлексия, перенос), а не только на конечный ответ. В качестве ориентиров используются глобальные документы и отраслевые «дорожные карты», ориентированные на практическую реализуемость и защиту прав участников образовательного процесса.

Наконец, модель задает измеримые индикаторы для последующей эмпирической проверки и итеративной калибровки. Для предметного измерения — доля решений без подсказок, устойчивость переноса на нетиповые формулировки, динамика типичных ошибок; для метапредметного — качество обоснований и управление обратной связью; для справедливости — сравнение эффектов в подгруппах с контролем возможных источников смещения. Такой набор индикаторов позволяет сопоставлять результаты разных курсов и уточнять параметры модели по итогам внедрения.

Представленная модель задает целостный способ интеграции искусственного интеллекта в методику преподавания математических дисциплин и формирует воспроизводимый контур работы курса: диагностический вход, адаптивная постановка задач, формирующая обратная связь и интерпретируемая аналитика с последующей коррекцией темпа и содержания. Ее содержательные результаты состоят в согласовании алгоритмических функций с дидактическими целями и в закреплении педагогического приоритета на этапах, критичных для доказательного мышления. Обобщение литературы и сопоставление с эмпирическими практиками подтверждают, что именно такая логика встраивания технологий обеспечивает устойчивые эффекты без утраты предметной глубины.

Во-первых, диагностический вход и адаптивная постановка задач позволяют оперативно выстроить индивидуальные траектории без разрыва с содержанием курса. Синтез литературы показывает, что сочетание кратких калибровочных активностей и вариативных наборов заданий повышает вероятность преодоления типичных затруднений и сокращает время на освоение базовых процедур, особенно в разделах с высокой вычислительной нагрузкой. В предложенной модели диагностический этап не подменяет самостоятельную попытку решения, а служит ориентиром для подбора сложности и представлений, что снижает риск поверхностного выполнения и поддерживает перенос на нетиповые формулировки.

Во-вторых, формирующая обратная связь организована не как выдача готовых ответов, а как управление вниманием обучающегося к ключевым шагам и основаниям. Разграничение типов подсказок на стратегические ориентиры, проверку корректности промежуточных решений и указание направления преобразований поддерживает осмысленное действие, а не сокращает путь к финальному результату. Это особенно важно для разделов, где оценивается качество рассуждения и построение доказательства.

В-третьих, интерпретируемая аналитика представлена в педагогически читаемых индикаторах. Вместо агрегированных баллов используются показатели, напрямую связанные с целями раздела: устойчивость переноса, портрет типичных ошибок, динамика запросов подсказок, время на ключевые шаги. Подобная форма представления данных облегчает принятие решений преподавателем и снижает вероятность неверной интерпретации сигналов. Кроме того, соотнесение этих индикаторов с независимыми формами оценивания создает основу для калибровки сложности и настройки правил помощи.

В-четвертых, многоуровневая объяснимость снижает ключевые риски непрозрачности алгоритмов и подмены рассуждения. На уровне обучающегося каждое вмешательство сопровождается кратким обоснованием на языке понятий раздела; на уровне преподавателя доступны основания рекомендаций и сведения о паттернах ошибок; на уровне курса документируются правила генерации вариантов и пороги переходов по сложности. Такая архитектура делает алгоритмические действия педагогически проверяемыми.

Сопоставление с практиками по отдельным разделам математики показывает согласованность модели с реальными режимами работы. В математическом анализе адаптивные тренажеры целесообразно использовать для автоматизированной проверки вычислительных процедур, тогда как разбор доказательных элементов проводится в очном формате. В линейной алгебре сочетание визуализаторов и стратегических подсказок помогает выстраивать связь между геометрическими и алгебраическими представлениями без утраты требований к обоснованию. В дискретной математике и теории вероятностей полезны сценарии, где система управляет разнообразием формулировок и отслеживает перенос, а верификация ключевых звеньев довода осуществляется преподавателем.

Условия реализуемости задаются четырьмя группами требований. Первая группа касается подготовки преподавателей: необходимы программы повышения квалификации по интерпретации аналитических индикаторов, настройке режимов подсказок и проектированию оценивания в условиях присутствия искусственного интеллекта. Эти компетентностные ориентиры подтверждают, что технологический компонент должен дополнять, а не заменять предметное и педагогическое знание. Вторая группа — методическое сопровождение: требуются шаблоны сценариев и рубрики для оценивания обоснований, инструкции для обучающихся по продуктивному использованию подсказок и рефлексии обратной связи. Третья — инфраструктура и поддержка эксплуатации: устойчивость платформы, мониторинг отказов, контроль корректности генерации задач. Четвертая — нормативно-этическая рамка: документирование целей аналитики, минимально достаточный сбор и деперсонафикация данных, понятные правила доступа и хранения, а также обновленные регламенты академической добросовестности и оценивания в присутствии генеративных средств.

Ограничения и риски внедрения в контексте математического образования поддаются управлению при соблюдении регламентов. Непрозрачность алгоритмов компенсируется требованием объяснимости и возможностью проверки рекомендаций на уровне курса и преподавателя. Риск подмены самостоятельной деятельности устраняется ограничением типов подсказок и разграничением режимов обучения и оценивания. Проблемы неравного доступа смягчаются обеспечением универсального дизайна курсов и альтернативных форм работы, а также планированием смешанных форматов. Риски смещений в рекомендациях адресуются аудитами по подгруппам обучающихся и корректировкой параметров модели. В совокупности это подтверждает, что устойчивые эффекты достигаются при ясном распределении ролей и ответственности.

Важным результатом является набор операциональных индикаторов для последующей эмпирической проверки. Для предметного измерения определяются доля задач, решенных без подсказок, устойчивость переноса на нетиповые формулировки и снижение повторяемости типичных ошибок. Для метапредметного — качество обоснований, работоспособность стратегий решения и динамика саморегуляции. Для институционального уровня — показатели справедливости рекомендаций по подгруппам и соответствие практик требованиям академической добросовестности. Эти индикаторы позволяют уточнять параметры модели в ходе последующих итераций.

Для снятия ограничения, связанного с отсутствием практического наблюдения, модель дополнена протоколом первичной апробации. Пилот может быть организован в пределах одного тематического модуля продолжительностью 6–8 недель: до начала модуля проводится входная диагностика без ИИ, далее экспериментальная группа работает по циклу модели (диагностика — адаптивные задания — ограниченные подсказки — аналитика — коррекция преподавателем), а контрольная группа осваивает тот же материал в традиционном формате. По завершении выполняются итоговые задания

без ИИ и задания на перенос. Фиксируются доля решений без подсказок, число повторяющихся ошибок, качество обоснований по рубрике, динамика обращений к подсказкам и результат выполнения нетиповых задач. Для статистической обработки могут применяться парный t-критерий или критерий Уилкоксона для сравнения входных и итоговых результатов внутри группы, t-критерий Стьюдента или критерий Манна-Уитни для межгруппового сравнения, а также размер эффекта Cohen's d; уровень значимости задается заранее (например, $p < 0,05$). Такой протокол не подменяет эмпирические результаты, но делает последующую проверку модели воспроизводимой.

Сопоставление итоговой конфигурации модели с рамками конструктивного выравнивания и ICAR показывает, что технологии здесь выступают не как внешний драйвер, а как инструмент достижения наблюдаемых результатов. Формирующая обратная связь и аналитика интегрируются в те виды деятельности, которые ведут к переходу от активного к конструктивному и интерактивному уровню вовлеченности, что является необходимым условием для развития доказательных умений. При этом валидность оценивания поддерживается за счет разграничения режимов помощи и контроля и за счет включения заданий на перенос, что предотвращает наращивание только процедурной успеваемости.

Результаты разработки показывают, что предложенная модель согласует требования математического образования с возможностями искусственного интеллекта и переводит их в набор реализуемых сценариев и регламентов. Она опирается на эмпирически подтвержденные эффекты интеллектуальных тьюторов и учебной аналитики, но устраняет зафиксированные в литературе риски за счет объяснимости, педагогического приоритета и ответственного обращения с данными. Это создает основу для планомерной пилотной апробации на курсах различной сложности с последующей калибровкой параметров по результатам мониторинга и независимых измерений.

Заключение

Проведенное теоретико-концептуальное исследование позволило обосновать, что устойчивое и педагогически оправданное использование искусственного интеллекта в преподавании математических дисциплин возможно лишь в том случае, когда технологии встроены в полноценный учебный цикл и соотнесены с целями курса, типами учебной деятельности и процедурами оценивания. Предложенная концептуальная модель структурирует этот цикл как повторяющуюся последовательность диагностического входа, адаптивной постановки задач, пошаговой формирующей обратной связи и интерпретируемой учебной аналитики, замыкаемой на решения преподавателя. Такая организация позволяет совместить персонализацию и управляемую сложность с развитием доказательного мышления и переносом стратегий на нетиповые формулировки.

Теоретический вклад модели состоит в увязке функций алгоритмов с дидактическими целями высшего математического образования и в спецификации уровней объяснимости, необходимых для педагогической проверяемости рекомендаций. Важным результатом является разграничение режимов обучения и оценивания. Помощь алгоритмов допустима в текущих практиках при строгих ограничениях на типы подсказок и с обязательной интерпретацией шагов на языке содержания; в рубежном и итоговом контроле помощь отключается или переводится в отсроченный формат, а задания требуют переноса и аргументации. Это решение сохраняет валидность оценивания и предотвращает подмену самостоятельной мыслительной деятельности.

Практическая значимость выражается в операционализации сценариев для ключевых разделов математических курсов. Для вычислительно насыщенных тем целесообразны адаптивные тренажеры с автоматической проверкой и контролируруемыми подсказками; для тем, связанных с построением доказательств, — тьюторинг стратегий, выявляющий разрывы в рассуждении и возвращающий обучающегося к недостающим обоснованиям; для разделов с сильной визуальной компонентой — интерактивные визуализаторы, поддерживающие переход между графическими и символическими представлениями. Для преподавателя разработан набор педагогически интерпретируемых индикаторов, позволяющих управлять темпом, сложностью и формами работы группы.

Нормативно-этическая часть модели задает принципы минимально достаточного сбора данных, деперсонификации и документирования целей аналитики, распределения прав доступа и сроков хранения. Регламенты академической добросовестности и допустимые режимы использования генеративных средств закрепляются в материалах курса до начала обучения. В национальном контексте эти положения соотносятся с Концепцией развития ИИ на 2024–2029 годы, обновленными требованиями

ГОСО по освоению компетенций применения ИИ и Законом Республики Казахстан «Об искусственном интеллекте» [8–10].

Ограничения работы связаны с теоретическим характером представленных результатов и необходимостью последующей пилотной апробации модели в курсах различного уровня сложности. Перспективы дальнейших исследований включают сравнительные дизайны с контролем влияющих факторов, продольные измерения переноса и устойчивости, калибровку индикаторов качества обоснований, а также разработку программ повышения квалификации преподавателей с учетом требований к интерпретации аналитических сигналов и настройке режимов подсказок. На институциональном уровне требуется обоснование ресурсной модели сопровождения и технических регламентов, обеспечивающих надежность и масштабируемость решений.

В целом представленная модель демонстрирует, как можно использовать искусственный интеллект для усиления традиционной методики преподавания математики без утраты предметной глубины и академических стандартов. Сочетание педагогического приоритета, многоуровневой объяснимости и ответственного обращения с данными создает основу для управляемого внедрения и дальнейшей эмпирической проверки в реальных образовательных условиях.

Список литературы

- 1 Bond M. A meta-systematic review of artificial intelligence in higher education: a call for increased ethics, collaboration, and rigour / M. Bond, H. Khosravi, M. De Laat et al. // *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. — 2024. — Vol. 21. DOI: 10.1186/s41239-023-00436-z
- 2 Wang S. Artificial intelligence in education: a systematic literature review / S. Wang, F. Wang, Z. Zhu et al. // *Expert Systems with Applications*. — 2024. — Vol. 252. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.124167
- 3 Gabriel F. Pragmatic AI in education and its role in mathematics learning and teaching / F. Gabriel, J. Kennedy, R. Marrone, S. Leonard // *npj Science of Learning*. — 2025. — Vol. 10. DOI: 10.1038/s41539-025-00315-4
- 4 Opesemowo O.A.G. A systematic review of artificial intelligence in mathematics education: the emergence of 4IR / O.A.G. Opesemowo, H.O. Adewuyi // *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*. — 2024. — Vol. 20, No. 7. DOI: 10.29333/ejmste/14762
- 5 Son T. Intelligent tutoring systems in mathematics education: a systematic literature review using the substitution, augmentation, modification, redefinition model / T. Son, T. Nguyen, H. Pham et al. // *Computers*. — 2024. — Vol. 13, No. 10. DOI: 10.3390/computers13100270
- 6 Artificial Intelligence and the Future of Teaching and Learning: Insights and Recommendations. — [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.ed.gov/sites/ed/files/documents/ai-report/ai-report.pdf>
- 7 Zhu H. Towards responsible artificial intelligence in education: a systematic review on identifying and mitigating ethical risks / H. Zhu, Y. Sun, J. Yang // *Humanities and Social Sciences Communications*. — 2025. — Vol. 12. DOI: 10.1057/s41599-025-05252-6
- 8 Об утверждении Концепции развития искусственного интеллекта на 2024–2029 годы: Постановление Правительства Республики Казахстан от 24 июля 2024 года № 592. — [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2400000592>
- 9 О внесении изменений в приказ Министра науки и высшего образования Республики Казахстан от 20 июля 2022 года № 2 «Об утверждении государственных общеобязательных стандартов высшего и послевузовского образования»: Приказ и.о. Министра науки и высшего образования Республики Казахстан от 27 августа 2024 года № 419. — [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/V2400034991>
- 10 Об искусственном интеллекте: Закон Республики Казахстан от 17 ноября 2025 года № 230-VIII ЗРК. — [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/Z2500000230>
- 11 Об утверждении Концепции развития высшего образования и науки в Республике Казахстан на 2023–2029 годы: Постановление Правительства Республики Казахстан от 28 марта 2023 года № 248. — [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2300000248>
- 12 Bloom B.S. The 2 sigma problem: the search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring / B.S. Bloom // *Educational Researcher*. — 1984. — Vol. 13, No. 6. — P. 4–16. DOI: 10.3102/0013189X013006004
- 13 Viberg O. The current landscape of learning analytics in higher education / O. Viberg, M. Hatakka, O. Bälter, A. Mavroudi // *Computers in Human Behavior*. — 2018. — Vol. 89. — P. 98–110. DOI: 10.1016/j.chb.2018.07.027
- 14 Ferguson R. Learning analytics: drivers, developments and challenges / R. Ferguson // *International Journal of Technology Enhanced Learning*. — 2012. — Vol. 4, No. 5/6. — P. 304–317. DOI: 10.1504/IJTEL.2012.051816
- 15 Khosravi H. Explainable artificial intelligence in education / H. Khosravi, S. Sadiq, D. Gašević et al. // *Computers and Education: Artificial Intelligence*. — 2022. — Vol. 3. DOI: 10.1016/j.caeai.2022.100074
- 16 Guidotti R. A survey of methods for explaining black-box models / R. Guidotti, A. Monreale, S. Ruggieri et al. // *ACM Computing Surveys*. — 2018. — Vol. 51, No. 5. DOI: 10.1145/3236009

- 17 Rudin C. Stop explaining black-box models for high-stakes decisions and use interpretable models instead / C. Rudin // *Nature Machine Intelligence*. — 2019. — Vol. 1. — P. 206–215. DOI: 10.1038/s42256-019-0048-x
- 18 Байбекова М.М. Влияние ИИ на восприятие и усвоение знаний студентами в процессе самостоятельной работы / М.М. Байбекова, К.Т. Муратова // *Вестник Карагандинского университета. Серия «Педагогика»*. — 2025. — Т. 30, № 4. — С. 106–117. DOI: 10.31489/2025Ped4/106-117
- 19 Page M.J. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews / M.J. Page, J.E. McKenzie, P.M. Bossuyt et al. // *BMJ*. — 2021. — Vol. 372. DOI: 10.1136/bmj.n71
- 20 Hong Q.N. Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT), Version 2018: User guide [Electronic resource] / Q.N. Hong, P. Pluye, S. Fàbregues et al. — Access mode: https://mixedmethodsappraisaltoolpublic.pbworks.com/w/file/attach/127916259/MMAT_2018_criteria-manual_2018-08-01_ENG.pdf
- 21 Anderson T. Design-based research: a decade of progress in education / T. Anderson, J. Shattuck // *Educational Researcher*. — 2012. — Vol. 41, No. 1. — P. 16–25. DOI: 10.3102/0013189X11428813
- 22 Wang F. Design-based research and technology-enhanced learning environments / F. Wang, M.J. Hannafin // *Educational Technology Research and Development*. — 2005. — Vol. 53, No. 4. — P. 5–23. DOI: 10.1007/BF02504682
- 23 Boulkedid R. Using and reporting the Delphi method for selecting healthcare quality indicators: a systematic review / R. Boulkedid, H. Abdoul, M. Loustau et al. // *PLOS ONE*. — 2011. — Vol. 6, No. 6. DOI: 10.1371/journal.pone.0020476
- 24 Niederberger M. Delphi studies in social and health sciences—Recommendations for an interdisciplinary standardized reporting (DELPHISTAR). Results of a Delphi study / M. Niederberger, J. Schifano, S. Deckert et al. // *PLOS ONE*. — 2024. — Vol. 19, No. 8. DOI: 10.1371/journal.pone.0304651
- 25 Biggs J. Teaching for Quality Learning at University [Electronic resource] / J. Biggs, C. Tang. — Access mode: <https://books.google.com/books?id=XhjRBrDAESkC>
- 26 Chi M.T.H. The ICAP framework: linking cognitive engagement to active learning outcomes / M.T.H. Chi, R. Wylie // *Educational Psychologist*. — 2014. — Vol. 49, No. 4. — P. 219–243. DOI: 10.1080/00461520.2014.965823
- 27 Mishra P. Technological pedagogical content knowledge: a framework for teacher knowledge / P. Mishra, M.J. Koehler // *Teachers College Record*. — 2006. — Vol. 108, No. 6. — P. 1017–1054. DOI: 10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x
- 28 Niño-Rojas F. Systematic review: trends in intelligent tutoring systems in mathematics teaching and learning / F. Niño-Rojas, D. Lancheros-Cuesta, M.T.P. Jiménez-Valderrama et al. // *International Journal of Education in Mathematics, Science and Technology*. — 2024. — Vol. 12, No. 1. — P. 203–229. DOI: 10.46328/ijemst.3189

Б.К. Шаяхметова, Ш.Е. Омарова, В.Г. Дрозд, М.Т. Омаров

Жоғары мектепте математикалық пәндерді оқыту әдістемесіне жасанды интеллектіні интеграциялаудың тұжырымдамалық моделі

Жоғары білім беруде жасанды интеллектінің (ЖИ) кеңінен енуі дербестендірілген оқытуды ауқымдауға және Блумның классикалық «2 сигма мәселесіне» жақындауға мүмкіндік береді. Сонымен бірге педагогикалық тұрғыдан негізделген тұтас шеңберсіз ЖИ құралдарын үзік-үзік енгізу, әсіресе математикада, терең түсінуді дайын жауаптармен алмастыру қаупін күшейтеді. Мақалада жоғары мектепте математикалық пәндерді оқыту әдістемесіне ЖИ-ді интеграциялаудың тұжырымдамалық моделі ұсынылған. Модель 2019-2025 жылдардағы жоғары рейтингті жарияланымдарға жасалған жүйелендірілген шолу және Қазақстан Республикасының ұлттық нормативтік-құқықтық контексті негізінде әзірленіп, сындарлы сәйкестік, педагогикалық бақылау, бейімделгіштік және көпдеңгейлі түсіндірмелілік (ХАІ) қағидаттарына сүйенеді. Ол оқу үдерісін бастапқы диагностика, бейімделгіш тапсырма беру, қалыптастырушы кері байланыс, интерпретацияланатын оқу аналитикасы және оқытушы қабылдайтын кейінгі педагогикалық түзетулерден тұратын тұтас цикл ретінде сипаттайды. Модельдің негізгі элементі — дағдыны дамыту кезінде жасанды интеллектінің бақыланатын көмегін пайдалануға мүмкіндік беретін «оқыту режимі» мен бағалаудың шынайылығын сақтау мақсатында көмек көрсету функциясындағы өшірілетін «бағалау режимі» арасындағы ажырату. Ерекше назар алгоритмдердің айқындығына, ең аз жеткілікті деректер жинауға, деректерді жауапты пайдалануға және оқытушының жетекші рөлін сақтауға аударылады. Ұсынылған модель пәндік нәтижелерді жақсартуға, метапәндік құзыреттерді дамытуға, академиялық дербестікті күшейтуге, академиялық адалдық тәуекелдерін азайтуға және әртүрлі деңгейдегі оқу курстарында кейінгі эмпирикалық сынаққа негіз қалыптастыруға бағытталған. Сондай-ақ ол оқыту мен бағалау режимдерін ажыратудың нақты ұйымдастырушылық тетіктерін жүйелі түрде ұсынады.

Кілт сөздер: білім берудегі жасанды интеллект, жоғары білім беру, математикалық білім беру, тұжырымдамалық модель, зияткерлік тьюторлық жүйелер, оқу аналитикасы, түсіндірмелі ЖИ (ХАІ), педагогикалық дизайн, академиялық адалдық, Блумның «2 сигма мәселесі».

B.K. Shayakhmetova, Sh.E. Omarova, V.G. Drozd, M.T. Omarov

A Conceptual Model for Integrating Artificial Intelligence into the Methodology of Teaching Mathematical Disciplines in Higher Education

The growing integration of artificial intelligence (AI) into higher education creates an opportunity to scale personalized learning and move closer to solving Bloom's classic "2 Sigma Problem." At the same time, fragmented adoption of AI tools without a pedagogically grounded framework increases the risk of replacing deep understanding with ready-made answers, especially in mathematics. This article presents a conceptual model for integrating AI into the methodology of teaching mathematical disciplines in higher education. The model is based on a systematized review of high-impact publications from 2019 to 2025 and the national regulatory context of Kazakhstan and relies on the principles of constructive alignment, pedagogical control, adaptivity, and multi-level explainability (XAI). It represents the learning process as a holistic cycle that includes entry diagnostics, adaptive task design, formative feedback, interpretable learning analytics, and instructor-led adjustment of teaching decisions. A key element of the model is the strict distinction between a "learning mode," where controlled AI assistance is allowed for skill development, and an "assessment mode," where such assistance is disabled to preserve the validity of evaluation. Special attention is paid to algorithmic transparency, minimally sufficient data collection, and the instructor's leading role. The model is aimed at improving subject-specific outcomes, developing meta-subject competencies, and strengthening academic autonomy.

Keywords: artificial intelligence in education, higher education, mathematics education, conceptual model, intelligent tutoring systems, learning analytics, explainable AI (XAI), instructional design, academic integrity, Bloom's 2 Sigma Problem.

References

- 1 Bond, M., Khosravi, H., De Laat, M., et al. (2024). A meta-systematic review of artificial intelligence in higher education: a call for increased ethics, collaboration, and rigour. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21. DOI: 10.1186/s41239-023-00436-z
- 2 Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., et al. (2024). Artificial intelligence in education: a systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.124167
- 3 Gabriel, F., Kennedy, J., Marrone, R., & Leonard, S. (2025). Pragmatic AI in education and its role in mathematics learning and teaching. *npj Science of Learning*, 10. DOI: 10.1038/s41539-025-00315-4
- 4 Opesemowo, O.A.G., & Adewuyi, H.O. (2024). A systematic review of artificial intelligence in mathematics education: the emergence of 4IR. *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 20(7). DOI: 10.29333/ejmste/14762
- 5 Son, T., Nguyen, T., Pham, H., et al. (2024). Intelligent tutoring systems in mathematics education: a systematic literature review using the substitution, augmentation, modification, redefinition model. *Computers*, 13(10). DOI: 10.3390/computers13100270
- 6 (2023). Artificial Intelligence and the Future of Teaching and Learning: Insights and Recommendations. *www.ed.gov*. Retrieved from <https://www.ed.gov/sites/ed/files/documents/ai-report/ai-report.pdf>
- 7 Zhu, H., Sun, Y., & Yang, J. (2025). Towards responsible artificial intelligence in education: a systematic review on identifying and mitigating ethical risks. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12. DOI: 10.1057/s41599-025-05252-6
- 8 Ob utverzhenii Kontseptsii razvitiia iskustvennogo intellekta na 2024–2029 gody: Postanovlenie Pravitelstva Respubliki Kazakhstan ot 24 iuliia 2024 goda № 592 [On Approval of the Concept for the Development of Artificial Intelligence for 2024–2029: Resolution of the Government of the Republic of Kazakhstan No. 592 dated July 24, 2024.]. *adilet.zan.kz*. Retrieved from <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2400000592> [in Russian].
- 9 O vnesenii izmenenii v prikaz Ministra nauki i vysshego obrazovaniia Respubliki Kazakhstan ot 20 iuliia 2022 goda № 2 «Ob utverzhenii gosudarstvennykh obshcheobiazatelnykh standartov vysshego i poslevuzovskogo obrazovaniia»: prikaz i.o. Ministra nauki i vysshego obrazovaniia Respubliki Kazakhstan ot 27 avgusta 2024 goda № 419 [On Amendments to the Order of the Minister of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan No. 2 dated July 20, 2022, "On Approval of the State Compulsory Standards for Higher and Postgraduate Education": Order of the Acting Minister of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan No. 419 dated August 27, 2024.]. *adilet.zan.kz*. Retrieved from <https://adilet.zan.kz/rus/docs/V2400035064> [in Russian].
- 10 Ob iskusstvennom intellekte: Zakon Respubliki Kazakhstan ot 17 noiabria 2025 goda № 230-VIII 3PK [On artificial Intelligence: Law of the Republic of Kazakhstan No. 230-VIII ZRK dated November 17, 2025]. *adilet.zan.kz*. Retrieved from <https://adilet.zan.kz/rus/docs/Z2500000230> [in Russian].
- 11 Ob utverzhenii Kontseptsii razvitiia vysshego obrazovaniia i nauki v Respublike Kazakhstan na 2023–2029 gody: Postanovlenie Pravitelstva Respubliki Kazakhstan ot 28 marta 2023 goda № 248 [On approval of the Concept for the Development of Higher Education and Science in the Republic of Kazakhstan for 2023–2029: Resolution of the Government of the Republic of Kazakhstan No. 248 dated March 28, 2023]. *adilet.zan.kz*. Retrieved from <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2300000248> [in Russian].

- 12 Bloom, B.S. (1984). The 2 sigma problem: the search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring. *Educational Researcher*, 13(6), 4–16. DOI: 10.3102/0013189X013006004
- 13 Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O., & Mavroudi, A. (2018). The current landscape of learning analytics in higher education. *Computers in Human Behavior*, 89, 98–110. DOI: 10.1016/j.chb.2018.07.027
- 14 Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304–317. DOI: 10.1504/IJTEL.2012.051816
- 15 Khosravi, H., Sadiq, S., Gašević, D., et al. (2022). Explainable artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3. DOI: 10.1016/j.caeai.2022.100074
- 16 Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., et al. (2018). A survey of methods for explaining black-box models. *ACM Computing Surveys*, 51(5). DOI: 10.1145/3236009
- 17 Rudin, C. (2019). Stop explaining black-box models for high-stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215. DOI: 10.1038/s42256-019-0048-x
- 18 Baibekova, M.M., & Muratova, K.T. (2025). Vliianie II na vospriatie i usvoenie znaniy studentami v protsesse samostoiatelnoi raboty [The impact of AI on students' perception and assimilation of knowledge in the process of independent work]. *Vestnik Karagandinskogo universiteta. Seriya «Pedagogika» — Bulletin of the Karaganda University. Pedagogy Series*, 30(4), 106–117. DOI: 10.31489/2025Ped4/106-117 [in Russian].
- 19 Page, M.J., McKenzie, J.E., Bossuyt, P.M., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372. DOI: 10.1136/bmj.n71
- 20 Hong, Q.N., Pluye, P., Fàbregues, S., et al. (2018). Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT), Version 2018: User guide *mixedmethodsappraisaltoolpublic.pbworks.com*. Retrieved from https://mixedmethodsappraisaltoolpublic.pbworks.com/w/file/attach/127916259/MMAT_2018_criteria-manual_2018-08-01_ENG.pdf
- 21 Anderson, T., & Shattuck, J. (2012). Design-based research: a decade of progress in education. *Educational Researcher*, 41(1), 16–25. DOI: 10.3102/0013189X11428813
- 22 Wang, F., & Hannafin, M.J. (2005). Design-based research and technology-enhanced learning environments. *Educational Technology Research and Development*, 53(4), 5–23. DOI: 10.1007/BF02504682
- 23 Boulkedid, R., Abdoul, H., Loustau, M., et al. (2011). Using and reporting the Delphi method for selecting healthcare quality indicators: a systematic review. *PLOS ONE*, 6(6). DOI: 10.1371/journal.pone.0020476
- 24 Niederberger, M., Schifano, J., Deckert, S., et al. (2024). Delphi studies in social and health sciences—Recommendations for an interdisciplinary standardized reporting (DELPHISTAR). Results of a Delphi study. *PLOS ONE*, 19(8). DOI: 10.1371/journal.pone.0304651
- 25 Biggs, J., & Tang, C. (2011). Teaching for Quality Learning at University. *books.google.com*. Retrieved from <https://books.google.com/books?id=XhjRBrDAESkC>
- 26 Chi, M.T.H., & Wylie, R. (2014). The ICAP framework: linking cognitive engagement to active learning outcomes. *Educational Psychologist*, 49(4), 219–243. DOI: 10.1080/00461520.2014.965823
- 27 Mishra, P., & Koehler, M.J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: a framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017–1054. DOI: 10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x
- 28 Niño-Rojas, F., Lancheros-Cuesta, D., Jiménez-Valderrama, M.T.P., et al. (2024). Systematic review: trends in intelligent tutoring systems in mathematics teaching and learning. *International Journal of Education in Mathematics, Science and Technology*, 12(1), 203–229. DOI: 10.46328/ijemst.3189

Information about the authors

Shayakhmetova B.K. — Candidate of Pedagogical Sciences, Professor of the Department of Mathematical Analysis and Differential Equations, Buketov Karaganda National Research University, Karaganda, Kazakhstan; e-mail: kazahzavod@mail.ru; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3891-8234>

Omarova Sh.E. — Candidate of Economic Sciences, Professor, Karaganda Economic University of Kazpotreboysuz, Karaganda, Kazakhstan; e-mail: sheo_1953@mail.ru; ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-6667-9634>

Drozd V.G. — Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Karaganda Economic University of Kazpotreboysuz, Karaganda, Kazakhstan; e-mail: vgdroz@mail.ru; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3439-5819>

Omarov M.T. (contact person) — Master of Natural Sciences, Doctoral Student, Buketov Karaganda National Research University, Karaganda, Kazakhstan; e-mail: madiomarovt@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9026-5912>