

3/2026,
may-
iyun
(№ 00083)



ПРОБЛЕМЫ В ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННОМ ОБУЧЕНИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Абдуганиева О. И.

*Ташкентский университет информационных технологий, Ташкент,
Узбекистан*

Email: ozoda0875@gmail.com

Ядгаров Т. Г.

Университет «Ренессанс таълим», Ташкент, Узбекистан

Email: tyadgarov1952@gmail.com

Аннотация

Персонализированное обучение с применением искусственного интеллекта (ИИ) является одним из наиболее перспективных направлений развития современной системы образования: оно позволяет адаптировать содержание, темп и методы обучения к индивидуальным особенностям каждого обучающегося. Цель статьи — выявить и систематизировать ключевые проблемы такого обучения и обосновать подходы к их минимизации в высшей школе. Исследование выполнено на основе теоретико-аналитического обзора отечественной и зарубежной литературы, сравнительного анализа технологий и образовательных платформ (Carnegie Learning, Squirrel AI и др.), обобщения данных метаанализов об эффективности интеллектуальных обучающих систем и педагогического опыта авторов в преподавании математики. Выделены шесть групп проблем: методологические, технологические, организационно-экономические, кадровые, этические и психологические. Показано, что по данным метаанализов интеллектуальные обучающие системы дают в среднем умеренный положительный эффект ($d \approx 0,3-0,8$), однако при масштабном внедрении и в школьной математике эффект снижается до $0,01-0,20$, а преимущество перед индивидуальной работой с преподавателем не подтверждается. Предложена модель «ИИ + преподаватель», в которой ИИ выступает не заменой преподавателя, а его регулирующим помощником, а ключевые педагогические решения остаются за человеком. Результаты могут быть использованы при разработке стратегий цифровой трансформации вузов.

Ключевые слова: персонализированное обучение, искусственный интеллект, интеллектуальные обучающие системы, адаптация, образовательный контент, обучающийся, преподаватель, технологии, эффективность, проблемы.

SUN'İY INTELLEKT QO'LLANILGAN PERSONALLASHTIRILGAN TA'LIMDAGI MUAMMOLAR

Abduganiyeva O. I.

Toshkent axborot texnologiyalari universiteti, Toshkent, O'zbekiston

Yadgarov T. G.

Renessans ta'lim universiteti, Toshkent, O'zbekiston

Annotatsiya

Sun'iy intellekt (SI) qo'llanilgan personallashtirilgan ta'lim zamonaviy ta'lim tizimini rivojlantirishning eng istiqbolli yo'nalishlaridan biri bo'lib, ta'lim mazmuni, sur'ati va usullarini har bir ta'lim oluvchining individual xususiyatlariga moslashtirish imkonini beradi. Maqolaning maqsadi — bunday ta'limning asosiy muammolarini aniqlash, tizimlashtirish va oliy ta'limda ularni kamaytirish yondashuvlarini asoslashdan iborat. Tadqiqot mahalliy va xorijiy adabiyotlarning nazariy-tahliliy sharhi, texnologiyalar va ta'lim platformalarining (Carnegie Learning, Squirrel AI va boshqalar) qiyosiy tahlili, intellektual o'qitish tizimlari samaradorligi bo'yicha meta-tahlillar ma'lumotlarini umumlashtirish hamda mualliflarning matematika o'qitish tajribasi asosida bajarilgan. Muammolarning olti guruhi ajratib ko'rsatilgan: metodologik, texnologik, tashkiliy-iqtisodiy, kadrlar bilan bog'liq, axloqiy-huquqiy va psixologik. Meta-tahlillarga ko'ra, intellektual o'qitish tizimlari o'rtacha mo'tadil ijobiy samara ($d \approx 0,3-0,8$) beradi, biroq keng ko'lamda joriy etilganda va maktab matematikasida samara 0,01–0,20 gacha pasayadi, o'qituvchi bilan individual ishlashga nisbatan ustunligi esa tasdiqlanmaydi. «SI + o'qituvchi» modeli taklif etilgan: unda SI o'qituvchining o'rnini bosmaydi, balki uning tartibga soluvchi yordamchisi vazifasini bajaradi, asosiy pedagogik qarorlar esa inson zimmasida qoladi.

Kalit so'zlar: personallashtirilgan ta'lim, sun'iy intellekt, intellektual o'qitish tizimlari, moslashuv, ta'lim kontenti, ta'lim oluvchi, o'qituvchi, texnologiyalar, samaradorlik, muammolar.

PROBLEMS IN PERSONALIZED LEARNING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abduganiyeva O. I.

Tashkent University of Information Technologies, Tashkent, Uzbekistan

Yadgarov T. G.

Renaissance Education University, Tashkent, Uzbekistan

Abstract

Personalized learning based on artificial intelligence (AI) is one of the most promising directions in the development of modern education, as it allows the content, pace and methods of instruction to be adapted to the individual characteristics of each learner. The aim of the article is to identify and systematize the key problems of such learning and to substantiate approaches to minimizing them in higher education. The study is based on a theoretical and analytical review of domestic and international literature, a comparative analysis of technologies and educational platforms (Carnegie Learning, Squirrel AI, etc.), a synthesis of meta-analytic data on the effectiveness of intelligent tutoring systems, and the authors' experience in teaching mathematics. Six groups of problems are identified: methodological, technological, organizational and economic, staffing, ethical and legal, and psychological. According to meta-analyses, intelligent tutoring systems yield on average a moderate positive effect ($d \approx 0.3-0.8$); however, when implemented at scale and in school mathematics the effect drops to 0.01–0.20, and no advantage over individual work with a teacher is confirmed. An “AI + teacher” model is proposed in which AI acts not as a replacement for the teacher but as a regulating assistant, while key pedagogical decisions remain with humans. The results can be used in developing digital transformation strategies for universities.

Keywords: personalized learning, artificial intelligence, intelligent tutoring systems, adaptation, educational content, learner, teacher, technology, effectiveness, problems.

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) всё активнее проникает в сферу образования и меняет среду обучения, предлагая индивидуальный подход к каждому обучающемуся. Интеллектуальные системы позволяют адаптировать содержание,

темпы и формат обучения, своевременно выявлять пробелы в знаниях и добиваться лучших результатов за меньшее время [1; 2; 9]. Поэтому ИИ рассматривается как инструмент, способный преодолеть ряд ограничений массового обучения, ориентированного на «среднего» студента, и предложить персонализированные и гибкие образовательные решения.

Ещё Б. Блум показал, что индивидуальное обучение с наставником даёт прирост результатов около двух стандартных отклонений по сравнению с традиционным групповым занятием (так называемая «проблема двух сигм») [6]. Обеспечить каждому студенту персонального наставника экономически невозможно, поэтому с 1980-х годов развиваются интеллектуальные обучающие системы (ИОС), которые строят модель знаний обучающегося и подстраивают под неё учебный процесс [7].

Персонализированное обучение на основе ИИ систематически отслеживает прогресс обучающегося и выстраивает для него индивидуальную образовательную траекторию. Персонализированное образование рассматривается и как образовательная система, и как образовательный подход, использующий индивидуальные образовательные траектории; в результате его применения возрастает уровень индивидуальной мотивации и удовлетворяются познавательные интересы каждого обучающегося [3]. Е. А. Этко, разграничивая понятия «персонализация» и «персонификация», подчёркивает, что они отражают процессы развития личности и реализации различных потребностей человека [4]. В вузах персонализированное обучение делает обучающегося центром образовательного процесса, а цифровые платформы превращают эту идею в массовую практику [2].

Вместе с тем ожидания от ИИ в образовании нередко опережают доказательную базу. Систематический обзор О. Заваки-Рихтер и соавторов показал, что в исследованиях ИИ в высшем образовании слабо представлены педагогическая рефлексия и роль преподавателя [8]. Документы ЮНЕСКО акцентируют внимание на защите данных, справедливости и необходимости сохранять за человеком ключевые педагогические решения [10; 11]. Р. Бейкер и А. Хоун систематизировали источники алгоритмической предвзятости в образовательных системах [12], а Г. Пашлер и соавторы показали отсутствие доказательств эффективности обучения, подстроенного под «стиль восприятия» [13].

Таким образом, возникает вопрос: нужно ли вводить системы ИИ в современное образование? Наш ответ — да, но с «большой осторожностью». Наряду с очевидными преимуществами существует комплекс методологических, организационных, технологических и этических проблем, которые пока не получили систематического описания применительно к высшей школе.

Цель исследования — выявить и систематизировать ключевые проблемы персонализированного обучения с применением ИИ и обосновать подходы к их минимизации в условиях высшего образования. Для достижения цели поставлены следующие задачи:

- 1) классифицировать проблемы персонализированного обучения с применением ИИ;
- 2) проанализировать основные технологии персонализации и присущие им ограничения;

3) обобщить данные метаанализов об эффективности интеллектуальных обучающих систем;

4) предложить модель взаимодействия ИИ и преподавателя, снижающую выявленные риски.

Материалы и методы

Исследование носит теоретико-аналитический характер и основано на качественном анализе научной литературы, вторичных количественных данных и педагогического опыта авторов. Информационную базу составили:

- отечественные и зарубежные публикации по персонализированному и адаптивному обучению [1–4; 7; 9];

- метаанализы и крупные контролируемые исследования эффективности ИОС, опубликованные в рецензируемых журналах [14–19];

- аналитические и нормативные документы ЮНЕСКО и Республики Узбекистан в области ИИ и защиты персональных данных [10; 11; 21];

- открытые описания образовательных платформ Carnegie Learning, Squirrel AI, ALEKS и Khanmigo;

- опыт авторов по применению ИИ в преподавании математики студентам высших учебных заведений [5].

В работе применялись следующие методы: системный анализ и классификация — для группировки проблем по природе их возникновения; сравнительный анализ — для сопоставления технологий персонализации и образовательных платформ по функциям, преимуществам и ограничениям; обобщение вторичных количественных данных — величин эффекта (d Коэна, g Хеджеса), приведённых в метаанализах; концептуальное моделирование — для построения схемы цикла персонализированного обучения и модели «ИИ + преподаватель».

При отборе количественных источников учитывались три критерия: публикация в рецензируемом научном журнале; наличие сравнения с контрольной группой; приведение обобщённой величины эффекта по учебным результатам. Величины эффекта интерпретировались по шкале Дж. Коэна: 0,2 — малый, 0,5 — средний, 0,8 — большой эффект [20].

Следует подчеркнуть, что количественные данные, приведённые в статье, являются вторичными: собственный эксперимент авторами не проводился, поэтому полученные выводы носят обобщающий характер и задают направления для дальнейшей эмпирической проверки.

Результаты

Систематизация проблем персонализированного обучения

Анализ литературы и практики позволил выделить шесть групп проблем, возникающих при внедрении персонализированного обучения на основе ИИ (табл. 1). Наиболее глубокими являются методологические проблемы, поскольку они затрагивают саму логику персонализации:

- недостаточная валидность диагностики: быстрые входные тесты плохо улавливают глубинные пробелы в знаниях;

– переоценка роли «стилей обучения»: научные данные не подтверждают, что обучение строго по «визуальному» или «аудиальному» стилю повышает результаты [13];

– узость эффекта: адаптивные системы ИИ улучшают показатели на узких навыках (скорость решения, процент верных ответов), но не гарантируют перенос на реальные задачи.

Таблица 1

Классификация проблем персонализированного обучения с применением ИИ

Группа проблем	Проявления в образовательном процессе	Направления минимизации
Методологические	Низкая валидность быстрой входной диагностики; опора на неподтверждённые «стили обучения»; рост узких навыков без переноса на реальные задачи	Многоуровневая диагностика (тесты + анализ хода решения); персонализация по уровню знаний, а не по «стилю»; задания на перенос
Технологические	Непрозрачность алгоритмов («чёрный ящик»); ошибки моделей и генеративного ИИ; несовместимость платформ	Объяснимые модели и отчёты для преподавателя; проверка контента преподавателем; открытые стандарты
Организационно-экономические	Затраты на платформы, ПО, оборудование и техническую поддержку; трудоёмкая разработка адаптивных материалов; частая корректировка силлабусов; рост нагрузки на администрацию	Поэтапное (пилотное) внедрение; консорциумы вузов; автоматизация отчётности
Кадровые	Смена роли преподавателя (от лектора к фасилитатору и наставнику); нехватка времени на обучение; сопротивление и профессиональное выгорание	Системное повышение квалификации; методическое сопровождение; учёт работы с ИИ в нагрузке
Этико-правовые	Сбор больших объёмов персональных данных; риск их утечки; алгоритмическая предвзятость и дискриминация отдельных групп	Минимизация данных и информированное согласие; аудит алгоритмов; соблюдение законодательства [21]
Психологические	Стресс обучающихся из-за необходимости самостоятельно планировать обучение; сопротивление преподавателей изменениям	Развитие навыков саморегуляции; постепенное расширение автономии; демонстрация результатов пилотов

Источник: составлено авторами на основе [2–4; 8; 10–13].

Организационно-экономические и кадровые проблемы взаимосвязаны. Внедрение требует адаптивных платформ, программного обеспечения, оборудования, инвестиций в инфраструктуру и техническую поддержку, а разработка адаптивных материалов и поддержка аналитики данных — дорогой и трудоёмкий процесс. Одновременно меняется роль преподавателя: из лектора он превращается в наставника, фасилитатора и координатора. Без поддержки и развития компетенций это вызывает сопротивление и профессиональное выгорание, тем более что времени и ресурсов на обучение педагогов, как правило, недостаточно. Обязательный

непрерывный мониторинг прогресса обучающихся требует частой корректировки учебных планов (силлабусов) и увеличивает нагрузку на административный персонал.

Этико-правовые и психологические проблемы связаны с тем, что персонализация требует сбора и анализа больших объёмов данных обучающихся. Это создаёт риски утечки личной информации и требует строгих мер защиты данных. Обучающийся может испытывать стресс из-за необходимости самостоятельно планировать обучение, а часть преподавателей сопротивляется изменениям из-за привычки к традиционным методам.

Распределение выявленных проблем по этапам цикла персонализированного обучения показано на рис. 1. Каждый этап — от диагностики до мониторинга — порождает собственную «точку риска» (R1–R5), а затраты, подготовка преподавателей и психологическая готовность участников выступают сквозными условиями всего цикла.



Рисунок 1. Цикл персонализированного обучения с применением ИИ и точки риска

Источник: разработано авторами.

Технологии персонализации и их ограничения

В отличие от традиционного обучения, персонализированные системы на базе ИИ создают динамические учебные маршруты, которые адаптируются под прогресс каждого обучающегося; ключевым механизмом персонализации является анализ данных. Сравнительный анализ основных технологий (табл. 2) показывает, что каждая из них имеет как преимущества, так и ограничения.

Машинное обучение и нейронные сети позволяют выявлять закономерности в поведении обучающихся и даже предсказывать, какие материалы будут наиболее эффективны для конкретного человека, однако точность прогноза ещё не означает эффективности метода обучения. При адаптивном тестировании сложность вопросов автоматически меняется в зависимости от ответов: правильный ответ ведёт к более сложному заданию, неправильный — к разъяснению базовых понятий; основной проблемой здесь является время, необходимое для калибровки банка заданий и

прохождения теста. Когнитивные модели имитируют процессы человеческого мышления и помогают понять, как именно обучающийся усваивает материал, чтобы предложить наиболее подходящие объяснения [7]. Рекомендательные системы аналогичны тем, что используются в стриминговых сервисах, но вместо фильмов предлагают учебные материалы, соответствующие интересам и уровню подготовки обучающегося. По нашему мнению, ограничения отдельных технологий в значительной мере компенсируются при их совместном, комплексном применении.

Таблица 2

Сравнительная характеристика технологий персонализации обучения

Технология	Функция в персонализации	Преимущества	Ограничения
Машинное обучение и нейронные сети	Выявление закономерностей в поведении обучающихся, прогноз успеваемости, подбор материалов	Обработка больших массивов данных, раннее выявление риска отставания	Непрозрачность решений; зависимость от объёма и качества данных; точный прогноз не означает эффективности метода
Адаптивное тестирование	Изменение сложности вопросов в зависимости от ответов обучающегося	Точная оценка уровня при меньшем числе заданий	Затраты времени на калибровку банка заданий; узкий охват содержания
Когнитивные модели	Имитация процессов мышления, отслеживание усвоения отдельных умений	Объяснения и подсказки под конкретную ошибку	Высокая трудоёмкость построения; применимость в основном к хорошо структурированным предметам
Рекомендательные системы	Подбор учебных материалов по интересам и уровню подготовки	Рост вовлечённости, разнообразие ресурсов	Риск «информационного пузыря»; рекомендации по популярности, а не по дидактической ценности
Генеративные языковые модели	Диалоговый тьютор, генерация объяснений и заданий	Доступность в любое время, естественный диалог	Недостовверные ответы («галлюцинации»); риски для академической честности и защиты данных

Источник: составлено авторами на основе [7; 9; 11].

Практика образовательных платформ

На практике персонализированные подходы реализуются через различные образовательные платформы (табл. 3). Поскольку авторы являются математиками и работают над применением ИИ в преподавании математики [5], особое внимание уделено математическим платформам.

Таблица 3

Примеры образовательных платформ с персонализацией на основе ИИ

Платформа (страна)	Подход к персонализации	Что адаптируется	Выявленная проблема
Carnegie Learning, MATHia (США)	Когнитивный тьютор на основе когнитивных моделей	Подсказки и последовательность заданий по математике с учётом ошибок	Рекомендации требуют совместной интерпретации с преподавателем математики
Squirrel AI (Китай)	Граф знаний: разбиение темы на мельчайшие элементы	Микроуровневый учебный план	Система «видит» ответы, но преподаватель понимает обучающегося глубже
ALEKS (США)	Теория пространств знаний, адаптивная диагностика	Набор тем, к изучению которых обучающийся готов	Валидность диагностики зависит от структуры модели знаний; узкая предметная направленность
Khanmigo, Khan Academy (США)	Генеративная языковая модель в режиме сократического диалога	Наводящие вопросы и объяснения	Достоверность ответов, защита данных, зависимость от внешнего поставщика модели

Источник: составлено авторами по открытым данным платформ.

Система Carnegie Learning анализирует ошибки обучающихся при решении математических задач и предлагает индивидуальные рекомендации по их исправлению. Проблема состоит в том, что эти рекомендации должны обрабатываться совместно с преподавателем математики: именно этой части образовательная система с применением ИИ выполнить не может. Китайская платформа Squirrel AI строит микроуровневые учебные планы, разбивая каждую тему на мельчайшие элементы и подбирая их под конкретного обучающегося. Но и здесь возникает та же проблема: преподаватель понимает конкретного обучающегося намного глубже, чем система диагностики.

Тем не менее примеры показывают, что ИИ уже активно применяется в образовании и даёт ощутимые результаты: обучающиеся быстрее осваивают материал, меньше испытывают стресс из-за непонимания тем и сохраняют мотивацию к обучению. Насколько устойчивы эти результаты, позволяют судить данные метаанализов.

Доказательная база эффективности

Обобщение результатов метаанализов (табл. 4, рис. 2) показывает, что ИОС в целом дают умеренный положительный эффект по сравнению с традиционным обучением. По данным К. ВанЛена, ИОС пошагового типа ($d = 0,76$) по эффективности почти сравнялись с обучением у человека-наставника ($d = 0,79$) [14]; Дж. Кулик и Дж. Флетчер по 50 контролируемым исследованиям получили медианную величину эффекта 0,66, причём обучающиеся с ИОС превзошли контрольные группы в 92 % исследований [15]. Для студентов вузов эффект оценивается как умеренный ($g = 0,32-0,37$) [18].

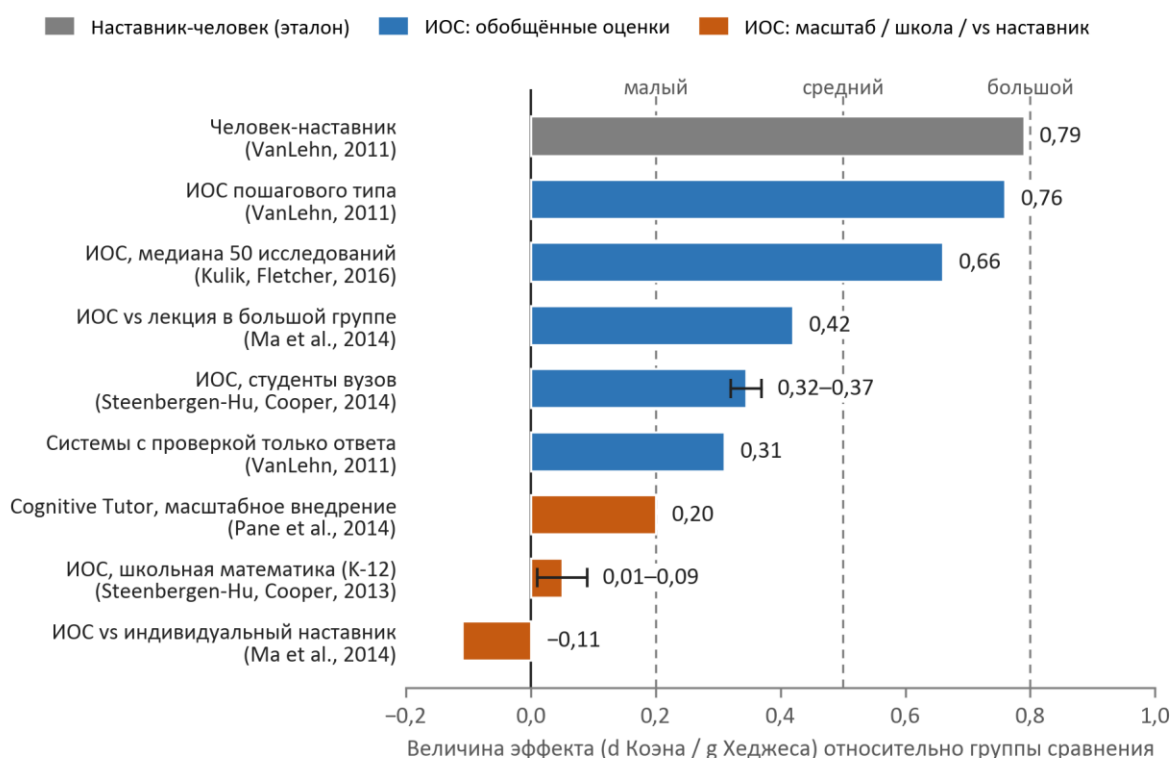


Рисунок 2. Величина эффекта ИОС по данным метаанализов и контролируемых исследований

Источник: составлено авторами по данным [14–19].

Однако при переходе от лабораторных и пилотных условий к масштабному внедрению эффект заметно снижается. В крупном рандомизированном эксперименте с Cognitive Tutor Algebra I в школах нескольких штатов США значимый эффект (около 0,20) проявился лишь на второй год использования и только в старших классах [19], а для школьной математики в целом величина эффекта составила 0,01–0,09 [17]. По сравнению с индивидуальной работой с преподавателем преимущество ИОС не подтверждено ($g = -0,11$) [16]. Сводные значения величины эффекта приведены в табл. 4.

Таблица 4

Величина эффекта интеллектуальных обучающих систем по данным метаанализов

Источник	Объект и условия сравнения	Величина эффекта
Bloom, 1984 [6]	Индивидуальное обучение с наставником vs традиционное групповое обучение	≈ 2,0
VanLehn, 2011 [14]	Обучение с человеком-наставником vs обучение без наставника	0,79
VanLehn, 2011 [14]	ИОС пошагового типа vs обучение без наставника	0,76
VanLehn, 2011 [14]	Компьютерные системы с проверкой только ответа vs обучение без наставника	0,31
Kulik, Fletcher, 2016 [15]	ИОС vs традиционные занятия (медиана 50 контролируемых исследований)	0,66
Ma et al., 2014 [16]	ИОС vs преподаватель в большой группе	0,42
Ma et al., 2014 [16]	ИОС vs индивидуальный наставник	-0,11 (незначимо)

Источник	Объект и условия сравнения	Величина эффекта
Steenbergen-Hu, Cooper, 2014 [18]	ИОС, студенты вузов	0,32–0,37
Pane et al., 2014 [19]	Cognitive Tutor Algebra I, масштабное внедрение, старшая школа, 2-й год	≈ 0,20
Steenbergen-Hu, Cooper, 2013 [17]	ИОС, школьная математика (K-12)	0,01–0,09

Источник: составлено авторами по данным [6; 14–19].

Обсуждение

Полученные результаты позволяют ответить на вопрос, поставленный во введении. ИИ действительно способен повысить результаты обучения: по данным метаанализов эффект ИОС лежит в диапазоне от малого до среднего и в лучших случаях приближается к эффекту индивидуального наставника [14; 15]. Вместе с тем разрыв между результатами пилотных проектов и масштабного внедрения [17; 19] подтверждает наш тезис: сама по себе технология не гарантирует результата — он определяется методологией внедрения, качеством контента и подготовленностью преподавателей.

Особого внимания заслуживает проблема переноса. Существенная часть положительных эффектов фиксируется на тестах, разработанных самими исследователями и близких к содержанию системы, тогда как на стандартизированных тестах эффекты, как правило, ниже [15]. Это согласуется с выделенной методологической проблемой: адаптивные системы улучшают узкие навыки, но не обеспечивают автоматически их перенос на реальные задачи. Аналогично данные о «стилях обучения» [13] показывают, что персонализировать следует по уровню знаний и характеру ошибок, а не по предполагаемому типу восприятия.

Пример платформ Carnegie Learning и Squirrel AI демонстрирует, что ИИ хорошо «видит» ответы и ошибки, но не видит человека — его мотивацию, эмоциональное состояние, жизненный контекст. Именно поэтому в исследованиях ИИ в образовании закономерно ставится вопрос о месте педагога [8], а документы ЮНЕСКО настаивают на принципе «человек в контуре управления» (human-in-the-loop) [10; 11]. Отдельного регулирования требуют защита персональных данных и предотвращение алгоритмической дискриминации [12]; в Республике Узбекистан правовой основой здесь служит Закон «О персональных данных» [21].

На основе проведённого анализа предлагается модель «ИИ + преподаватель» (рис. 3), в которой ИИ выступает не заменой преподавателя, а его регулирующим помощником. Модель опирается на следующие принципы:

1) ключевые педагогические решения — оценка, коррекция траектории, проверка контента — принимает преподаватель, а ИИ предоставляет аналитику и рекомендации;

2) технологии персонализации применяются комплексно: машинное обучение, адаптивное тестирование, когнитивные модели и рекомендательные системы взаимно компенсируют ограничения друг друга;

3) сбор данных минимизирован и прозрачен для обучающегося, а алгоритмы проходят регулярный аудит на предвзятость;

4) переход преподавателя от роли лектора к роли наставника сопровождается системным повышением квалификации и учётом этой работы в нагрузке;

5) обучающийся становится субъектом собственного обучения: ставит цели, выбирает стратегии, осмысляет прогресс, а его автономия расширяется постепенно, что снижает стресс.



Рисунок 3. Модель взаимодействия «ИИ + преподаватель» в персонализированном обучении

Источник: разработано авторами.

Ограничением исследования является его теоретико-аналитический характер и опора на вторичные данные, полученные преимущественно в США и Китае. Перспективным направлением дальнейшей работы является эмпирическая проверка предложенной модели при преподавании математики в вузах Узбекистана.

Заключение

Персонализированное обучение — это сложная перестройка всего образовательного процесса. Оно способно повысить вовлечённость и результаты обучающихся, но лишь при условии продуманной методологии, прозрачной работы с данными, поддержки преподавателей и справедливого доступа. Главная задача — не столько «подогнать» контент под человека, сколько помочь человеку стать субъектом собственного обучения: ставить цели, выбирать стратегии, осмыслять прогресс и расширять горизонт решаемых задач.

Проведённое исследование позволяет сделать следующие выводы:

1) проблемы персонализированного обучения с применением ИИ образуют шесть групп — методологические, технологические, организационно-экономические, кадровые, этико-правовые и психологические, — причём каждый этап цикла персонализации порождает собственные риски;

2) ни одна из технологий персонализации не свободна от ограничений, поэтому их целесообразно применять комплексно;

3) по данным метаанализов ИОС дают умеренный положительный эффект ($d \approx 0,3-0,8$), который существенно снижается при масштабном внедрении и не превосходит эффекта индивидуальной работы с преподавателем;

4) успешность внедрения определяется не столько технологией, сколько моделью взаимодействия ИИ и преподавателя.

Персонализированные и гибкие подходы к обучению на базе ИИ открывают новые горизонты в образовании, однако их успешная реализация требует не только технологических решений, но и внимательного отношения к этическим, социальным и педагогическим аспектам. Будущее образования — за балансом между инновациями и человекоцентричным подходом, в котором ИИ выступает не заменой преподавателя, а его регулирующим помощником.

Список использованной литературы

1. Бородин А., Пивоварова А., Рымшина А. Адаптивное обучение [Электронный ресурс]. URL: <https://zen.yandex.ru/media/id/5eb13fff62c0790b89d4ee03/adaptivnoe-obuchenie5ec0f4ce6b5c9036e834a3a4> (дата обращения: 17.09.2020).

2. Бурняшов Б. А. Персонализация как мировой тренд электронного обучения в учреждениях высшего образования // Современные проблемы науки и образования. 2017. № 1. URL: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=26078> (дата обращения: 08.09.2020).

3. Вдовина С. Б. Персонализированное образование: проблемы и перспективы // Crede Experto: транспорт, общество, образование, язык. 2015. № 1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/personalizirovannoe-obrazovanie-problemy-i-perspektivy>.

4. Этко Е. А. Идеи персонализации и персонификации в отечественной психологии: современное состояние и перспективы исследования // Психологические исследования. 2015. Т. 8, № 41. С. 8. URL: <http://psystudy.ru> (дата обращения: 16.01.2021).

5. Abduganiyeva O. I., Yadgarov T. G. Artificial intelligence in teaching mathematics to higher education students. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.19828202>.

6. Bloom B. S. The 2 sigma problem: The search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring // Educational Researcher. 1984. Vol. 13, No. 6. P. 4–16.

7. Anderson J. R., Corbett A. T., Koedinger K. R., Pelletier R. Cognitive tutors: Lessons learned // The Journal of the Learning Sciences. 1995. Vol. 4, No. 2. P. 167–207.

8. Zawacki-Richter O., Marín V. I., Bond M., Gouverneur F. Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? // International Journal of Educational Technology in Higher Education. 2019. Vol. 16. Art. 39.

9. Holmes W., Bialik M., Fadel C. Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning. Boston, MA: Center for Curriculum Redesign, 2019.

10. Miao F., Holmes W., Huang R., Zhang H. AI and Education: Guidance for Policy-makers. Paris: UNESCO, 2021.

11. Miao F., Holmes W. Guidance for Generative AI in Education and Research. Paris: UNESCO, 2023.
12. Baker R. S., Hawn A. Algorithmic bias in education // International Journal of Artificial Intelligence in Education. 2022. Vol. 32. P. 1052–1092.
13. Pashler H., McDaniel M., Rohrer D., Bjork R. Learning styles: Concepts and evidence // Psychological Science in the Public Interest. 2008. Vol. 9, No. 3. P. 105–119.
14. VanLehn K. The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems // Educational Psychologist. 2011. Vol. 46, No. 4. P. 197–221.
15. Kulik J. A., Fletcher J. D. Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review // Review of Educational Research. 2016. Vol. 86, No. 1. P. 42–78.
16. Ma W., Adesope O. O., Nesbit J. C., Liu Q. Intelligent tutoring systems and learning outcomes: A meta-analysis // Journal of Educational Psychology. 2014. Vol. 106, No. 4. P. 901–918.
17. Steenbergen-Hu S., Cooper H. A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on K–12 students’ mathematical learning // Journal of Educational Psychology. 2013. Vol. 105, No. 4. P. 970–987.
18. Steenbergen-Hu S., Cooper H. A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on college students’ academic learning // Journal of Educational Psychology. 2014. Vol. 106, No. 2. P. 331–347.
19. Pane J. F., Griffin B. A., McCaffrey D. F., Karam R. Effectiveness of Cognitive Tutor Algebra I at scale // Educational Evaluation and Policy Analysis. 2014. Vol. 36, No. 2. P. 127–144.
20. Cohen J. Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences. 2nd ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.
21. Закон Республики Узбекистан «О персональных данных» от 2 июля 2019 г. № ЗРУ-547.