

Научная статья | Original paper

Адаптация опросника на основе моделей UTAUT/ ТАМ для изучения факторов применения ИИ преподавателями российских вузов

Ю.В. Сибирякова ✉, Д.И. Талов, Б.С. Исакова,
А.И. Кутузов, В.О. Колесник

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Москва, Российская Федерация

✉ yvsibiriakova@hse.ru

Резюме

Контекст и актуальность. Активное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) и критические дискуссии о его потенциале и рисках приводят к переосмыслению роли преподавателей в высшем образовании. Исследования восприятия и применения ИИ преподавателями признаны важными, однако ощущается дефицит подобных работ, а также валидированных измерительных инструментов в российском контексте. **Цель.** Адаптировать и валидировать зарубежный опросник для изучения факторов применения технологий ИИ преподавателями российских вузов. **Методы и материалы.** В исследовании приняли участие 103 преподавателя из 26 российских вузов. Для валидизации применялись конфирматорный факторный анализ (CFA) для проверки 6-факторной структуры («Осведомленность», «Риски», «Трудности», «Условия», «Отношение», «Применение»), оценка надежности (α Кронбаха и ω Макдональда) и регрессионный анализ для выявления предикторов. **Результаты.** Применение конфирматорного факторного анализа (CFA) подтвердило устойчивую 6-факторную структуру инструмента с высокими показателями надежности (α Кронбаха = 0,85–0,86) и валидности (CFI = 0,932; RMSEA = 0,068), что соответствует международным стандартам психометрического тестирования. Регрессионный анализ выявил ключевые детерминанты применения ИИ преподавателями вузов: способствующие условия ($\beta = 0,39$; $p < 0,001$), отношение преподавателей ($\beta = 0,29$; $p < 0,01$) и восприятие рисков ($\beta = -0,29$; $p < 0,001$). **Заключение.** Для адаптированного опросника приведены свидетельства валидности и надежности как инструмента для диагностики факторов использования ИИ в российской высшей школе. Результаты проведенного исследования позволяют говорить о том, что для интеграции ИИ в педагогическую практику критически важны не только информированность преподавателей, но, в первую очередь, создание благоприятных организационных условий и формирование позитивного отношения при одновременном снижении восприятия рисков.

Ключевые слова: искусственный интеллект (ИИ), высшее образование, преподаватели вузов, адаптация опросника, факторы использования ИИ, конфирматорный факторный анализ (КФА)

Благодарности. Авторы выражают благодарность за помощь в организации и проведении исследования преподавателям дисциплины «Углубленная психометрика».

Для цитирования: Сибирякова, Ю.В., Талов, Д.И., Исакова, Б.С., Кутузов, А.И., Колесник, В.О. (2026). Адаптация опросника на основе моделей UTAUT/TAM для изучения факторов применения ИИ преподавателями российских вузов. *Психологическая наука и образование*, 31(3), 64–77. <https://doi.org/10.17759/pse.2026310305>

Adaptation of a UTAUT/TAM-based questionnaire to study factors of AI use by Russian university educators

Yu.V. Sibiryakova ✉, D.I. Talov, B.S. Iskakova, A.I. Kutuzov, V.O. Kolesnik
National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation
✉ yvsibiriakova@hse.ru

Abstract

Context and relevance. The active development of artificial intelligence (AI) technologies and critical debates about its potential and risks are leading to a rethinking of the role of teachers in higher education. Research on how teachers perceive and use AI is considered important, but there is a lack of such studies and validated measurement tools in the Russian context. **Objective.** To adapt and validate a foreign questionnaire for studying the factors influencing the use of AI technologies by teachers at Russian universities. **Methods and materials.** The study involved 103 teachers from 26 Russian universities. For validation, we used confirmatory factor analysis (CFA) to test a 6-factor structure (“Awareness”, “Risks”, “Difficulties”, “Conditions”, “Attitude”, “Implementation”), assessed reliability (Cronbach’s α and McDonald’s ω), and conducted regression analysis to identify predictors. **Results.** Confirmatory factor analysis (CFA) confirmed a stable 6-factor structure for the tool with high reliability (Cronbach’s $\alpha = 0,85-0,86$) and validity scores (CFI = 0,932; RMSEA = 0,068), which meet international standards for psychometric testing. Regression analysis identified key determinants of AI use by university teachers: facilitating conditions ($\beta = 0,39$; $p < 0,001$), teachers’ attitudes ($\beta = 0,29$; $p < 0,01$), and perceived risks ($\beta = -0,29$; $p < 0,001$). **Conclusions.** Evidence of validity and reliability is provided for the adapted questionnaire as a tool for diagnosing the factors of AI use in Russian higher education. The results emphasize that for integrating AI into teaching practice, it is critically important not only to inform teachers but, first and foremost, to create favorable organizational conditions and foster a positive attitude, while simultaneously reducing the perception of risks.

Keywords: artificial intelligence (AI), higher education, university educators, questionnaire adaptation, confirmatory factor analysis (CFA)

Acknowledgements. The authors express their gratitude to the teaching team of the “Advanced Psychometrics” course for their assistance in organizing and conducting the study.

For citation: Sibiryakova, Yu.V., Talov, D.I., Iskakova, B.S., Kutuzov, A.I., Kolesnik, V.O. (2026). Adaptation of a UTAUT/TAM-based questionnaire to study factors of AI use by Russian university educators. *Psychological Science and Education*, 31(3), 64–77. (In Russ.). <https://doi.org/10.17759/pse.2026310305>

Введение

Технологии искусственного интеллекта (ИИ) оказывают глобальное трансформирующее влияние на социальные и экономические структуры (Howard, 2019), включая сферу образования. Критические дискуссии о перспективах и рисках ИИ приводят к переосмыслению функций университетов, педагогических моделей и роли преподавателя (Porepici, Kerr, 2017). С одной стороны, ИИ способствует персонализации обучения, оптимизации административных задач и улучшению образовательных результатов (Kazimova et al., 2025; Onesi-Ozigagun et al., 2024), повышает доступность и эффективность образования за счет адаптивного контента и автоматизации (Begum, 2024; Crompton, Song, 2021; Singh, Hiran, 2022). С другой стороны, интеграция ИИ сопряжена с рисками, касающимися конфиденциальности данных, алгоритмической предвзятости (Harry, 2023; Kazimova et al., 2025), академической честности, а также изменения роли преподавателя от лектора к наставнику (Bobula, 2024; Лукичев, Чекарчев, 2023; Cabero-Almenara et al., 2024).

В России развитие ИИ-повестки в высшем образовании проявляется в запуске профильных образовательных программ (Рябко, Гуртов, Сепусь, 2022), формировании нормативной базы и программ повышения квалификации преподавателей (Елсакова, Маркусь, 2024). Однако направление исследований, посвященных непосредственно факторам использования ИИ преподавателями вузов, только начинает развиваться, при этом мало известно о том, какие инструменты можно использовать на российской выборке для измерения этих конструктов. Одними из крупных исследований являются работа Сысоева (Сысоева, 2023) об осведомленности преподавателей вузов о потенциале применения ИИ и их готовности применять ИИ на практике; результаты глубинных интервью и онлайн-опроса, реализованных СберУниверситетом и GeekBrains (Управление изменениями в образовании..., 2023).

Цель данного исследования — адаптация и валидизация опросника для изучения факторов использования технологий ИИ преподавателями высшей школы. Нашим исследованием мы развиваем данную область знаний и одновременно продолжаем линию работ, посвященных использованию ИИ в преподавании и обучении (Резаев, Трегубова, 2023).

В зарубежных исследованиях для изучения принятия и использования ИИ разработан ряд опросников. Среди них — анкеты, основанные на Единой теории принятия и использования технологий (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, UTAUT / UTAUT2) (Bayaga, 2025; Venkatesh et al., 2012), опросник ИИ-грамотности (Lérias, Guerra, Ferreira, 2024), а также инструменты, созданные на основе Модели принятия технологий (Technology Acceptance Model, TAM) (Wang et al., 2025). Представлен ряд исследований, в которых валидируются опросные шкалы для оценки восприятия и готовности преподавателей внедрять ИИ в обучение: многомерная шкала для измерения отношения учителей к ИИ в образовании (Galindo-Domínguez et al., 2024), основывающаяся на предположении о четырех компонентах отношения, среди которых готовность использовать ИИ, общее отношение к ИИ, профессиональные ожидания от ИИ и личный опыт работы с ИИ. Шкала принятия ИИ учителями (Teachers' Acceptance of AI, TAAI) включает классические компоненты: воспринимаемая полезность ИИ, воспринимаемая легкость использования, поведенческое намерение применять ИИ, самооффективность в использовании ИИ и тревожность по отношению к ИИ (Guo, Shi, Zhai, 2024). Шкала готовности к применению ИИ (Readiness for Artificial Intelligence Applications Scale, RAIS) оценивает, насколько преподаватели готовы к использованию ИИ (Ramazanoglu, Akin, 2025), и включает три фактора: технологическую самооффективность учителя в контексте ИИ, готовность применять ИИ, этическую осведомленность.

Благодаря своей расширенной структуре и учету различных аспектов применения ИИ

преподавателей вузов наше внимание привлёк инструмент, основанный на моделях UTAUT и TAM, который был апробирован в контекстах арабских государств Персидского залива и Индии (Rahiman, Kodikal, 2024). Этот опросник имел подтвержденную факторную структуру, а также достаточно надежные шкалы: альфа Кронбаха варьировалась от 0,71 до 0,87. Обладая подтвержденной факторной структурой и надежностью, он подходит к кросс-культурной адаптации и проверке психометрических свойств в российском образовательном контексте. Поэтому далее мы представим оригинальный

инструмент, процедуру его перевода, сбора данных и статистического анализа.

Материалы и методы

Структура оригинальной версии опросника. В оригинальном исследовании использовалась адаптированная анкета для оценки факторов внедрения ИИ преподавателями вузов. Анкета включала 47 вопросов, разделенных на 10 ключевых конструкторов, измеряемых по 5-балльной шкале Ликерта (от «Полностью не согласен» до «Полностью согласен»). В табл. 1 приведены основные характеристики исследуемых конструкторов.

Таблица 1 / Table 1

Основные характеристики конструкторов оригинальной статьи
Main constructs of the original article

Конструктор / Construct	Тематика шкалы / Scale theme	Количество утверждений / Number of items
Осведомленность / Awareness	Знакомство с инструментами ИИ и областями их применения в ВО / Familiarity with AI tools and their areas of application in Higher Education	4
Восприятие рисков / Perception of risks	Этические, юридические и процедурные риски использования ИИ / Ethical, legal, and procedural risks of AI use	5
Ожидаемая эффективность / Expected performance	Польза ИИ для повышения результативности обучения и управления / Benefits of AI for enhancing learning and management effectiveness	5
Ожидаемые усилия / Expected effort	Насколько легко преподавателю освоить и использовать ИИ-технологии / How easy it is for teachers to learn and use AI technologies	5
Способствующие условия / Facilitating conditions	Наличие ресурсов, инфраструктуры и поддержки со стороны вуза / Availability of resources, infrastructure, and support from the university	5
Отношение / Attitude	Общее ценностное и эмоциональное отношение к ИИ в образовании / General value-based and emotional attitude towards AI in education	5
Интенция поведения / Behavioral intention	Готовность рекомендовать и планировать использование ИИ / Willingness to recommend and plan the use of AI	5
Общественная полезность / Social usefulness	Представления о том, как ИИ меняет систему ВО и общество в целом / Perceptions of how AI is changing the HE system and society as a whole	4
Профессиональная вовлеченность / Professional involvement	Влияние ИИ на интерес и участие преподавателя в работе / Influence of AI on the teacher's interest and participation in work	4
Фактическое применение ИИ / Actual AI use	Конкретные практики использования ИИ в преподавании и администрировании / Specific practices of using AI in teaching and administration	5

В исследовании для оценки психометрических свойств инструментария был применен метод моделирования структурными уравнениями в частичных наименьших квадратах (PLS-SEM). Анализ конвергентной валидности показал, что значения средней извлеченной дисперсии (AVE) для всех конструкторов превышают установленный порог 0,5, что свидетельствует о достаточной конвергентной валидности измерительной модели (Olarade et al., 2023). Дискриминантная валидность оценивалась с использованием критерия Форнелла-Ларкера: квадратные корни значений AVE для каждого латентного конструктора превышали корреляции данного конструктора с остальными переменными модели, что соответствует общепринятым стандартам (Roemer et al., 2021).

Методология исследования и процедура адаптации. Адаптация методики проводилась согласно стандартному методу адаптации зарубежных опросников (Epstein et al., 2015). Ключевые этапы перевода состояли в предпереводческом анализе оригинала, выполнении перевода с английского языка на русский. Перевод опросника был выполнен сотрудниками кафедры теории и практики перевода Тольяттинского государственного университета. Реконструкция итогового варианта перевода проводилась авторами совместно в несколько итераций.

Предапробация полученной версии опросника была проведена в формате когнитивных лабораторий. В исследовании приняли участие 3 преподавателя из разных университетов России: МГУ имени М.В. Ломоносова, НИУ ВШЭ и УУНиТ. Так как некоторые формулировки утверждений вызвали затруднения у испытуемых: в ходе когнитивных интервью и пилотного тестирования часть утверждений была признана участниками неоднозначной и сложной для интерпретации, а ряд пунктов, релевантных в оригинальном контексте, требовал существенной модификации для применения в российской образовательной среде — были внесены изменения в текст опросника с сохранением близости к оригиналу. В итоговую

версию вошли 6 из 10 исходных шкал с добавлением авторских утверждений (см. Приложение А, табл. А1). Для эмпирической проверки адаптированного инструмента было проведено анкетирование, участники которого описаны ниже.

Участники исследования. Выборку исследования составили 103 респондента из 26 университетов России: УлГПУ им. И.Н. Ульянова (23%), Тольяттинский государственный университет (11%), ПИУ имени П.А. Столыпина (9%), НИУ ВШЭ (7%), ДИТИ НИЯУ МИФИ (6%), МГУ имени М.В. Ломоносова (5%) и ряд других университетов.

Для рекрутинга применялся метод «снежного кома» — направление личного запроса представителям университетов, а также личные связи на добровольной и безвозмездной основе. Опрос был представлен на платформе Microsoft Forms. Участникам исследования предлагалось ответить на вопросы социально-демографического профиля, после чего — перейти к утверждениям инструмента. Возраст участников исследования — от 18 до 56 лет, с преобладанием респондентов старше 45 лет (43%). Среди ответивших — 64% женщин и 36% мужчин. Распределение респондентов по занимаемым должностям выглядит следующим образом: доцент — 49%; профессор — 16%; ассистент — 11%; старший преподаватель / преподаватель — 15%; стажер / лаборант — 6%; заведующий кафедрой / лабораторией — 5%.

Методы анализа. Психометрические характеристики. Соответствие теоретической и наблюдаемой модели опросника проверялось с помощью конфирматорного факторного анализа (КФА). В адаптированной методике применялась шкала Ликерта с пятью категориями ответов. Поскольку распределение ответов отклонялось от нормального, при проведении КФА был использован метод максимального правдоподобия с устойчивыми стандартными ошибками и поправкой Satorra-Bentler (MLM — Maximum Likelihood Mean-adjusted).

Качество модели оценивалось с использованием нескольких показателей:

надежный сравнительный индекс согласия (Robust Comparative Fit Index, CFI) — около 0,9 и выше; надежный индекс Таккера-Льюиса (Robust Tucker-Lewis Index, TLI) — также около 0,9 и выше; надежная среднеквадратичная ошибка аппроксимации (Robust Root Mean Square Error of Approximation, Robust RMSEA) — около 0,08 или ниже; стандартизированный корень среднеквадратичного остатка (Standardized Root Mean Square Residual, SRMR) — около 0,1 или ниже (Hu, Bentler, 1999). Также при отборе утверждений использовались два критерия исключения: (1) стандартизированная факторная нагрузка ниже 0,3 и (2) наличие локальной зависимости между утверждениями.

Надежность опросника оценивалась с помощью двух коэффициентов: Альфы Кронбаха (Venkatesh et al., 2012) и иерархической Омеги Макдональда (McDonald, 1999). Достаточным уровнем надежности считалось значение не ниже 0,7, а высоким уровнем — выше 0,8 (Evers et al., 2013). Для проверки функционирования ответной шкалы были рассчитаны средние значения, стандартные отклонения и доля ответов по каждой ответной категории.

Факторы использования ИИ. Для исследования факторов, которые связаны с применением преподавателями ИИ в университете, использовалась линейная регрессия. В качестве зависимой переменной использовалась шкала «Применение», а в качестве независимых переменных — другие шкалы опросника. Также в модель были добавлены контрольные переменные пола и возраста респондентов.

Анализ проводился с использованием программного обеспечения RStudio и пакета «lavaan» (Rosseel, 2012).

Результаты

Психометрические характеристики.

На первом этапе оценки психометрических характеристик инструмента был проведен КФА с целью изучения факторной структуры опросника. Базовая модель отражала теоретическую структуру, однако показатели согласия оказались неудовлетворительными (табл. 2).

С целью повышения качества модели из шкалы «Риски» было удалено утверждение «Я считаю, что образовательный контент, созданный с помощью ИИ, не всегда корректен и требует тщательной проверки», поскольку его факторная нагрузка была ниже 0,3.

В шкале «Трудности» два утверждения — «Мне будет просто освоить технологии ИИ в различных сферах, если я буду знать принципы его работы» и «Я смогу легко применять технологии искусственного интеллекта» — продемонстрировали локальную зависимость, обусловленную их обратной направленностью. В связи с этим оба утверждения были исключены из модели.

Для обеспечения идентифицируемости модели факторные нагрузки двух оставшихся утверждений в шкале «Трудности» были зафиксированы как равные. Проведенные модификации позволили улучшить соответствие модели эмпирическим данным: показатели согласия итоговой модели достигли удовлетворительного уровня (табл. 2).

Итоговая модель опросника и стандартизированные факторные нагрузки пред-

Таблица 2 / Table 2

Статистики согласия Model fit statistics

Модель / Model	Robust CFI	Robust TLI	Robust RMSEA (90% ДИ)	SRMR
Базовая модель / Initial model	0,870	0,848	0,087 (0,071–0,102)	0,086
Итоговая модель / Final model	0,932	0,917	0,068 (0,045–0,088)	0,064

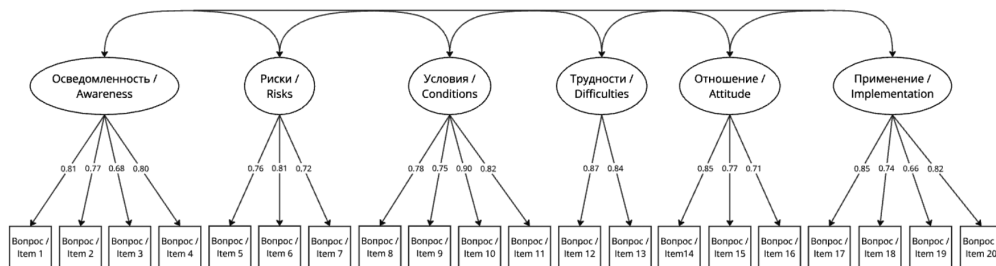


Рис. Путь диаграмма модели факторного анализа
Fig. Path diagram of the factor analysis model

ставлены на рисунке, корреляция факторов представлена в табл. 3. Все свободно оцениваемые факторные нагрузки оказались значимы на уровне $< 0,001$ и достаточно высоки (мин. = 0,66; макс. = 0,90). Корреляции факторов были ожидаемыми, «Риски» и «Трудности» отрицательно связаны с остальными шкалами, а оценка рисков связана с трудностями освоения и условиями для применения ИИ. Таким образом, по результатам КФА можно заключить, что факторная структура опросника была подтверждена.

Надежность шкал варьировалась от 0,80 до 0,89 как для Альфа Кронбаха, так и для Омега Макдональда (табл. 4), что говорит о высоком уровне надежности шкал опросника.

Для анализа функционирования ответной шкалы были рассчитаны ее основные статистики. Среднее значение по всем утверждениям составило 3,31 балла, стан-

дартное отклонение — 1,10, что указывает на умеренную склонность респондентов соглашаться с утверждениями и при этом на достаточную вариативность ответов. Причем респонденты использовали полный диапазон категорий шкалы (табл. 5). Наибольшую популярность приобрели три центральные категории, чаще всего выбиралась категория «Согласен». Несмотря на небольшое смещение распределения в сторону согласия, можно заключить, что шкала функционирует удовлетворительно.

Факторы использования ИИ. Результаты регрессионного анализа показали, что предложенная модель объясняет 69% дисперсии в использовании ИИ в высшем образовании ($F(91) = 22,04$; $p < 0,001$; $R^2 = 0,69$; табл. 6). Значимыми предикторами выступили три фактора. Оценка рисков использования ИИ показала отрицательную связь ($\beta = -0,29$;

Таблица 3 / Table 3

Корреляции факторов опросника
Questionnaire factor correlations

Шкала / Scale	Осведомленность / Awareness	Риски / Risks	Трудности / Difficulties	Условия / Conditions	Отношение / Attitude
Риски / Risks	-0,20	—			
Трудности / Difficulties	-0,45**	-0,03	—		
Условия / Conditions	0,48***	-0,02	-0,29*	—	
Отношение / Attitude	0,72***	-0,35*	-0,32**	0,52***	—
Применение / Implementation	0,61***	-0,39**	-0,29*	0,60***	0,67***

Примечание: уровни значимости: *** — $p < 0,001$; ** — $p < 0,01$; * — $p < 0,05$.

Note: significance level: *** — $p < 0,001$; ** — $p < 0,01$; * — $p < 0,05$.

Таблица 4 / Table 4

**Надежность шкал опросника
 Questionnaire scale reliability**

Шкала / Scale	Альфа Кронбаха / Cronbach's α	Омега Макдональда / McDonald's ω
Осведомленность / Awareness	0,85	0,85
Риски / Risks	0,80	0,80
Трудности / Difficulties	0,84	0,84
Условия / Conditions	0,89	0,89
Отношение / Attitude	0,81	0,81
Применение / Implementation	0,86	0,85

Таблица 5 / Table 5

**Статистики ответной шкалы, %
 Response scale statistics, %**

Ответная категория / Response category	Средняя доля выбора / Mean selection percentage
Полностью не согласен / Strongly disagree	8
Не согласен / Disagree	21
Нейтрально / Neutral	22
Согласен / Agree	33
Полностью согласен / Strongly agree	16

$p < 0,001$), тогда как позитивное отношение к ИИ ($\beta = 0,29$; $p < 0,009$) и наличие условий для его применения ($\beta = 0,39$; $p < 0,001$) положительно коррелировали с уровнем применения ИИ. Наибольший вклад в модель вносил

фактор условий. Таким образом, полученные результаты свидетельствуют о важности как индивидуальных установок, так и внешних условий для использования технологий ИИ в высшем образовании.

Таблица 6 / Table 6

**Регрессионная модель предикторов внедрения искусственного интеллекта
 в образовательную практику (стандартизированные коэффициенты β)
 Regression model of predictors for implementing artificial intelligence
 n educational practice (standardized β coefficients)**

Предиктор / Predictor	β (SE)
Константа / Constant	-0,07 (0,21)
Осведомленность / Awareness	0,17 (0,10)
Риски / Risks	-0,29*** (0,06)
Трудности / Difficulties	-0,04 (0,07)
Условия / Conditions	0,39*** (0,07)
Отношение / Attitude	0,29** (0,11)
Мужской пол / Male	0,19 (0,12)
Возраст (ref. 18–24 года) / Age (ref. 18–24 years)	
25–30 лет / 25–30 years	-0,08 (0,24)
31–37 лет / 31–37 years	-0,09 (0,27)
38–45 лет / 38–45 years	0,21 (0,23)

Предиктор / Predictor	β (SE)
46–55 лет / 46–55 years	0 (0,23)
56 и более лет / 56 and more years	–0,07 (0,24)
Статистика моделей / Model statistics	
R ²	0,69

Примечание: уровни значимости: *** — $p < 0,001$; ** — $p < 0,01$; * — $p < 0,05$.

Note: significance level: *** — $p < 0,001$; ** — $p < 0,01$; * — $p < 0,05$.

Обсуждение результатов

Целью приведенного здесь исследования была адаптация зарубежного опросника о факторах применения ИИ преподавателями высшей школы (Rahiman, Kodikal, 2024) для русского языкового и культурного контекста. Полученные результаты позволили не только подтвердить психометрическую состоятельность инструмента, но и интерпретировать специфику восприятия ИИ российскими преподавателями в сравнении с данными зарубежных исследований.

В русскоязычной версии опросника нами было сокращено количество включенных шкал (с 10 до 6) и утверждений (с 45 до 20) по сравнению с оригинальной версией опросника, два утверждения были удалены в ходе анализа. В результате конфирматорного анализа сформированы 6 факторов: «Осведомленность», «Воспринимаемые риски», «Способствующие условия», «Отношение», «Поведение» и «Трудности». Вариативность ответов респондентов и умеренная склонность соглашаться с утверждением демонстрируют, что пока складывается неоднозначное восприятие ИИ преподавателями вузов, что может быть объяснено относительно недавним внедрением ИИ в высшем образовании в России (Елсакова, Маркус, 2024). Данный вывод согласуется с результатами более раннего исследования Сысоева (Сысоева, 2023), где ответы преподавателей вузов по шкале Ликерта были так же вариативны. По шкале осведомленности примерно в равной степени наблюдаются склонность к согласию и несогласию с утверждениями, при этом преподаватели в большей степени признают риски, чем видят благоприятные условия в образовательной среде вуза для применения ИИ-инструментов.

Результаты регрессионного анализа, выявившие положительную связь применения ИИ с отношением и условиями, а отрицательную — с восприятием рисков, в целом согласуются с логикой оригинальной модели (Rahiman, Kodikal, 2024) и подтверждаются другими международными исследованиями (Bayaga, 2025). Найденная отрицательная связь применения ИИ и восприятия рисков преподавателями, несмотря на то, что вполне ожидаема, в результате поднимает вопросы о наличии и отсутствии достаточного нормативного регулирования применения ИИ в образовательной деятельности вузов и может быть связана с постоянным развитием ИИ-сферы.

В отличие от некоторых зарубежных выборок, где осведомленность часто выступает ключевым драйвером использования технологий, в нашем исследовании фактор «Осведомленность» не показал статистически значимой связи с практикой применения ИИ. Это позволяет сделать вывод, что в условиях российских вузов знания об ИИ-инструментах являются необходимым, но недостаточным условием для их интеграции в педагогическую практику. Наиболее сильным предиктором фактического использования ИИ в нашем исследовании оказались «Способствующие условия» — наличие ресурсов, инфраструктуры и поддержки со стороны университета. Этот вывод подчеркивает ведущее значение организационного контекста над индивидуальными факторами в российской высшей школе на текущем этапе цифровой трансформации. Таким образом, барьером для внедрения выступает не столько дефицит знаний или негативное отношение (которое, напротив, в целом по-

зитивно), сколько отсутствие сформированной системы поддержки инноваций на институциональном уровне.

Заключение

Представленное здесь исследование позволило адаптировать и валидировать опросник для изучения факторов применения ИИ преподавателями российских вузов. Адаптированный инструмент демонстрирует хорошие психометрические свойства и может быть использован в дальнейших исследованиях для мониторинга динамики принятия ИИ-технологий в академической среде. Основной эмпирический вывод нашей работы заключается в том, что решающую роль в интеграции ИИ в образовательный процесс российских вузов играют не индивидуальная осведомленность преподавателей, а внешние, организационные условия, а также формируемое позитивное отношение к технологиям при одновременном снижении воспринимаемых рисков. Этот результат смещает фокус внимания с задач индивидуального обучения преподавателей в сторону необходимости системных изменений на уровне образовательных организаций.

Полученные результаты имеют практическую значимость для развития высшего образования. Они подчеркивают необходимость:

1. Разработки целевых программ повышения квалификации, ориентированных не только на технические аспекты работы с ИИ, но и на формирование позитивного ценностного отношения.

2. Создания комплексной системы организационной поддержки преподавателей, включающей техническую инфраструктуру, методическое сопровождение и стимулирование инноваций.

3. Развития нормативной базы, регулирующей использование ИИ в образовательном процессе, что может способствовать снижению восприятия рисков.

Наши выводы подчеркивают важность программ повышения квалификации по данной теме, мер стимулирования и поддержки преподавателей для использования ИИ ад-

министрацией вузов, изучения установок преподавателей и внедрения программ по их коррекции. Для успешной интеграции ИИ в образовательный процесс усилий только преподавателей недостаточно — ключевую роль играет создание вузами благоприятных организационных и инфраструктурных условий.

Перспективы дальнейших исследований видятся в применении адаптированного опросника на более репрезентативных выборках, а также в проведении лонгитюдных исследований для анализа динамики факторов использования ИИ в российском высшем образовании.

Ограничения. Настоящее исследование, несмотря на свою значимость, имеет ряд методологических ограничений, которые необходимо учитывать при интерпретации полученных результатов. Во-первых, объем выборки ($N = 103$) является относительно небольшим для комплексного психометрического анализа. Хотя его хватило для первичной адаптации, для генерализации результатов на всю популяцию российских преподавателей требуется расширение выборки. Во-вторых, в выборке недостаточно представлены различные типы вузов (преобладают региональные университеты), что ограничивает экстраполяцию результатов. В-третьих, метод сбора данных («снежный ком») мог привести к смещению в сторону более мотивированных преподавателей. При планировании будущих исследований для повышения валидности рекомендуется расширить выборку, обеспечив репрезентативность по типам вузов и региону, а также дополнить анкетирование качественными методами (интервью, фокус-группы).

Limitations. Despite its significance, the present study has several methodological limitations that should be considered when interpreting the results. First, the sample size ($N = 103$) is relatively small for a comprehensive psychometric analysis. While sufficient for the initial adaptation of the questionnaire, a larger sample is required to generalize the findings to the broader population of Russian university teachers. Sec-

ond, the sample is not fully representative of different types of universities (regional universities are overrepresented), which limits the extrapolation of the results. Third, the data collection method (“snowball sampling”) may have introduced a self-selection bias towards more

motivated teachers. To enhance the validity of future research, it is recommended to increase the sample size, ensuring representativeness across university types and regions, and to supplement the survey with qualitative methods (e.g., interviews, focus groups).

Список источников / References

1. Елсакова, Р.З., Маркус, А.М. (2024). Повышение квалификации преподавателей вуза в области искусственного интеллекта: современное состояние. *Высшее образование в России*, 33(11), 73–94. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2024-33-11-73-94>
2. Лукичев, П.М., Чекмарев, О.П. (2023). Применение искусственного интеллекта в системе высшего образования. *Вопросы инновационной экономики*, 13(1), 485–502. <https://doi.org/10.18334/vinsec.13.1.117223>
3. Резаев, А.В., Трегубова, Н.Д. (2023). ChatGPT и искусственный интеллект в университетах: какое будущее нам ожидать? *Высшее образование в России*, 32(6), 19–37. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2023-32-6-19-37>
4. Рязко, Т.В., Гуртов, В.А., Степуть, И.С. (2022). Анализ показателей подготовки кадров для сферы искусственного интеллекта по результатам мониторинга вузов. *Высшее образование в России*, 31(7), 9–24. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2022-31-7-9-24>
5. Сысоев, П.В. (2023). Искусственный интеллект в образовании: осведомленность, готовность и практика применения преподавателями высшей школы. *Высшее образование в России*, 32(10), 9–33. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2023-32-10-9-33>
6. Управление изменениями в образовании: генеративный ИИ, СБЕР, GeekBrains. (2023). ai.gov.ru. URL: https://ai.gov.ru/knowledgebase/obrazovanie-i-kadry-ii/2023_upravlenie_izmeneniyami_v_obrazovanii_generativnyy_ii_sber_geekbrains/ (дата обращения: 15.05.2025).
7. Bayaga, A. (2025). Leveraging AI-enhanced and emerging technologies for pedagogical innovations in higher education. *Education and Information Technologies*, 30(1), 1045–1072. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13122-y>
8. Begum, I. (2024). Role of artificial intelligence in higher education — an empirical investigation. *International Research Journal on Advanced Engineering and Management (IRJAEM)*, 2(3), 49–53. <https://doi.org/10.47392/IRJAEM.2024.0009>
9. Bobula, M. (2024). Generative artificial intelligence (AI) in higher education: A comprehensive review of challenges, opportunities, and implications. *Journal of Learning Development in Higher Education*, 30. <https://doi.org/10.47408/jldhe.vi30.1137>
10. Cabero-Almenara, J., Palacios-Rodríguez, A., Loaiza-Aguirre, M.I., Andrade-Abarca, P.S. (2024). The impact of pedagogical beliefs on the adoption of generative AI in higher education: predictive model from UTAUT2. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7. <https://doi.org/10.3389/fraci.2024.1497705>
11. Crompton, H., Song, D. (2021). The potential of artificial intelligence in higher education. *Revista*

- Virtual Universidad Católica del Norte*, 62. <https://doi.org/10.35575/rvucn.n62a1>
12. Epstein, J., Santo, R.M., Guillemín, F. (2015). A review of guidelines for cross-cultural adaptation of questionnaires could not bring out a consensus. *Journal of Clinical Epidemiology*, 68(4), 435–441. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2014.11.021>
 13. Ertel, W. (2024). *Introduction to artificial intelligence*. Cham: Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-43102-0>
 14. Evers, A., Hagemeister, C., Høstmælingen, A., Lindley, P., Muñiz, J., Sjöberg, A. (2013). *EFPA Review Model for the Description and Evaluation of Psychological and Educational Tests. Test Review Form and Notes for Reviewers. Version 4.2.6. Brussels: EFPA*. URL: https://ipbpartners.eu/wp-content/uploads/2021/09/4.-DISC-EFPA_TestReviewModel2020_Report.pdf (viewed: 28.05.2025).
 15. Galindo-Domínguez, H., de la Maza, M.S., Campo, L., Iglesias, D.L. (2025). Design and validation of a multidimensional scale for assessing teachers' perceptions toward artificial intelligence in education. *International Journal of Learning Technology*, 20(3), 294–315. <https://doi.org/10.1504/IJLT.2025.149272>
 16. Guo, S., Shi, L., Zhai, X. (2025). Developing and validating an instrument for teachers' acceptance of artificial intelligence in education. *Education and Information Technologies*, 30(10), 13439–13461. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13338-6>
 17. Harry, A. (2023). *Role of AI in Education. Interdisciplinary Journal & Humanity (INJURITY)*, 2(3). <https://doi.org/10.58631/injury.v2i3.52>
 18. Howard, J. (2019). Artificial intelligence: Implications for the future of work. *American Journal of Industrial Medicine*, 62(11), 917–926. <https://doi.org/10.1002/ajim.23037>
 19. Hu, L., Bentler, P.M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
 20. Kazimova, D., Tazhigulova, G., Shraimanova, G., Zatyneyko, A., Sharzadin, A. (2025). Transforming University Education with AI: A Systematic Review of Technologies, Applications, and Implications. *International Journal of Engineering Pedagogy*, 15(1). <https://doi.org/10.3991/ijep.v15i1.50773>
 21. Lérias, E., Guerra, C., Ferreira, P. (2024). Literacy in Artificial Intelligence as a Challenge for Teaching in Higher Education: A Case Study at Portalegre Polytechnic University. *Information*, 15(4), 205. <https://doi.org/10.3390/info15040205>
 22. McDonald, R.P. (1999). *Test theory: A unified treatment*. New York: Psychology Press. <https://doi.org/10.4324/9781410601087>
 23. Olapade, D.T., Aluko, T.B., Adisa, A.L., Abobarin, A.A. (2023). A framework for assessment of customary land delivery institutions: Instrument development, content validity and reliability testing. *Property Management*, 41(5), 729–752. <https://doi.org/10.1108/PM-06-2022-0041>
 24. Onesi-Ozigagun, O., Ololade, Y.J., Eyo-Udo, N.L., Ogundipe, D.O. (2024). Revolutionizing education through AI: A comprehensive review of enhancing learning experiences. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 6(4), 589–607. <https://doi.org/10.51594/ijarss.v6i4.1011>
 25. Popenici, S.A., Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>
 26. Rahiman, H.U., Kodikal, R. (2024). Revolutionizing education: Artificial intelligence empowered learning in higher education. *Cogent Education*, 11(1), 1–24. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2023.2293431>
 27. Ramazanoglu, M., Akin, T. (2025). AI readiness scale for teachers: Development and validation. *Education and Information Technologies*, 30(6), 6869–6897. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13087-y>
 28. Rich, E.A. (1983). *Artificial Intelligence*. New York: McGraw-Hill.
 29. Roemer, E., Schubert, F., Henseler, J. (2021). HTMT2 — an improved criterion for assessing discriminant validity in structural equation modeling. *Industrial Management & Data Systems*, 121(12), 2637–2650. <https://doi.org/10.1108/IMDS-02-2021-0082>
 30. Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, 48, 1–36. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
 31. Singh, S.V., Hiran, K.K. (2022). The impact of AI on teaching and learning in higher education technology. *Journal of Higher Education Theory & Practice*, 22(13). <https://doi.org/10.33423/jhetp.v22i13.5514>
 32. Slimi, Z., Carballido, B.V. (2023). Navigating the Ethical Challenges of Artificial Intelligence in Higher Education: An Analysis of Seven Global AI Ethics Policies. *TEM Journal*, 12(2). <https://doi.org/10.18421/TEM122-02>
 33. Tavakol, M., Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach's alpha. *International Journal of Medical Education*, 2, 53–55. <https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>

34. Venkatesh, V., Thong, J.Y.L., Xu, X. (2016). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: A Synthesis and the Road Ahead. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328–376. <https://doi.org/10.17705/1jais.00428>
35. Wang, Z., Wang, Y., Zeng, Y., Su, J., Li, Z. (2025). An investigation into the acceptance of intelligent care systems: an extended technology acceptance model (TAM). *Scientific Reports*, 15(1), 17912. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-02746-w>

Приложение / Appendix

Приложение А. Утверждения адаптированного опросника «Факторы использования ИИ преподавателями вузов»: <https://doi.org/10.48612/MSUPE/5dpe-7291-ag44>

Appendix A. Statements of the adapted questionnaire «Factors of AI Use by University Educators»: <https://doi.org/10.48612/MSUPE/5dpe-7291-ag44>

Информация об авторах

Юлия Васильевна Сибирякова, аспирант Института образования, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (ФГАОУ ВО НИУ ВШЭ), Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2279-4931>, e-mail: yvsibiriakova@hse.ru

Даниил Павлович Талов, аспирант, стажер-исследователь Проектно-учебной лаборатории моделирования и оценивания компетенций в высшем образовании Института образования, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (ФГАОУ ВО НИУ ВШЭ), Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1682-0578>, e-mail: dtalov@hse.ru

Бибигуль Сансызбаевна Исакова, стажер-исследователь Центра общего и дополнительного образования имени А.А. Пинского Института образования, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (ФГАОУ ВО НИУ ВШЭ), Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1068-6822>, e-mail: bs.iskakova@hse.ru

Антон Игоревич Кутузов, аспирант Института образования, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (ФГАОУ ВО НИУ ВШЭ), Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-8712-6018>, e-mail: aikutuzov@hse.ru

Валерия Олеговна Колесник, аспирант Института образования, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (ФГАОУ ВО НИУ ВШЭ), Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-5605-2573>, e-mail: vokolesnik@hse.ru

Information about the authors

Yulia V. Sibiriyakova, Postgraduate Student, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2279-4931>, e-mail: yvsibiriakova@hse.ru

Daniil P. Talov, Postgraduate Student, Research Intern at the Project-Based Learning Laboratory for Modeling and Assessing Competencies in Higher Education, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1682-0578>, e-mail: dtalov@hse.ru

Bibigul S. Iskakova, Research Intern at the A.A. Pinsky Centre for General and Extracurricular Education, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1068-6822>, e-mail: bs.iskakova@hse.ru

Anton I. Kutuzov, Postgraduate Student, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-8712-6018>, e-mail: aikutuzov@hse.ru

Valeria O. Kolesnik, Postgraduate Student, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-5605-2573>, e-mail: vokolesnik@hse.ru

Вклад авторов

Сибирякова Ю.В. — общее руководство планированием исследования, проведение когнитивных лабораторий, организация сбора данных, подготовка текста введения, общее редактирование итогового текста.

Талов Д.П. — проведение когнитивных лабораторий, проведение психометрического анализа (КФА, оценка надежности, описательные статистики, регрессионный анализ).

Исакова Б.С. — подготовка текста введения, обсуждения и результатов.

Кутузов А.И. — подготовка обзора литературы и схожих инструментов измерения, организация сбора данных.

Колесник В.О. — проведение когнитивных лабораторий, подготовка текста обсуждения.

Все авторы приняли участие в обсуждении результатов и согласовали окончательный текст рукописи.

Contribution of the authors

Yulia V. Sibiryakova — general supervision of research planning, conducting cognitive laboratories, data collection organization, drafting the introduction, general editing of the final manuscript.

Daniil P. Talov — conducting cognitive laboratories, conducting psychometric analysis (CFA, reliability estimation, descriptive statistics, regression analysis).

Bibigul S. Iskakova — preparing the introduction, discussion, and results sections.

Anton I. Kutuzov — preparing the literature review and overview of similar measurement instruments, data collection organization.

Valeria O. Kolesnik — conducting cognitive laboratories, preparing the discussion.

All authors participated in the discussion of the results and approved the final text of the manuscript.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию 23.11.2025

Поступила после рецензирования 11.02.2026

Принята к публикации 03.06.2026

Опубликована 30.06.2026

Received 2025.11.23

Revised 2026.02.11

Accepted 2026.06.03

Published 2026.06.30