

Факторы интеграции искусственного интеллекта в исследование: кейсы российских лабораторий

Научная статья

DOI: 10.31992/0869-3617-2026-35-6-149-168

Сазонов Артём Алексеевич – младший научный сотрудник Научно-исследовательской лаборатории археологии и этнографии Сибири, ORCID: 0009-0004-6088-057X, artemiy_sazonov@mail.ru

Попова Евгения Владимировна – канд. полит. наук, доцент, заведующая кафедрой антропологии и этнологии Факультета исторических и политических наук, ORCID: 0000-0003-1716-8849, iam.e.popova@yandex.ru

Мацепуро Дарья Михайловна – старший научный сотрудник Научно-исследовательской лаборатории археологии и этнографии Сибири, ORCID: 0000-0002-9809-082X, daria.matsepuro@mail.tsu.ru

Томский государственный университет, Томск, Россия

Адрес: 634050, г. Томск, ул. Ленина, д. 36

***Аннотация.** Для понимания факторов успешной интеграции технологий искусственного интеллекта (ИИ) как исследовательского метода в деятельность лаборатории необходимо обратиться к существующему опыту научных коллективов, проанализировать ключевые аспекты их работы и опыт внедрения искусственного интеллекта, успешный или нет. Цель настоящего исследования состоит в том, чтобы выявить и систематизировать ключевые переменные, определяющие возможность включения искусственного интеллекта в работу научных коллективов. Для этого мы используем подход множественного кейс-стади. В центре внимания данного исследования четыре исследовательских коллектива сибирских научных и образовательных организаций. Научные группы работают или работали над проектами в разных предметных областях: физике, истории, медицине.*

Мы выявили три взаимосвязанных условия успешного внедрения искусственного интеллекта. Во-первых, возможность гармонизации исследовательской задачи и формата данных – исследователи начинали активно интегрировать ИИ в свою работу, когда традиционные методы становились технически неэффективными. Во-вторых, формирование коллаборации со специалистами в области работы с данными и программистами, которая во многом зависела от активной организационной политики, позволяя приобрести необходимые компетенции. И, как следствие, двусторонняя коммуникация между исследователями и специалистами по ИИ позволила закрепить опыт применения технологии для действующего и будущих проектов. Таким образом, внедрение ИИ оказывается не столько линейным, технологически обусловленным процессом, сколько согласованием исследова-

тельской задачи, имеющихся ресурсов, компетенций, коммуникативных навыков, организационной культуры и дисциплинарных норм валидации полученного знания.

Ключевые слова: научная инфраструктура, искусственный интеллект, социальные исследования лабораторий, STS, стандарты научного знания

Для цитирования: Сазонов А.А., Попова Е.В., Мацепуро Д.М. Факторы интеграции искусственного интеллекта в исследование: кейсы российских лабораторий // Высшее образование в России. – 2026. – Т. 35, № 6. – С. 149–168. – DOI: 10.31992/0869-3617-2026-35-6-149-168.

For Factors of AI Integration in Research: Case Study of Russian Laboratories

Original article

DOI: 10.31992/0869-3617-2026-35-6-149-168

Artem A. Sazonov – Junior Researcher, Laboratory of Archaeology and Ethnography of Siberia, ORCID: 0009-0004-6088-057X, artemiy_sazonov@mail.ru

Evgeniya V. Popova – Cand.Sci. (Political Sciences), Associate Professor, Head of the Department of Anthropology and Ethnology, Faculty of Historical and Political Sciences, ORCID: 0000-0003-1716-8849, iam.e.popova@yandex.ru

Daria M. Matsepuro – Cand.Sci. (History), Senior Researcher, Laboratory of Archaeology and Ethnography of Siberia, ORCID: 0000-0002-9809-082X, Researcher ID: AAF-6266-2019, daria.matsepuro@mail.tsu.ru

National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation

Address: 36 Lenin ave., Tomsk, 634050, Russian Federation

Abstract. To understand the factors of successful integration of artificial intelligence into research process, it is necessary to examine the existing experience of scientific collectives, analyze key aspects of their work and the experience of implementing artificial intelligence (AI), whether successful or not. The purpose of this study is to identify the key factors that determine the success of artificial intelligence integration into the research activities of scientific collectives.

To achieve the research objectives, we employ a multiple case study approach and conduct a series of semi-structured in-depth interviews. The focus of this study is four research collectives from Siberian scientific institutions. The scientific groups have been working or have worked on projects from different disciplines: physics, history, and medicine.

We identified three interconnected conditions for successful artificial intelligence implementation. First, the possibility of harmonizing the research task and data format. Active integration of AI into the work of research collectives started when traditional methods had become inefficient from technological standpoint. Second, active organizational policy allowed research collectives to establish collaborations with programmers, acquiring necessary competencies. Third, two-way communication between researchers and AI specialists enabled consolidation of experience in applying the technology, reducing costs, and integrating AI specialists into the scientific group. Thus, the implementation of AI proves to be not so much a linear, technologically determined process, but rather a coordination of the research task, available resources, competencies, organizational culture, and disciplinary norms for validating acquired knowledge.

Keywords: *research* infrastructure, artificial intelligence, laboratory social studies, STS, standards of scientific knowledge

Cite as: Sazonov, A.A., Popova, E.V., Matsepuro, D.M. (2026). Factors of AI Integration in Research: Case Study of Russian Laboratories. *Vysshee obrazovanie v Rossii = Higher Education in Russia*. Vol. 35, no. 6, pp. 149-168, doi: 10.31992/0869-3617-2026-35-6-149-168 (In Russ., abstract in Eng.).

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) – один из ключевых инструментов современной науки и промышленности – меняет анализ данных и моделирование сложных систем. Одновременно растёт скепсис учёных к ИИ-решениям. Они представляют «чёрный ящик»: работа алгоритмов ИИ непрозрачна, это подрывает доверие и тормозит внедрение перспективных методов. Алгоритм в процессе самообучения меняется, суть этих изменений мало кто понимает [1].

США и Китай инвестируют в научный ИИ. Более 35% публикаций по изучению влияния ИИ на общество были выпущены в этих странах [2]. Понимание факторов успешной интеграции технологий – вопрос стратегического преимущества. При этом внедрение ИИ неравномерно: одни лаборатории активно пользуются алгоритмами ИИ, другие не включают их в работу.

Стремительное развитие технологии обнажает системную проблему. Обнаруживается разрыв между возможностями алгоритмов и готовностью исследователей их использовать, между технологическим давлением и организационными и иными барьерами. Наблюдается неравномерность внедрения ИИ: географическая, дисциплинарная, организационная. Её причины неочевидны и не сводятся к наличию данных или вычислительных мощностей; предположительно, они кроются в малоизученных механизмах принятия решений на уровне научных групп. В фокусе данной работы находится вопрос: по каким критериям различные научные коллективы принимают решение интегрировать ИИ в исследования, и что определяет успех или неудачу внедрения. Кажется, это зависит от стратегии исследования, накопления и перераспределения имеющихся ресурсов, а также

от культурных и социальных контекстов деятельности учёных.

Методологически мы исходим из базового представления социальных исследований науки и технологий (STS), что деятельность исследователя определяется не внутренней логикой науки, но положением в транснаучных полях – сетях отношений, которые выходят за пределы научного сообщества [3], или культурными паттернами, которые определяют способы производства знания в разных дисциплинах. Иначе знание производится в повседневных практиках, и новые методы разными способами встраиваются в них. Решение учёных не сводится здесь к индивидуальной рациональности, но связано со сложным переплетением социальных, культурных, дисциплинарных норм и материальных условий. Расположение устройств в лаборатории связано не только с исследовательской необходимостью, но и с переговорами с другими сотрудниками университета; дизайном исследования, в большей степени отвечающего интересам грантодателей и их представлениям о стандартах научного знания. Общая рамка исследования – STS позволяет сфокусироваться не только на технических вопросах (точность, доступность, виды данных) или на социальных переменных (власть, институты, ресурсы), но на том, как в решении задействуется эпистемическая идентичность учёного. В принятии решения может быть важным, что считается «хорошим» знанием и правильными научными практиками в данной дисциплине [3]; каковы локальные культуры (нормы, иерархии) в контексте локальной научной группы и российской институциональной структуры в целом [4]; и наконец, как материальная организация исследовательского пространства опосредует интеграцию ИИ?

Возможности и риски применения ИИ в работе исследователя: обзор литературы

Сейчас выработан обширный корпус литературы, который описывает способы применения ИИ в академической среде. Много внимания привлекают вопросы этичности использования генеративного ИИ в образовании, его потенциал для тьюторского сопровождения, оценивания студентов [5–7]. В контексте научных исследований в основном литература посвящена возможностям, которые открывает ИИ перед учёными в процессе исследования [8–11]. Их можно обобщить по трём категориям: организация рабочего процесса, анализ данных и производство публикаций – создание текстов, инфографики, перевод¹. Первая группа показывает позитивную динамику по числу работ, связано это с ростом числа ИИ, специализированных для решения научных задач [12]. Фокус здесь находится прежде всего на новых инструментах, а не осмыслении процесса и результата их включения в работу исследователя. Публикуются модели, разработанные как для работы в узкодисциплинарных рамках: медицине [13; 14], физике [15], социальных исследованиях [16], так и в научных исследованиях в целом [17]. Отмечается потенциал ИИ в поиске и анализе научной литературы. Предлагаются методические решения для обработки массивов публикаций [18] и формулирования гипотез². Например, исследователи отмечают его высокую эффективность для анализа литературы [19; 20]. Но есть и критика такого подхода: уменьшение проверяемости и надёжности исследования [21].

Также предлагается инфраструктурный подход к внедрению ИИ, например для создания и обработки баз данных [22]. Применение систем ИИ для анализа научных данных включает в себя отбор и классификацию

эмпирического материала. В социальных исследованиях предлагается использовать большие лингвистические модели, чтобы быстрее формировать темы и облегчать качественное кодирование [23; 24] или автоматический анализ интервью [25; 26]. С. Юнцзюнь и коллеги приводят обзор возможностей алгоритмов в разных областях науки. Например, в медицине ИИ применяется для разработки лекарств, прогнозирования течения заболеваний, а в материаловедении для симуляции поведения новых материалов в различных условиях [9].

Инструменты ИИ могут вычитывать академические тексты, корректировать их, составлять аннотации [27]. Некоторые исследователи также используют нейросети для написания грантовых заявок [27]. ИИ автоматизирует визуализацию данных: создаёт диаграммы, графики на основе необработанных данных [27]. Нейросетевые переводчики облегчают и ускоряют коммуникацию между учёными, не владеющими языками международного общения [28].

Исследователи выделяют риски, связанные с внедрением ИИ в научный процесс. Часть из них касается этических вопросов. Например, системы машинного зрения могут укреплять существующие в обществе расовые и гендерные стереотипы [29]. Самые актуальные риски связаны с генеративными моделями ИИ. Они могут влиять на разнообразии исследовательских культур. Например, двумя способами: предлагая методы исследования, которые больше подходят для применения искусственного интеллекта; и отбирая идеи, которые ИИ способен выражать [30]. Например, широкое распространение больших лингвистических моделей приводит к тому, что в публикациях чаще встречаются специфичные для генеративно-

¹ AI Insights 2024. [Электронный ресурс]. Elsevier. 2025. URL: https://assets.ctfassets.net/o78em1y1w4i4/6BWRibYJNQLYkKWwKw7SVf/64c04b53ca9cc0795ac811f583f7eebb/Insights_2024_Attitudes_To_AI_Full_Report.pdf (дата обращения: 08.12.25)

² Accelerating scientific breakthroughs with an AI co-scientist [Электронный ресурс]. Google Research. 2025. URL: <https://research.google/blog/accelerating-scientific-breakthroughs-with-an-ai-co-scientist/> (дата обращения: 08.12.25)

го ИИ формулировки и слова [31], а включение их в исследовательские инфраструктуры потенциально ведёт к потере возможности использовать альтернативные инструменты [32]. Генеративный ИИ способен понимать и применять естественный язык, что ведёт к снижению уровня когнитивных затрат при использовании таких инструментов, что создаёт риск увеличения числа статей с низким научным уровнем [33].

Среди исследователей нет согласия о возможностях, которые предоставляет ИИ, и связанных с ним рисков. Его можно достичь, фокусируясь на том, как учёные принимают решения о внедрении ИИ в исследования. Литературы, посвящённой этому вопросу, мало. Редкие исследователи рассматривают институциональные и социальные факторы, влияющие на решение использовать ИИ. Д. Лю и Х.В. Джагадиш предполагают, что на принятие исследователями технологии ИИ могут повлиять вычислительные мощности и компетенции исследователей [34]. С. Бьянкини и коллеги соглашались с необходимостью создания технических инфраструктур, но не считают их решающим фактором. Исследователи подчёркивают важность институционального контекста: как много исследовательских коллективов уже используют ИИ и сколько молодых учёных работают в составе научной организации [35].

В литературе нет консенсуса о факторах включения ИИ в исследовательскую практику, тема остаётся малоизученной. Также в литературе присутствует фокус на системах генеративного ИИ и больших лингвистических моделях. Разработки в этой сфере флагманские, однако из виду теряются иные системы ИИ, такие как компьютерное зрение. Генеративный ИИ представлен больше других технологий в социальных исследованиях по этой теме [36].

В приведённых выше исследованиях ИИ рассматривается как сложившаяся технологическая данность. Его влияние на челове-

ское общество не может быть тотальным. В результате существует риск получить корпус материалов, который основан на неполных данных, и потерять из виду различные стадии интеграции технологии.

Российское поле со своей академической и этической спецификой – более мягким отношением к этическому регулированию, опорой на рекомендательные, а не регуляторные нормы в области ИИ – остаётся слабо изученным [37].

Таким образом, цель исследования – выявить и систематизировать ключевые факторы, определяющие успешность интеграции ИИ в повседневную исследовательскую деятельность научных коллективов. Для этого мы представляем существующие практики интеграции ИИ у изученных нами научных коллективов. Затем выявляем ключевые факторы, влияющие на этот процесс, и наконец, представляем барьеры, приводящие к неудаче или осложнению интеграции ИИ в исследования.

Методы сбора и анализа данных

В исследовании используется подход множественного кейс-стади, что позволяет оценить процесс с позиций разных исследовательских групп. В центре внимания четыре исследовательских коллектива сибирских научных организаций из разных предметных областей: историки, медицинские биофизики, теплофизики и физики-фотонщики. Они представляют разные структуры: университетские научные группы и структуры и лаборатории РАН³. Выборка лабораторий была стихийной, поскольку число научных коллективов, имеющих опыт применения ИИ в проведении исследований на момент исследования, было невелико. Лаборатории искали с помощью университетских Центров ИИ, научных управлений и по личным контактам исследователей.

Мы собирали данные с помощью полуструктурированных интервью. Гайд состоял

³ Мы используем здесь термины «лаборатория» и «научная группа» как синонимы.

из нескольких блоков: структура лаборатории и позиция информанта в ней; представления об ИИ и история его интеграции в исследовательскую работу; этические импликации использования ИИ. Всего проведено 12 интервью, длительностью от 40 минут до полутора часов. Число интервью для каждой лаборатории невелико. Обычно это руководитель или научный сотрудник – идеолог включения ИИ в исследование, аспирант, который работает с ИИ, потому что ему «дали тему», или ИИ-специалист. В случае историков был разговор с двумя сотрудниками научной группы.

Материалы интервью отличаются от кейса к кейсу, поэтому было проведено качественное кодирование данных. Мы выявили первичные коды во всех интервью: научная задача, данные, компетенции, коммуникации, результаты чего представлены в разделе «Эмпирическая часть». На этапе анализа кейсов мы работали с первичными кодами вокруг теоретических категорий эпистемических культур, типов коллабораций разнообразных участников и ситуативной рациональности.

При выборе стратегии исследования научные группы опираются на тип и особенности данных, которые им предстоит анализировать, например, как показывают И. Стайнхарт и коллеги, практики учёных по обработке открытых данных могут варьироваться от их типа [38]. Зависимость от типа и качества данных особенно характерна в исследованиях с использованием ИИ, которые опираются на статистические методы. Такие вопросы решаются на этапе дизайна исследования: какие методы будут использоваться и к каким данным применяться [39]. Соответственно, в центре внимания оказываются три взаимосвязанных аспекта, вокруг которых выстраивается наше описание работы лабораторий с ИИ как методом исследования: характер и пригодность данных для обработки алгоритмами, наличие компетенций, а также выстраивание эффективной коммуникации между учёными-предметниками и специалистами по ИИ. Кодирова-

ние происходило в соответствии с описанной схемой. Мы использовали программу *QualCoder*, чтобы структурировать эмпирический материал, организовать его вокруг трёх центральных категорий, описывающих факторы интеграции искусственного интеллекта в исследование.

В начале каждого интервью мы предупреждали информантов о рисках. Главный риск в этих условиях – деанонимизация. Согласие на участие в исследовании и публикацию цитат фиксировалось на диктофон. Для минимизации рисков мы указываем минимальное количество информации о респондентах – только сферу научной специализации.

Эмпирическая часть:

четыре кейса внедрения ИИ

Лаборатория 1. Историки, университет. Группа историков занимается исследованием медицины традиционными методами с разнородными источниками. До описываемого проекта они не применяли цифровые методы для анализа источников. В рамках проекта они изучали корпус газет, используя алгоритмы распознавания текста и математические методы анализа, чтобы определять, что или кого авторы связывали со вспышками чумы и какова связь уровня радикализации общества с эпидемической ситуацией. Историки реализовывали проект в коллаборации с центром ИИ, открытым в университете. Историки использовали ИИ для анализа обширного корпуса оцифрованных газет. Целью было обнаружение скрытых паттернов в текстах, а именно выделение понятий, обозначающих разные подходы к эпидемии чумы: «разных понятий, с одной стороны, обозначающих жёсткий и ксенофобный подход к ответу на эпидемию [чумы], и, с другой стороны, мягкий подход» (историк). Задача была переведена в формализуемую плоскость, что позволило подключить вычислительные методы.

Руководство университета финансово стимулировало проекты с ИИ, поэтому

группа решила использовать нетипичный метод. Изначально коллектив относился к этой идее с опасениями: *«Мы [историки], разумеется, скептически к этому относимся, ну что можно с этим сделать, как...»*. Чтобы начать работу один из проректоров организовал встречу учёных с датасайентистами, которые *«очень динамично, энергично подошли, и в ответ на то, что я рассказал о нашем проекте, начали что-то предлагать..., и что мы можем ... получить»* (руководитель группы историков). Это позволило сформулировать пригодную для применения ИИ научную задачу в сфере компетенций историков и уменьшить скепсис в отношении «технарей».

Взаимодействие с ИИ-специалистами строилось по модели ясного разделения труда. Учёные-предметники формулировали задачу, размечали тексты для обучения программы и интерпретировали результаты, а датасайентисты *«предложили механизмы, алгоритмы, программы»* для решения проблемы. Но, как подчёркивает руководитель историков, *«все задачи, всю творческую составляющую формулировали мы»*, формируя чёткую границу между наукой и вспомогательными инструментами, закрепляя за человеком креативную и интерпретативную функции.

Другой сложностью стало качество данных. Несмотря на обширный оцифрованный корпус дореволюционных газет его машиночитаемость оказалась низкой: *«... Практически все газеты на данный момент оцифрованы. Многие из них оцифрованы с распознаванием текста. Но ...программы для распознавания текстов оцифрованных газет очень несовершенны»* (историк). Это привело к тому, что *«используя автопоиск, невозможно обнаружить слово, даже если оно есть»*. ИИ-специалистам пришлось обрабатывать сырые данные. Из-за небольшого финансирования проекта продвинутые методы оказались недоступны, «технари» использовали альтернативные современным ИИ-инструментам методы.

Руководитель группы эмоционально говорит о перспективах применения ИИ, но тут же запал снижается, так как это дорого, и финансирования проектов недостаточно для амбициозных задач. Историки опасаются, что научное сообщество в России не примет их работы. Информант-историк отмечает принципиальное отличие машинной обработки от человеческой: *«Человек есть человек, машина есть машина. Если человек последовательно десятки и сотни номеров газет просматривает, он будет ошибаться. ...Машина не ошибётся, если алгоритмы работают хорошо»*. Руководитель коллектива видит задачу-максимум в том, чтобы *«добиться усиления потенциала исторического источника, чтобы он давал качество, которое невозможно получить без технических средств. Историки прошлого, настоящего уже добились максимума. Как выйти за эту границу?»*.

После завершения проекта применение ИИ в лаборатории историков прекратилось. Технология осталась на аутсорсе, и глубокой трансформации исследовательской инфраструктуры не произошло.

Лаборатория 2. Медицинские биофизики, лаборатория РАН. Коллектив пытался определять инфаркт на основе радиомических показаний. Радиомика использует характеристики градаций цвета серошальных изображений для предсказания свойств изображённого объекта. Количество параметров при анализе КТ-снимков, с учётом количественной выборки, может достигать, по словам руководителя лаборатории, от 93 до десятков тысяч. Обработка такого массива данных привычными статистическими методами слишком трудоёмка. Исследования на таком объёме данных сейчас проводятся с помощью технологий нейросетей и машинного обучения [40]: *«Данные вносят в нейросеть, которая отбрасывает лишние показатели. Либо объединяет в группы...»* (биофизик 3). Более того с появлением методов визуального распознавания цвета на снимках с помощью ИИ появляются бес-

прецедентные возможности для обработки изображений, а не только моделирования таблиц. Подход активно используется в онкологии, но слабо представлен в других исследованиях. В результате проекта была защищена диссертация и опубликовано 4 статьи в журналах Q4–Q3. Все участники знают о возможностях ИИ в радиомике, с энтузиазмом рассказывали о них, о том, что у них было много надежд, связанных с включением ИИ, но в результате так эти методы и не использовали, на что повлияло несколько факторов.

Исследовательский коллектив не обладал компетенциями в разработке ИИ: «... по мере углубления и получения дополнительных знаний, мы просто все за голову схватились. Мы так не умеем, нам нужны программисты...». В лаборатории были специалисты биокибернетики, но не было никого, кто бы имел экспертизу в разработке нейросетей. Возможности нанять специалистов в области ИИ не было из-за отсутствия финансирования. В отличие от других групп медики в регионе не имеют возможности собрать большой комплекс ретро-данных. Институт ввёл цифровую историю болезней относительно недавно, результаты прошлых клинических обследований не были оцифрованы. Оцифровка для ИИ *«очень трудозатратна. Кто это будет делать? ... Там нужно тысячи, десятки тысяч [историй болезни]»* (руководитель). Сейчас система здравоохранения не может предоставить долговременные данные пациентов в объёме, чтобы полноценно применять к ним ИИ-анализ. Ожидаемые результаты алгоритма радиомики вызывают опасения: *«Все прогностические модели, которые строились на основании данных [радиомики], которые имели статистическую достоверность, это какая-то игра цифр»* (биофизик 2). Исследователь признавался, что вычисления привычных устройств и программного обеспечения такой же «чёрный ящик», но он понимает физические принципы, которые за ними

стоят. Радиомические показатели, хоть и имели статистическую значимость, но не были связаны ни с какими известными ему радиологическими процессами.

Важную роль играет система доступа к данным. Помимо получения информированного согласия в исследованиях, связанных с человеком, исследователь должен доказать необходимость сбора данных клиницисту, который может спросить: *«...а зачем? Всё уже давно исследовано, всё известно»* (биофизик 2). Биофизики в медицинских исследованиях не могут собирать клинические данные и интерпретировать их без участия врача.

В результате ИИ как исследовательский метод не был применён ни в каком виде.

Лаборатория 3. Теплофизическая лаборатория, университет. Занимается экспериментальными работами в сфере предикции пожаров и фундаментальных исследований процессов горения разных материалов. С помощью ИИ разработана система предупреждения возгорания, на основе анализа данных прошедших экспериментов и вновь поступающих данных с датчиков разных участков исследования.

Стимулом для внедрения ИИ в научную практику стал характер исследований, связанный с анализом множества параметров в реальном времени: *«Когда доходишь до определённого уровня с большим количеством данных, начинаешь задумываться, как оперативно их обрабатывать...»* (руководитель). Это подтолкнуло коллектив к поиску инструментов для работы с большими данными. Изначально работа с ИИ не планировалась. Датасайентисты должны были помочь настроить статистические таблицы. Затем появилась идея автоматизации, а уже после попыток сделать данные читаемыми, стало понятно, что необходима работа с ИИ [подробнее о кейсе: 1]. После успешного опыта применения нового инструмента технология была распространена на три новых проекта в разных междисциплинарных областях, включая медицину.

В этом кейсе самый глубокий уровень коллаборации между учёными-предметниками и ИИ-специалистами. Изначально взаимодействие было сложным: на знакомство последних с сутью эксперимента ушло около полугода. Ключевым элементом стали регулярные встречи представителей групп, на которых вырабатывался общий язык и выявлялись места пересечения экспертиз. Со временем коммуникация наладилась настолько, что один из ИИ-специалистов поступил в аспирантуру по физике.

Главной проблемой, как и у историков, оказалось качество данных. Данные экспериментов, хранившиеся во множестве файлов *Excel*, оказались несопоставимыми: «...видно, что [таблицы] все разные по структуре. Где-то 10 столбцов с данными, а где-то 20. Хотя бокс, где проводились эксперименты, один» (ИИ-специалист). Решение нашлось в радикальном изменении подхода: датасайентисты предложили отказаться от *Excel*-таблиц учёных, взять данные напрямую из контроллера: «[оказалось], эти *Excel* получались из баз данных контроллера. И мы говорим, ребята, зачем мы голову морочили с этими *Excel*, давайте мы просто будем брать этот источник» (ИИ-специалист). Это нарушило привычные учёным формы работы, но открыло путь для ИИ.

Пока что это единственный случай, в котором успешный опыт привёл к трансформации лаборатории. Коллектив начал обустривать инфраструктуру работы ИИ, обучать аспирантов одновременно ИИ и физике. По мере реализации проектов интеграция ИИ стала требовать меньше когнитивных усилий, времени и финансов. Изменился кадровый состав и формат работы: началась подготовка студентов на стыке естественно-научных проектов и ИИ.

Лаборатория 4. Физики-лазерщики, университет. В этом кейсе ИИ изначально рассматривался как основной метод исследования. Руководитель лаборатории, разрабатывающей зеркала для твердотельных лазеров, обратился к руководителю уни-

верситетского центра ИИ с предложением о сотрудничестве.

Задача состояла в разработке многослойного покрытия (фотонного кристалла) для зеркал, отражающих свет в нужном диапазоне. Поиск оптимальной структуры покрытия – сложная вычислительная задача, требующая перебора множества комбинаций. Руководитель уверен, что ИИ ускорит процессы расчёта и поиска моделей. Совместно с центром ИИ решили разработать «эволюционный алгоритм», имитирующий эволюционные процессы, который должен был подсказать наиболее удачное решение. Как и для других новаций в науке в разных странах, руководитель поручил задачу своему аспиранту, который работает плотно с ИИ-специалистом из Центра ИИ вуза. Руководитель еженедельно слушает отчёт аспиранта и включается в проект и в коммуникацию лишь в случае сложных вопросов. Таким образом, коммуникация строится на паритетных началах со-разработки. Учёный-предметник ставит задачи, а ИИ-специалист и аспирант совместно разрабатывают новый инструмент. Проект ещё не завершён, результаты этого кейса ещё не получены, но стороны настроены оптимистично. Никто из участников не смог обозначить какие-либо явные организационные сложности работы. В случае успеха ИИ станет не просто инструментом для решения конкретной задачи, а новым методом проектирования, встроенным в исследовательский процесс. Авторы смогли определить ряд познавательных задач, которые возможно передать алгоритму, сообщив ему роль экспериментатора.

Ключевые условия и барьеры внедрения ИИ: результаты сравнения

Обобщая опыт четырёх описанных лабораторий, можно выделить ряд факторов, которые определяют успешность и характер интеграции искусственного интеллекта в исследовательскую практику. Есть две категории: условия, способствующие внедрению, и барьеры, его блокирующие.

Позитивные факторы внедрения

Гармонизация задач и форматов данных

Внедрение систем ИИ в науку связано с набором условий, которые учёные вынуждены учитывать, принимая решение об интеграции этих технологий. Важно, что условия дисциплинарно специфичны, отражая повседневность эпистемических культур. Прежде всего, в основе решения лежит научная проблема. Учёные рассматривают ИИ не как цель, а как возможное решение для определённого типа задач. ИИ демонстрирует высокую эффективность в чётко сформулированных, повторяемых операциях: поиск, классификация, кластеризация, прогнозирование. ИИ применяется, когда задача, часто связанная с прогнозированием, предполагает обработку информации в объёмах, недостижимых для человеческого восприятия. Это может быть поиск скрытых паттернов в больших массивах текстовых корпусов, как у историков, или анализ множества параметров в реальном времени, как в случае с физиками и медиками. Таким образом, процессы датафикации исследований становятся стимулом для работы с новым, проблемным инструментом.

Как показал опыт изученных коллективов, научная проблема должна быть формализуемой, чтобы использовать ИИ. В случае историков – выделение полярных понятий в текстах, у фотонщиков – оптимизация структуры фотонного кристалла, у теплофизиков – прогнозирование возгораний на основе оценки поведения горящих веществ. Большое количество функций сохраняются за человеком. У историков это разметка данных и их интерпретация, у физиков – работа по унификации собираемых в эксперименте данных, пригодных для анализа методами ИИ. Теплофизикам для обучения модели пришлось выстраивать коммуникацию с разными предприятиями чтобы разместить датчики, собрать данные в разных помещениях с разными материалами.

Едва ли не самым важным фактором оказывается качество, разнообразие и природа

данных в распоряжении исследователей. Большой объём информации – необходимое, но отнюдь не достаточное условие для применения ИИ. Не любой большой массив данных можно обрабатывать с помощью обучающихся алгоритмов, с этим столкнулись все команды, с которыми мы работали. Характер данных, их машиночитаемость, структурированность и однородность напрямую определяют возможность применения ИИ. Один из представителей центров ИИ говорит, что «гигиена данных» – ядро всей работы. Неподготовленные данные требуют предварительной, зачастую нетривиальной обработки, что может заблокировать проект или сделать ИИ не инструментом анализа, а инструментом очистки данных. Кейсы историков (низкое качество распознавания текста) и теплофизиков (несопоставимость *Excel*-таблиц) наглядно демонстрируют это. Успех проекта теплофизиков стал возможен благодаря важному решению, найденному ИИ-специалистами, которым удалось убедить учёных отказаться от привычных для них форм данных в пользу необработанного источника (базы контроллера). Это переворот в культуре проведения исследования, который задаёт множество эпистемических и политических вопросов: кто теперь определяет качество материалов, кто отвечает за методы и за результаты научной работы. У физиков теряет ценность эксперимент и анализ его результатов, которые нужно привести в формат научного текста. У историков также меняется отношение в работе с первоисточником, которая опосредуется техническими средствами. Далеко не все научные коллективы готовы принять новую эпистему. Гигиена данных при отчуждении работы учёного от них – ядро всей работы.

Чтобы обеспечить чистоту данных, исследователи перестраивают работу либо сами, либо в результате принуждения. Это позволяет работать с большими массивами данных программными средствами.

Третий фактор имеет организационную природу. Междисциплинарное сотрудниче-

ство между учёными-предметниками и специалистами в области компьютерных наук почти всегда необходимо для внедрения ИИ. Это не просто обмен услугами, а формирование культуры, где различные типы экспертизы должны работать на уровне повседневных практик. Критически важна готовность и возможность выстроить взаимодействие.

Некоторые, не связанные с техническими ограничениями, барьеры могут блокировать возможность применения ИИ, не позволяя сформировать необходимый массив данных. Они актуализируют институциональные и этические вопросы. Ярче всего это проявляется в медико-биологических науках, где ограниченный доступ к объекту исследования и строгие этико-бюрократические фильтры создают практически непреодолимые барьеры.

Наличие институциональной инфраструктуры и доступ к компетенциям

Чтобы внедрить ИИ, нужно перераспределить то, что К. Кнорр-Цетина называет «не-человеческой социальностью» [3], связи между учёными, инструментами, данными и институтами. Ни один из коллективов не обладал изначально компетенциями в разработке и использовании передовых цифровых технологий, но все они имели некоторый опыт построения такой социальности для разных проектов. Это позволило в разной степени для каждого случая выстроить равновесие имеющихся и недостающих компетенций.

При планировании исследования с применением ИИ коллективы обращают внимание на выполнение нескольких условий. Во-первых, доступ к специалистам, которые обладают непривычными для исследователей компетенциями. Во-вторых, возможность платить специалистам и долгосрочной перспективе. Центры ИИ должны решить эту задачу. Они созданы в рамках крупных организаций: НИИ и университетов. Все четыре лаборатории взаимодействовали с такими центрами. Один из сотрудников центра ИИ описывал модель его работы сле-

дующим образом: «...то, что делают большие компании – для широкой аудитории. Всегда найдутся люди, у которых запросы более узкие. Продукт, который сделан под широкую аудиторию, может не подходить им, и слишком дорого просить компании сузить рамки работы их продукта. Вот они и идут к нам». Стратегия Центра нацелена на реализацию небольших и уникальных проектов, которые характерны для научной среды. Информанты из числа датасайентистов отмечали личный интерес в работе над такими проектами, с точки зрения как профессионального роста, так и участия в научной деятельности. Это позволяет несколько снизить стоимость работы ИИ-специалистов.

Недостаточно только создать центры ИИ. Работа ИИ-специалистов зачастую вызывают скепсис из-за сложности валидации результатов научных исследований. Учёные видят себя носителями дисциплинарных методов и правил, требующих привычных для их науки подтверждений. Вмешательство, нарушающее физические или интерпретативные принципы, воспринимается как угроза эпистемической автономии. Существует общепринятая практика среди медиков и физиков экспериментально подтверждать результаты математических расчётов и прогнозов ИИ: «Матмодель, реализованная в компьютере, может насчитать всё что угодно. Верификация – это всегда эксперимент. ...Как бы там ни пытались строить виртуальные лаборатории, ты новое в них не сделаешь» (фотонщик 2). Об этом же говорят теплофизики. ИИ серьёзно расширяет возможности для моделирования, но сохраняется необходимость доказать связь расчётов с эмпирическими данными. Подтверждающий эксперимент создаёт уверенность в том, что можно брать ответственность за расчёты ИИ. С другой стороны, коллектив историков не имел возможности экспериментально проверить вычисления: «...Почему вы выбрали именно эти слова, а не эти? Как это работает? Какие алгоритмы? Как это всё возможно? Я могу миллион во-

просов перечислить. Большинство моих коллег именно так и скажут». Здесь мы видим различие эпистемических культур: в естественных науках существует устоявшаяся практика экспериментальной верификации, тогда как в исторической культуре, ориентированной на интерпретацию, вопрос о верификации алгоритмических результатов оказывается принципиально открытым, что создаёт недоверие к методу.

Руководители крупных организаций проявляют инициативу, принуждают скептиков к инновациям, устраивая совместные мероприятия для знакомства с новым инструментом, а в некоторых организациях даже внедряют внутреннее финансирование таких проектов. На таких встречах в двух случаях было принято решение привлечь ИИ.

Представители центра ИИ пытались заинтересовать исследователей. Даже у теплофизиков, руководитель которых был знаком с руководителем команды ИИ-специалистов, идея применения ИИ возникла в процессе реализации проекта с подачи датасайентистов. Наиболее значимым оказалось то, что ИИ-специалисты смогли предложить стратегию исследования, очевидно связанную с результатом. Таким образом, научные коллективы смогли познакомиться с ИИ во многом благодаря административному давлению.

Иногда инициативу при посредничестве институтов развития, проявляют одновременно и исследователи, и ИИ-специалисты. Руководитель одного из центров ИИ описывал, что не только организации, но и государство проводит хакатоны для внедрения ИИ в научную работу. На соревнованиях кейсы предлагают научные организации, выигравшие решения получают успешную коллаборацию ИИ-специалистов с ведущими учреждениями страны, не только своей организации, а также финансирование научных проектов.

Эффективная коммуникация и «перевод» между дисциплинами

Успешная коллаборация невозможна без общего научного языка. К. Кнорр-Цетина

называет это формированием эпистемической машины, где различные типы знания (предметное и вычислительное) должны сосуществовать на уровне повседневных практик, а не только на уровне формальных договорённостей [3]. Опыт теплофизиков показывает, что этот этап может занимать до полугода, но без него работа ИИ как стратегии исследования невозможно. Необходимо выявить места пересечения экспертиз и научиться понимать терминологию друг друга. Обратное движение – знакомство предметников с ИИ-технологиями – на первом этапе деятельности ИИ практически не происходит. Такая асимметрия соответствует наблюдениям Ш. Трэвик о том, что в науке существует устойчивое распределение ролей между теми, кто работает с приборами/инструментами, и теми, кто задаёт содержательные вопросы; для интеграции ИИ необходим пересмотр разделения [4]. Если руководитель коллектива принимает решение сделать ИИ одним из постоянно применяемых методов (теплофизики и, вероятно, фотонщики), то выстраивается инфраструктура взаимопроникновения методов ИИ в работу коллектива и подготовку кадров в структуре лаборатории. В случае с историками и медицинскими биофизиками не произошло трансформации научной инфраструктуры. Технология осталась на аутсорсе, и с окончанием проекта закончилось применение ИИ. Далее мы подробно рассмотрим причины этого.

Барьеры для внедрения ИИ

Искусственный интеллект может обеспечить преимущества исследованию, однако существует и риски.

Низкое качество и неготовность данных – один из самых серьёзных барьеров. Историки столкнулись с несовершенством распознавания текстов, теплофизики – с разрозненностью и нестандартизированностью таблиц, биофизики – с малым числом оцифрованных медицинских данных. В первых двух случаях это потребовало не тривиальных усилий на предварительную

очистку и подготовку данных, в последнем стало одной из причин, заблокировавших проект.

Институциональные ограничения, в том числе связанные с проблемой верификации результатов, полученных с помощью ИИ, и недоверие к «чёрному ящику» технологии – препятствие для признания метода. В естественных науках (физики, медики) существует устоявшаяся практика экспериментальной проверки: *«Любая математика... может насчитать все, что угодно. Верификация – это всегда эксперимент»*. В гуманитарных науках такой возможности нет. Вопросы коллег: *«Почему вы выбрали именно эти слова, а не эти? Как это работает?»*, – остаются без ответа, что порождает недоверие и формирует осторожное отношение к новому методу. С точки зрения руководителя, ИИ – вспомогательный сервис, но именно историк производит новое знание. По его мнению, сопротивление оправдано тем, что *«ИИ может насчитать что угодно»*, в его дисциплине проверить мы это никак не можем.

Другой историк описывал сложности со стороны журналов: *«...с публикациями возникают сложности. Мы отправляем статью, нам приходит ответ, что у них нет рецензентов по профилю. Или бывают ответы в духе... [статья] вообще им не по профилю»*. Статья оказалась слишком необычной методически, журналы не соглашались принимать её в печать.

Критическим ограничением для большинства проектов оказалось финансирование. У проектов короткие горизонты планирования: *«...грант РНФ, который составляет от полумиллиона до шести миллионов в год. Этих денег хватает только на то, чтобы какую-то одну молекулу испытать»* (биофизик 1). Государственное финансирование позволяет исследовать только небольшой объём эмпирического материала, поэтому скорость набора данных, на основе которых можно обучать ИИ, невысока, возможности привлекать сторонних экспертов ограничены.

Обсуждение

В обзоре литературы мы упоминали, что корпус литературы, посвящённой исследуемой теме, ограничен. Интеграция искусственного интеллекта как инфраструктуры в научные исследования была исследована Д. Лю и Х.В. Джагадишем [34], С. Бьянкини и коллегами [35]. Результаты исследования демонстрируют как соответствие, так и расхождения с позициями ключевых авторов, работающих над проблемой включения ИИ в научные исследования.

Д. Лю и Х.В. Джагадиш [34] описывают материальную составляющую ИИ: вычислительные центры и обучение исследователей как необходимые условия для внедрения технологии. Наше исследование подтверждает значимость этого фактора, но с существенными уточнениями. Коллектив биофизиков действительно столкнулся с отсутствием локальной вычислительной инфраструктуры, что стало одним из препятствий к применению нейросетей в их исследовании. Учёные могут компенсировать технические ограничения распределёнными сетями сотрудничества, благодаря которым можно преодолеть географическую разобщённость. Например, Центр ИИ стал одним из победителей в хакатоне, что позволило ему помочь организации из другого региона решить научную задачу. Команда теплофизиков тоже начала участвовать в нетипичных научных проектах. Сетевое взаимодействие может быть альтернативой локальной инфраструктуре. Однако такой подход работает, когда есть временные, финансовые и организационные ресурсы для поддержания этих связей – фактор, который не выделяют ключевые публикации [34; 35].

Предположение Д. Лю и Х. В. Джагадиша о необходимости обучать исследователей навыкам ИИ [34] требует переформулировки. В исследованных лабораториях успешная интеграция ИИ произошла не через прямое обучение учёных работе с нейросетями, а через выстраивание устойчивой коммуникации между двумя экспертными сообще-

ствами. В кейсе теплофизиков ключевую роль сыграл руководитель лаборатории как «переводчик», способный формулировать научные задачи на языке, понятном программистам. Это не обучение, а постепенная адаптация специалистов по ИИ к логике дисциплины. Компетенции формируются как результат сотрудничества, при котором обе стороны обогащают экспертизы друг друга. Руководитель теплофизиков включил обучение программированию и работе с нейросетями для начинающих исследователей уже после успешной коллаборации.

Возможность учёных перенять новые исследовательские практики во многом связана с локальной традицией подготовки научных специалистов. Теплофизики и биофизики, ранее работавшие с более простыми инструментами (*Excel* и *SPSS*), столкнулись с трудностями при интеграции нового метода. В первом случае база данных, обработанных в *Excel*, оказалась несовместима с ИИ. В случае с биофизиком, работавшим с радиомикой, многие возможности технологии оказались недоступны из-за отсутствия возможности достаточно тщательной переподготовки.

С. Бьянкини и коллеги [35] подчёркивают влияние коллективов, использующих ИИ и доли молодых учёных на внедрение технологии. Наши данные показывают, что ключевой фактор – инициатива руководства, которая помогает преодолеть скепсис учёных. Мы не наблюдали вариаций организационных культур коллективов. Во всех случаях присутствуют учёные-предметники и программисты, выполнявшие соответствующие задачи. В научных группах, вступающих в длительные коллаборации, специалисты по ИИ могут полностью влиться в коллектив. В краткосрочных проектах, программисты выступают, скорее, как внешние подрядчики. Коллективы, столкнувшиеся с трудностями при внедрении ИИ, отмечали большее количество институциональных преград: этические комитеты в случае с биофизиками или методический консерватизм научного сообщества историков.

Д. Лю и Х.В. Джагадиш, рассуждая в основном о генеративном ИИ в академической среде [34], не связывают исследовательскую задачу и выбор методологии. Наши данные показывают, что гармонизация характера задачи и формата данных необходимы для внедрения ИИ. Технология вводится, когда исследовательская задача становится технически нерешаемой другими средствами или когда позволяет сформулировать проблему, которая ранее не могла быть решена. Ещё одним стимулом для внедрения новых технологий становится недостаточное технологическое оснащение в условиях санкций и ограничений международных контактов, и тогда учёные применяют новые технологии для покрытия складывающегося дефицита ресурсов [41]. Неудача гармонизации задачи и данных – критический барьер для интеграции ИИ в исследование. Может возникать противоречие между результатами работы ИИ и дисциплинарными представлениями о качестве научного знания. Эту проблему описывали два исследовательских коллектива. Группа историков столкнулась с недоверием научного сообщества к результатам, полученным с помощью ИИ. Качество научного знания в этом случае ассоциировалось с методом, которым оно было получено. Учёные обошли проблему, публикуя результаты исследований в междисциплинарных журналах и изданиях смежных дисциплин. С другой стороны, биофизикам не удалось разрешить это противоречие. В отличие от историков, в их случае сопротивление шло «изнутри» исследовательской группы и происходило на уровне техники сбора и анализа данных, а не метода. Информант описывал фрустрацию из-за невозможности понять принципы, по которым ИИ производит вычисления, отсутствия очевидной связи с эмпирической составляющей биомедицины. Соответствие получаемого знания дисциплинарным нормам – важный фактор принятия технологии, но не решающий.

Таким образом, существуют три взаимосвязанных условия, выявленных при эм-

пирическом анализе кейсов научных лабораторий. Гармонизация исследовательской задачи и формата данных предполагает, что ИИ интегрируется тогда, когда традиционные методы становятся технически неэффективными, либо появляется возможность решать новые проблемы. Активная организационная политика позволяет преодолеть начальный скепсис и сформировать необходимые структуры. Успешная коммуникация между исследователями и специалистами по ИИ проходит через «переводчиков» (например, руководителей лабораторий), обеспечивая взаимное обогащение компетенций без прямого обучения. Гармонизация задач и данных предполагает, что искусственный интеллект возможно обучить на имеющемся массиве. Активная организационная политика должна преодолеть дисциплинарный консерватизм. Наконец, для возможности коммуникации между специалистами необходимо обеспечить финансирование проекта. Реализация факторов и преодоление барьеров должны происходить последовательно и итеративно. Сформулированная цель позволяет заняться организацией коллектива, а формирование общего видения открывает возможности для коммуникации с ИИ-специалистами, что может снова привести к необходимости уточнять задачу.

Заключение

В исследовании были выявлены ключевые факторы, определяющие интеграцию искусственного интеллекта в деятельность научных коллективов. На основе анализа четырёх кейсов российских лабораторий показано, что внедрение ИИ не столько технологически обусловленный процесс, сколько многоуровневое согласование исследовательской задачи, имеющихся ресурсов, компетенций, организационной культуры и дисциплинарных норм валидации полученного знания. Неудача включения ИИ в исследование часто связана с разрывом хотя бы в одном звене этой цепи.

Концептуализация эмпирических данных показала, что эпистемическая культура фильтрует практики, определяя их как развитие существующих или как чужеродное влияние. Этот фильтр не детерминирует исход. Агентство ИИ опосредована конфигурацией практик научной работы коллектива, а не только технологической, дисциплинарной или институциональной рамкой. Именно это определяет, станет ли ИИ внешним ресурсом или частью трансформированной эпистемической модели. Устойчивая интеграция происходит только тогда, когда все три измерения работают вместе. Эпистемическая культура не блокирует метод, а коллектив понимает, как гармонизировать исследовательскую задачу и форматы данных. Сложившиеся практики работы научной группы обеспечивают долгосрочную материальную, временную и компетентностную поддержки. Организационная политика помогает достичь уровня, необходимого для преодоления границ между ИИ-отраслью и научными дисциплинами.

Исследование обладает рядом преимуществ. Мы проводим триангуляцию через множественное кейс-стади. Такой подход обеспечивает надёжность выводов путём привлечения представителей разных дисциплин и разных степеней успеха внедрения ИИ. Фокус на факторы, влияющие на принятие решений при отслеживании реального опыта коллективов, позволяет выйти за пределы «солюционистских» нарративов, доминирующих в литературе об ИИ.

Вместе с тем исследование основано на небольшой выборке, что ограничивает возможность обобщения результатов на все российские научные коллективы. Эмпирический материал на основе выборки представителей разных дисциплин позволяет делать широкие обобщения, но в процессе теряется значительная часть дисциплинарной специфики. Работа открывает перспективы для будущих исследований. Расширение географии и масштаба позволит выявить, степень универсальности выводов. Лонгитюдное ис-

следование позволит проследить развитие коллективов, которые интегрировали ИИ, чтобы понять, как меняется характер их работы. Анализ на уровне отдельных организаций позволит исследовать, какие управленческие стратегии наиболее эффективны.

Литература

1. Попова Е.В. Нейросеть для науки в действии: невидимая работа и пересборка практик теплофизической лаборатории // Этнографическое обозрение. – 2026. – № 2.
2. Селянин Я.В. Государственная политика США в области искусственного интеллекта: цели, задачи, перспективы реализации // Проблемы национальной стратегии. – 2020. – № 4. – С. 140–163. – EDN: FOAPWY.
3. Knorr-Cetina K.D. The Scientist as a Socially Situated Reasoner: From Scientific Communities to Transscientific Fields / The manufacture of knowledge: An essay on the constructivist and contextual nature of science. – Elsevier, 2013. – P. 68–93. – ISBN: 9781483285740.
4. Traweek S. Beamtimes and lifetimes: The world of high energy physicists. – Harvard University Press, 1992. – ISBN: 978-0674063488.
5. Neumann M., Rauschenberger M., Schüp E. M. “We need to talk about ChatGPT”: The future of AI and higher education // 2023 IEEE/ACM 5th International Workshop on Software Engineering Education for the Next Generation (SEENG). IEEE, 2023. – P. 29–32. – DOI: 10.1109/SEENG59157.2023.00010.
6. Кошкина Е.А., Бордовская Н.В., Гнедых Д.С., Хромова М.А., Демьянчук Р.В. и др. Генеративный искусственный интеллект в высшем образовании: обзор теоретических подходов и практик применения // Высшее образование в России. – 2025. – Т. 34, № 6. – С. 36–57. – DOI: 10.31992/0869-3617-2025-34-6-36-57.
7. Bond M., Khosravi H., de Laat M., Bergdahl N. et al. A meta systematic review of artificial intelligence in higher education: A call for increased ethics, collaboration, and rigor // International journal of educational technology in higher education. – 2024. – Vol. 21, no. 4. – 41 p. – DOI: 10.1186/s41239-023-00436-z.
8. Kim J., Klopfer M., Grohs J.R., Eldardiry H., Weichert J. et al. Examining faculty and student perceptions of generative AI in university courses // Innovative Higher Education. – 2025. – Vol. 50. – P. 1–33. – DOI: 10.1007/s10755-024-09774-w.
9. Xu Y., Liu X., Cao X., Huang Ch., Liu E. et al. Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research // The Innovation. – 2021. – Vol. 2, no. 4. – 21 p. – DOI: 10.1016/j.xinn.2021.100179.
10. Grossmann I., Feinberg M., Parker D.C., Christakis N.A., Tetlock P.E., Cunningham W.A. AI and the transformation of social science research // Science. – 2023. – Vol. 380, no. 6650. – P. 1108–1109. – DOI: 10.1126/science.adi1778.
11. Van Noorden R., Perkel J.M. AI and science: what 1,600 researchers think // Nature. – 2023. – Vol. 621. – P. 672–675. – DOI: 10.1038/d41586-023-02980-0.
12. Berens P., Cranmer K., Lawrence N.D., von Luxburg U., Montgomery J. AI for science: an emerging agenda // Dagstuhl Seminar 22382 “Machine Learning for Science: Bridging Data-Driven and Mechanistic Modelling”. – 2023. – 44 p. – arXiv preprint arXiv:2303.04217.
13. Cheng K., Li Zh., He Y., Guo Q., Lu Y. et al. Potential use of artificial intelligence in infectious disease: take ChatGPT as an example // Annals of biomedical engineering. – 2023. – Vol. 51, no. 6. – P. 1130–1135. – DOI: 10.1007/s10439-023-03203-3.
14. Reddy C.K., Shojae P. Towards scientific discovery with generative AI: Progress, opportunities, and challenges // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2025. – Vol. 39, no. 27. – P. 28601–28609. – DOI: 10.1609/aaai.v39i27.35084.
15. Latif E., Parasuraman R., Zhai X. Physics assistant: An LLM-powered interactive learning robot for physics lab investigations // 2024 33rd IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (ROMAN). IEEE, 2024. – P. 864–871. – DOI: 10.1109/ROMAN60168.2024.10731312.
16. Gao J., Choo K., Cao J., Lee R.K.-W. et al. CoAI-coder: Examining the effectiveness of AI-assisted human-to-human collaboration in qualitative analysis // ACM Transactions on Computer-Human Interaction. – 2023. – Vol. 31, no. 1. – P. 1–38. – DOI: 10.1145/3617362.
17. Sarker I.H. AI-based modeling: techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems // SN computer science. – 2022. – Vol. 3, no. 2. – Article no. 158. – DOI: 10.1007/s42979-022-01043-x.

18. Wagner G., Lukyanenko R., Парй G. Artificial intelligence and the conduct of literature reviews // *Journal of Information Technology*. – 2022. – Vol. 37, no. 2. – P. 209–226. – DOI: 10.1177/02683962211048201.
19. Vaccaro M., Almaatouq A., Malone T. When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis // *Nature Human Behaviour*. – 2024. – Vol. 8, no. 12. – P. 2293–2303. – DOI: 10.1038/s41562-024-02024-1.
20. Телицына А.Ю. Оптимизация научной деятельности через интеграцию ИИ: нейронные сети как инструмент в работе с академической литературой // *Мониторинг*. – 2024. – Т. 183, № 5. – С. 218–236. – DOI: 10.14515/monitoring.2024.5.2623.
21. Oduoye M.O., Javed B., Gupta N., Sih C.M.V. et al. Algorithmic bias and research integrity; the role of nonhuman authors in shaping scientific knowledge with respect to artificial intelligence: a perspective // *International Journal of Surgery*. – 2023. – Vol. 109, no. 10. – P. 2987–2990. – DOI: 10.1097/JS9.0000000000000552.
22. Brodie M.L. Future intelligent information systems: AI and database technologies working together // *Readings in artificial intelligence and database*. Morgan Kaufman, 1989. – P. 623–641. – DOI: 10.1016/B978-0-934613-53-8.50048-0.
23. Bryda G., Sadowski D. From words to themes: AI-powered qualitative data coding and analysis // *World conference on qualitative research*. – Cham: Springer Nature Switzerland, 2024. – P. 309–345. – DOI: 10.1007/978-3-031-65735-1_19.
24. Khalifa M., Albadawy M. Using artificial intelligence in academic writing and research: An essential productivity tool // *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*. – 2024. – Vol. 5. – DOI: 10.1016/j.cmpbup.2024.100145.
25. Longkumer T. Generative AI in Anthropology: Redefining Fieldwork, Textualisation, and Collaborative Knowledge Production // *Teaching Anthropology*. – 2025. – Vol. 14, no. 2. – P. 118–130. – DOI: 10.22582/ta.v14i2.778.
26. Chakravorti T., Wang X., Venkit P.N., Koneru S., Munger K. et al. Social Scientists on the Role of AI in Research // *arXiv preprint*. – 2025. – 14 p. – DOI: 10.48550/arXiv.2506.11255.
27. Sarker I.H. AI-based modeling: techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems // *SN computer science*. – 2022. – Vol. 158, no. 3. – 20 p. – DOI: 10.1007/s42979-022-01043-x.
28. Nagar S. Artificial Intelligence in Scientific Research: Lessons for SPIs // *Science-Policy Brief for the Multistakeholder Forum on Science, Technology and Innovation for the SDGs*, May 2024. United Nations. 2024. – 4 p. – URL: <https://sdgs.un.org/documents/nagar-s-artificial-intelligence-scientific-research-lessons-spis-55347> (дата обращения: 09.12.25).
29. Mohammadi E., Cai Y., Novin A., Vera V., Soltanmohammadi E. Who is a scientist? Gender and racial biases in google vision AI /// *AI and Ethics*. – 2025. – Vol. 5. – P. 4993–5010. – DOI: 10.1007/s43681-025-00742-4.
30. Messeri L., Crockett M.J. Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research // *Nature*. – 2024. – Vol. 627. – P. 49–58. – DOI: 10.1038/s41586-024-07146-0.
31. Kobak D., González-Márquez R., Horvát E.-Á., Lause J. Delving into LLM-assisted writing in biomedical publications through excess vocabulary // *Science Advances*. – 2025. – Vol. 11, no. 27. – 8 p. – DOI: 10.1126/sciadv.adt3813.
32. Watermeyer R., Lanclos D., Phipps L., Shapiro H., Guizzo D. et al. Academics' Weak(ening) Resistance to Generative AI: The Cause and Cost of Prestige? // *Postdigital Science and Education*. – 2025. – Vol. 7. – P. 1171–1191. – DOI: 10.1007/s42438-024-00524-x.
33. Carobene A., Padoan A., Cabitza F., Banfi G., Plebani M. Rising adoption of artificial intelligence in scientific publishing: evaluating the role, risks, and ethical implications in paper drafting and review process // *Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (CCLM)*. – 2024. – Vol. 62, no. 5. – P. 835–843. – DOI: 10.1515/cclm-2023-1136.
34. Liu J., Jagadish H.V. Institutional efforts to help academic researchers implement generative AI in research // *Harvard Data Science Review*. – 2024. – No. 5. – 25 p. – DOI: 10.1162/99608f92.2c8e7e81.
35. Bianchini S., Möller M., Pelletier P. Drivers and barriers of ai adoption and use in scientific research // *Technological Forecasting and Social Change*. – 2025. – Vol. 220. – 16 p. – DOI: 10.1016/j.techfore.2025.124303.
36. Prieto-Gutierrez J. J., Segado-Boj F., Franzá F.D.S. Artificial intelligence in social science: A study based on bibliometrics analysis // *Human Technology*. – 2023. – Vol. 19, no. 2. – P. 149–162. – DOI: 10.48550/arXiv.2312.10077.
37. Попова Е.В., Мацепуро Д.М. Исследовательская этика: представления и практики российской

- ских молодых учёных // Высшее образование в России. – 2024. – Т. 33, № 7. – С. 124–143. – DOI: 10.31992/0869-3617-2024-33-7-124-143.
38. Steinhart I., Bauer M., Wünsche H., Schimmmler S. The connection of open science practices and the methodological approach of researchers // *Quality & Quantity*. – 2023. – Vol. 57. – no. 4. – P. 3621–3636. – DOI: 10.1007/s11135-022-01524-4.
 39. Bennett D.S., Stam A.C. Research design and estimator choices in the analysis of interstate dyads: When decisions matter // *Journal of conflict resolution*. – 2000. – Vol. 44, no. 5. – P. 653–685. – DOI: 10.1177/0022002700044005005.
 40. Парамзин Ф.Н., Какоткин В.В., Буркин Д.А., Агапов М.А. Радиомика и искусственный интеллект в дифференциальной диагностике опухолевых и неопухолевых заболеваний поджелудочной железы (обзор) // Хирургическая практика. – 2023. – № 1. – С. 53–65. – DOI: 10.38181/2223-2427-2023-1-5.
 41. Попова Е.В. Исследовательские инфраструктуры российских лабораторий: до и после санкций // *Этнографическое обозрение*. – 2025. – № 6. – С. 168–191. – DOI: 10.7868/S3034627425060109.
- Благодарности.** Результаты были получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России, проект № FSWM-2024-0008ю.
- Статья поступила в редакцию 03.02.2026*
Принята к публикации 10.04.2026

References

1. Popova, E.V. (2026). Neuroset' dlia nauki v deistvii: nevidimaia rabota i peresborka praktik teplofizicheskoi laboratorii [Neural network for Science in action: invisible work and reassembly of thermal Physics Laboratory practices]. *Etnograficheskoe obozrenie* [Ethnographic Review]. No. 2. (In print).
2. Selyanin, Ya.V. (2020). The U.S. National Policy In The Area Of Artificial Intelligence: Aims, Objectives And Prospects For Realization. *Problemy natsional'noi strategii = National Strategy Issues*. No. 4, pp. 140–163. Available at: https://elibrary.ru/download/elibrary_44324190_37383096.pdf (accessed 01.11.2025). (In Russ., abstract in Eng.).
3. Knorr-Cetina, K.D. (2013). The Scientist as a Socially Situated Reasoner: From Scientific Communities to Transscientific Fields. In: *The Manufacture of Knowledge: An Essay on the Constructivist and Contextual Nature of Science*. Elsevier. P. 68–93. ISBN: 9781483285740.
4. Traweek, S. (1992). *Beamtimes and Lifetimes: The World of High Energy Physicists*. Harvard University Press. ISBN: 978-0674063488.
5. Neumann, M., Rauschenberger, M., Schün, E.M. (2023). “We Need to Talk about ChatGPT”: The Future of AI and Higher Education. In: *2023 IEEE/ACM 5th International Workshop on Software Engineering Education for the Next Generation (SEENG)*. IEEE, pp. 29–32, doi: 10.1109/SEENG59157.2023.00010.
6. Koshkina E.A., Brodovskaya, N.V., Gnedykh, D.S., Khromova, M.A., Demyanchuk, R.V. et al. (2025) Generative Artificial Intelligence in Higher Education: A Review of Theoretical Approaches and Application Practices. *Vysshee obrazovanie v Rossii = Higher Education in Russia*. Vol. 34, no. 6, pp. 36–57, doi: 10.31992/0869-3617-2025-34-6-36-57 (In Russ. Abstract in Eng.).
7. Bond, M., Khosravi, H., de Laat, M., Bergdahl, N. et al. (2024) A Meta Systematic Review of Artificial Intelligence in Higher Education: A Call for Increased Ethics, Collaboration, and Rigor. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. Vol. 21, no. 4, 41 p., doi: 10.1186/s41239-023-00436-z.
8. Kim J., Klopfer, M., Grohs, J.R., Eldardiry, H., Weichert, J. et al. (2025) Examining Faculty and Student Perceptions of Generative AI in University Courses. *Innovative Higher Education*. Vol. 50, pp. 1–33, doi: 10.1007/s10755-024-09774-w.
9. Xu Y., Liu, X., Cao, X., Huang, Ch., Liu, E. et al. (2021). Artificial Intelligence: A Powerful Paradigm for Scientific Research. *The Innovation*. Vol. 2, no. 4, 21 p., doi: 10.1016/j.xinn.2021.100179.
10. Grossmann, I., Feinberg, M., Parker, D.C., Christakis, N.A., Tetlock, P.E., Cunningham, W.A. (2023). AI and the Transformation of Social Science Research. *Science*. Vol. 380, no. 6650, pp. 1108–1109, doi: 10.1126/science.adi1778.

11. Van Noorden, R., Perkel, J.M. (2023) AI and Science: What 1,600 Researchers Think. *Nature*. Vol. 621, pp. 672-675, doi: 10.1038/d41586-023-02980-0.
12. Berens, P., Cranmer, K., Lawrence, N.D., von Luxburg, U., Montgomery, J. (2023). AI for Science: An Emerging Agenda. In: *Dagstuhl Seminar 22382 "Machine Learning for Science: Bridging Data-Driven and Mechanistic Modelling"*. 44 p. arXiv preprint arXiv:2303.04217.
13. Cheng, K., Li, Zh., He, Y., Guo, Q., Lu, Y. et al. (2023). Potential Use of Artificial Intelligence in Infectious Disease: Take ChatGPT as an Example. *Annals of Biomedical Engineering*. Vol. 51, no. 6, pp. 1130-1135, doi: 10.1007/s10439-023-03203-3.
14. Reddy, C.K., Shojaee, P. (2025). Towards Scientific Discovery with Generative AI: Progress, Opportunities, and Challenges. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol. 39, no. 27, pp. 28601-28609, doi: 10.1609/aaai.v39i27.35084.
15. Latif, E., Parasuraman, R., Zhai, X. (2024). Physics Assistant: An LLM-Powered Interactive Learning Robot for Physics Lab Investigations. In: *2024 33rd IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (ROMAN)*. IEEE. Pp. 864-871, doi: 10.1109/RO-MAN60168.2024.10731312.
16. Gao, J., Choo, K., Cao, J., Lee, R.K.-W. et al. (2023) CoAICoder: Examining the Effectiveness of AI-Assisted Human-to-Human Collaboration in Qualitative Analysis. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*. Vol. 31, no. 1, pp. 1-38, doi: 10.1145/3617362.
17. Sarker, I.H. (2022). AI-based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. *SN Computer Science*. Vol. 3, no. 2, article no. 158, doi: 10.1007/s42979-022-01043-x.
18. Wagner, G., Lukyanenko, R., Paré, G. (2023) Artificial Intelligence and the Conduct of Literature Reviews. *Journal of Information Technology*. Vol. 37, no. 2, pp. 209-226, doi: 10.1177/02683962211048201.
19. Vaccaro, M., Almaatouq, A., Malone, T. (2024). When Combinations of Humans and AI Are Useful: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Nature Human Behaviour*. Vol. 8, no. 12, pp. 2293-2303, doi: 10.1038/s41562-024-02024-1.
20. Telitsyna, A.Yu. (2024) Optimization of Scientific Activities Through AI Integration: Neural Networks as a Tool in Working with Academic Literature. *Monitoring = Monitoring*. Vol. 183, no. 5, pp. 218-236, doi: 10.14515/monitoring.2024.5.2623. (In Russ., abstract in Eng.).
21. Oduoye, M.O., Javed, B., Gupta, N., Sih, C.M.V. (2023). Algorithmic Bias and Research Integrity: The Role of Nonhuman Authors in Shaping Scientific Knowledge with Respect to Artificial Intelligence: A Perspective. *International Journal of Surgery*. Vol. 109, no. 10, pp. 2987-2990, doi: 10.1097/JS9.0000000000000552..
22. Brodie, M.L. (1989). Future Intelligent Information Systems: AI and Database Technologies Working Together. *Readings in Artificial Intelligence and Databases*. Morgan Kaufman. Pp. 623-641, doi: 10.1016/B978-0-934613-53-8.50048-0.
23. Bryda, G., Sadowski, D. (2024). From Words to Themes: AI-Powered Qualitative Data Coding and Analysis. In: *World Conference on Qualitative Research*. Cham : Springer Nature Switzerland. Pp. 309-345, doi: 10.1007/978-3-031-65735-1_19.
24. Khalifa, M., Albadawy, M. (2024). Using Artificial Intelligence in Academic Writing and Research: An Essential Productivity Tool. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*. Vol. 5, 11 p., doi: 10.1016/j.cmpbup.2024.100145.
25. Chakravorti, T., Wang, X., Venkit, P.N., Koneru, S., Munger, K. et al. (2025) Social Scientists on the Role of AI in Research. *arXiv preprint*. 14 p., doi: 10.48550/arXiv.2506.11255.
26. Sarker, I.H. (2022). AI-based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. *SN Computer Science*. Vol. 158, no. 3, 20 p., doi: 10.1007/s42979-022-01043-x.
27. Longkumer, T. (2025). Generative AI in Anthropology: Redefining Fieldwork, Textualisation, and Collaborative Knowledge Production. *Teaching Anthropology*. Vol. 14, no. 2, pp. 118-130, doi: 10.22582/ta.v14i2.778.

28. Nagar, S. (2024). Artificial Intelligence in Scientific Research: Lessons for SPIs. In: *Science-Policy Brief for the Multistakeholder Forum on Science, Technology and Innovation for the SDGs, May 2024. United Nations*. 4 p. Available at: <https://sdgs.un.org/documents/nagar-s-artificial-intelligence-scientific-research-lessons-spis-55347> (accessed 01.11.2025).
29. Mohammadi, E., Cai, Y., Novin, A., Vera, V., Soltanmohammadi, E. (2025). Who Is a Scientist? Gender and Racial Biases in Google Vision AI. *AI and Ethics*. Vol. 5, pp. 4993-5010, doi: 10.1007/s43681-025-00742-4.
30. Messeri, L., Crockett, M. J. (2024). Artificial Intelligence and Illusions of Understanding in Scientific Research. *Nature*. Vol. 627, pp. 49-58, doi: 10.1038/s41586-024-07146-0.
31. Kobak, D., González-Márquez, R., Horvát, E.-Á., Lause, J. (2025). Delving into LLM-Assisted Writing in Biomedical Publications Through Excess Vocabulary. *Science Advances*. Vol. 11, no. 27, 8 p., doi: 10.1126/sciadv.adt3813.
32. Watermeyer, R., Lanclos, D., Phipps, L., Shapiro, H., Guizzo, D. et al. (2025). Academics' Weak(ening) Resistance to Generative AI: The Cause and Cost of Prestige? *Postdigital Science and Education*. Vol. 7, pp. 1171-1191, doi: 10.1007/s42438-024-00524-x.
33. Carobene, A., Padoan, A., Cabitzza, F., Banfi, G., Plebani, M. (2024). Rising Adoption of Artificial Intelligence in Scientific Publishing: Evaluating the Role, Risks, and Ethical Implications in Paper Drafting and Review Process. *Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (CCLM)*. Vol. 62, no. 5, pp. 835-843, doi: 10.1515/cclm-2023-1136.
34. Liu, J., Jagadish, H.V. (2024). Institutional Efforts to Help Academic Researchers Implement Generative AI in Research. *Harvard Data Science Review*. No. 5, 25 p., doi: 10.1162/99608f92.2c8e7e81.
35. Bianchini, S., Møller, M., Pelletier, P. (2025). Drivers and Barriers of AI Adoption and Use in Scientific Research. *Technological Forecasting and Social Change*. Vol. 220, 16 p., doi: 10.1016/j.techfore.2025.124303.
36. Prieto-Gutierrez, J.J., Segado-Boj, F., Franza, F.D.S. (2023). Artificial Intelligence in Social Science: A Study Based on Bibliometrics Analysis. *Human Technology*. Vol. 19, no. 2, pp. 149-162, doi: 10.48550/arXiv.2312.10077.
37. Popova, E.V., Matsepuro, D.M. (2024). Research Ethics: Ideas and Practices of Russian Young Scientists. *Vyshee Obrazovanie v Rossii = Higher Education in Russia*. Vol. 33, no. 7, pp. 124-143, doi: 10.31992/0869-3617-2024-33-7-124-143 (In Russ., abstract in Eng.).
38. Steinhardt, I., Bauer, M., Wünsche, H., Schimmler, S. (2023) The Connection of Open Science Practices and the Methodological Approach of Researchers. *Quality & Quantity*. Vol. 57. no. 4. pp. 3621-3636, doi: 10.1007/s11135-022-01524-4.
39. Bennett, D.S., Stam, A.C. (2000). Research Design and Estimator Choices in the Analysis of Interstate Dyads: When Decisions Matter. *Journal of Conflict Resolution*. Vol. 44, no. 5, pp. 653-685, doi: 10.1177/0022002700044005005.
40. Paramzin, F.N., Kakotkin, V.V., Burkin, D.A., Agapov, M.A. (2023). Radiomics and Artificial Intelligence in The Differential Diagnosis of Tumor and Non-Tumor Diseases of The Pancreas. Review. *Khirurgicheskaya praktika = Surgical Practice*. Vol. 8, no. 1, pp. 53-65, doi: 10.38181/2223-2427-2023-1-5.
41. Popova, E.V. (2025). Research Infrastructures of Russian Laboratories: Before and After Sanctions. *Etnograficheskoe obozrenie = Ethnographic Review*. No. 6, pp. 168-191, doi: 10.7868/S3034627425060109.

Acknowledgement. This research was supported by Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, project No. FSWM-2024-0008.

*The paper was submitted 03.02.2026
Accepted for publication 10.04.2026*