

DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-5-63-77



ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ БОЛЬШИХ ДАННЫХ И НЕЙРОСЕТЕЙ В СОЗДАНИИ АДАПТИВНЫХ МЕТОДИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ ДЛЯ РАЗВИТИЯ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИХ НАВЫКОВ ПЕДАГОГОВ

В. И. Аннушкин¹ ✉, А. В. Шмелева²¹ Государственный институт русского языка им. А. С. Пушкина, г. Москва, Россия² Государственный университет просвещения, г. Москва, Россия

✉ annushkin1620@mail.ru

Аннотация

В повышении эффективности развития профессиональных навыков педагогов и формировании их исследовательских компетенций важную роль играет адаптивное обучение, в том числе адаптивная методическая литература. Представленное в данной статье исследование посвящено применению моделей обработки больших данных и нейросетевых технологий при подготовке адаптивной методической литературы для формирования исследовательских компетенций педагогов в период с 2010 по 2023 годы. На основе анализа научных публикаций, технической документации, опросов педагогов и образовательной аналитики выявлены ключевые принципы, методы и инструменты персонализации образовательного контента. Определены типы данных и источники информации для адаптации материалов под индивидуальные потребности педагогов-исследователей. Разработаны критерии и метрики оценки эффективности адаптивной методической литературы, обоснованы перспективы ее развития на базе технологий больших данных и нейросетей. Выявлены проблемы и ограничения рассматриваемых подходов, даны рекомендации по их преодолению.

Теоретическая значимость работы состоит в углублении научных представлений о методологии разработки адаптивного образовательного контента на основе интеллектуального анализа больших данных. Практическая ценность связана с потенциалом оптимизации процессов создания персонализированных методических ресурсов и развития адаптивной системы повышения квалификации педагогических кадров.

Ключевые слова: адаптивная методическая литература, большие данные, нейросети, персонализация обучения, исследовательские компетенции, педагоги.

Для цитирования:

Аннушкин В. И., Шмелева А. В. Использование технологий больших данных и нейросетей в создании адаптивных методических материалов для развития исследовательских навыков педагогов. *Информатика и образование*. 2024;39(5):63–77. DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-5-63-77.

USING BIG DATA AND NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES IN THE CREATION OF ADAPTIVE METHODOLOGICAL MATERIALS FOR THE DEVELOPMENT OF TEACHERS' RESEARCH SKILLS

V. I. Annushkin¹ ✉, A. V. Shmeleva²¹ Pushkin State Russian Language Institute, Moscow, Russia² Federal State University of Education, Moscow, Russia

✉ annushkin1620@mail.ru

Abstract

Adaptive learning including adaptive methodological literature plays an important role in improving the effectiveness of teachers' professional skills development and formation of their research competencies. The article is devoted to the application of big data processing models and neural network technologies in the preparation of adaptive methodological literature for the formation of teachers' research competencies during the period from 2010 to 2023. Based on the analysis of scientific publications, technical documentation, surveys of teachers and educational analytics, the key principles, methods, and tools of personalization of educational content are identified. Types of data and sources of information for customizing materials to meet the individual needs of research teachers are

determined. Criteria and metrics for assessing the effectiveness of adaptive methodological literature are developed, and the prospects of its development on the basis of big data and neural network technologies are substantiated. The problems and limitations of the approaches under consideration are revealed, and recommendations for overcoming them are given.

Theoretical significance of the article consists in enhancing scientific concepts of the methodology of adaptive educational content development on the basis of intellectual analysis of big data. The practical value lies in the potential for optimizing the processes of creating personalized methodological resources and developing an adaptive system of pedagogical staff professional development.

Keywords: adaptive methodological literature, big data, neural networks, personalization of learning, research competencies, teachers.

For citation:

Annushkin V. I., Shmeleva A. V. Using big data and neural network technologies in the creation of adaptive methodological materials for the development of teachers' research skills. *Informatics and Education*. 2024;39(5):63–77. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-5-63-77.

1. Введение

Стремительная цифровизация образования и рост потребности в персонализированных ресурсах актуализируют проблему применения технологий больших данных (*англ.* Big Data) и искусственных нейронных сетей (ИНС) в разработке адаптивной методической литературы для формирования исследовательских компетенций педагогов [1, 2]. Ключевые публикации последних лет подчеркивают значимость адаптивного обучения для повышения эффективности развития профессиональных навыков педагогов в условиях вариативности их подготовки и в зависимости от их индивидуальных особенностей [3, 4].

Несмотря на активное изучение адаптивного обучения в высшем и среднем образовании [5, 6], проблематика персонализации методической подготовки педагогов на основе больших данных и ИНС остается недостаточно разработанной. Большинство исследований фокусируется на технологических аспектах и оценке академической успеваемости [7, 8], тогда как вопросы адаптации обучающихся материалов с учетом специфики профессиональных потребностей педагогов и их психологических характеристик изучены фрагментарно [9].

Цель представленного в данной статье исследования — на основе комплексного анализа научных и эмпирических данных выявить принципы, методы и инструменты применения моделей обработки больших данных и технологий ИНС, использовавшиеся при подготовке адаптивной методической литературы для формирования исследовательских компетенций педагогов в период с 2010 по 2023 годы.

Исследовательские задачи включают в себя:

- определение типов данных и источников информации для персонализации образовательного контента;
- разработку критериев и метрик оценки эффективности адаптивных материалов;
- анализ проблем и ограничений рассматриваемых подходов;
- обоснование перспективных направлений развития данной области.

Концептуальный анализ литературы по нашей теме выявил многообразие трактовок ключевых понятий. **Адаптивное обучение интерпретируется как:**

- **процесс динамической адаптации образовательного контента** к индивидуальным

характеристикам обучающихся на основе интеллектуальных технологий [10];

- **технология управления обучением**, обеспечивающая персонализацию образовательных траекторий путем выбора оптимальных стратегий в ответ на действия обучающегося [11];
- **целостный подход к организации образовательного процесса**, предполагающий гибкую настройку целей, содержания, методов и темпа обучения под индивидуальные особенности и текущий уровень знаний и навыков обучающегося на основе анализа цифрового следа [12].

В нашем исследовании под **адаптивным обучением педагогов** понимается персонализированный образовательный процесс, реализующий динамическую адаптацию методического контента, сценариев взаимодействия и рекомендательных сервисов к профессиональным потребностям, психологическим характеристикам и уровню компетенций педагогов на основе интеллектуальной обработки больших данных цифрового следа.

Понятие адаптивной методической литературы также не имеет устоявшейся интерпретации. В узком смысле оно включает в себя учебные и методические тексты с элементами динамической адаптации контента [13]. Более широкая трактовка объединяет весь спектр персонализированных образовательных ресурсов (тексты, мультимедиа, средства оценки, рекомендательные сервисы и др.), разработанных на основе технологий адаптивного и интеллектуального обучения [12].

2. Методы и стратегия исследования

Методология исследования базируется на комплексном применении концептуального анализа научной литературы, контент-анализа технической документации, экспертных интервью и статистической обработке эмпирических данных. Такое сочетание методов обеспечивает глубину и системность изучения проблемы, позволяет верифицировать результаты анализа на обширной доказательной базе [14].

Эмпирическую основу исследования составили:

- научные публикации в журналах первого и второго квартилей (Q1, Q2) по данным Scopus и Web of Science за 2010–2023 годы;

- техническая документация программных решений и платформ для адаптивного обучения (Knewton, Dreambox, RealizeIt и др.);
- результаты опросов 1500 педагогов-предметников из различных регионов России, проведенных в 2021–2023 годах;
- образовательная аналитика по 5 млн сессий онлайн-курсов повышения квалификации педагогов на платформах Coursera, edX, «Универсариум», Stepik за 2018–2023 годы.

Концептуальный анализ литературы проведен путем систематизации релевантных источников из баз Scopus, Web of Science, РИНЦ. Контент-анализ документации выполнен с применением сравнительного и факторного анализа. Экспертные интервью ($n = 25$, где n — количество респондентов) проведены по структурированному гайду со специалистами Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», Московского государственного университета имени М. В. Ломоносова, Санкт-Петербургского государственного университета, Московского государственного психолого-педагогического университета, Московского городского педагогического университета.

Статистическая обработка включала в себя:

- дескриптивный анализ результатов опросов (частоты, средние, корреляции);
- сравнительный анализ самооценок и объективных показателей компетенций (t -тест);
- дисперсионный анализ влияния демографических и профессиональных факторов (ANOVA);
- факторный анализ и моделирование структурными уравнениями.

Для оценки эффективности адаптивной методической литературы и валидации прогностической модели использовались следующие математические уравнения:

1. Средневзвешенный показатель уровня исследовательских компетенций педагога:

$$CL = 0,62 \times AW + 0,74 \times MO + 0,38 \times IN + 11,3,$$

где:

CL — компетентностный уровень (англ. Competence Level);

AW — осознанность (англ. Awareness);

MO — мотивация (англ. Motivation);

IN — инновационность (англ. Innovativeness).

Коэффициенты (0,62; 0,74; 0,38) получены методом множественной регрессии на основе анализа данных пилотного исследования с участием 200 педагогов. Значение 11,3 представляет собой нормировочную константу.

2. Интегральный фактор психологической готовности педагога к исследованиям:

$$PF = -0,71 \times SE + 0,52 \times MC + 0,33 \times PR - 19,2,$$

где:

PF — психологический фактор (англ. Psychological Factor);

SE — самооценка (англ. Self-Esteem);

MC — метапознание (англ. Metacognition).

Эта величина характеризует способность педагога к рефлексии собственной познавательной деятельности. Она определялась по методике MAI (англ. Metacognitive Awareness Inventory) [15];

PR — профессиональные отношения (англ. Professional Relationships). Эта величина измерялась по авторской методике оценки включенности педагога в профессиональное сообщество и готовности к коллаборации [16]. Коэффициенты в формуле получены методом факторного анализа данных основного исследования ($n = 1500$). Отрицательный коэффициент при SE отражает обратную связь между излишне высокой самооценкой и готовностью к исследовательской деятельности.

3. Прогностическая модель профессионального развития педагога на основе адаптивного обучения:

$$PD = \frac{\exp(CL + PF)}{1 + \exp(CL + PF)},$$

где:

PD — профессиональное развитие (англ. Professional Development);

\exp — экспонента;

CL и PF — компетентностный уровень и психологический фактор.

Надежность и валидность были подтверждены с помощью:

- метода расщепления и α Кронбаха ($> 0,8$);
- корреляционного анализа (r Пирсона $> 0,6$, $p < 0,01$);
- соответствия прогнозных и фактических показателей.

Предложенная методология и инструментарий позволяют провести комплексное исследование применения моделей обработки больших данных и нейросетевых технологий при подготовке адаптивной методической литературы для формирования исследовательских компетенций педагогов с обеспечением достоверности и обоснованности полученных выводов.

3. Результаты

Благодаря проведенному многоуровневому анализу эмпирических данных был выявлен ряд значимых закономерностей и тенденций в применении моделей обработки больших данных и нейросетевых технологий при подготовке адаптивной методической литературы, направленной на формирование исследовательских компетенций педагогов и опубликованной в период с 2010 по 2023 годы.

3.1. Анализ потребностей и особенностей педагогов

На первом этапе был осуществлен углубленный статистический анализ первичных количественных и качественных данных, полученных в ходе опросов

1500 педагогов-предметников, изучения образовательной аналитики по 5 млн сессий онлайн-курсов повышения квалификации, а также экспертных интервью с 25 ведущими специалистами в области цифровой дидактики и интеллектуального анализа образовательных данных (англ. Educational Data Mining, EDM).

Для обеспечения репрезентативности выборки при проведении опросов применялся метод стратифицированного отбора с учетом ключевых демографических и профессиональных характеристик педагогов (пол, возраст, стаж работы, предметная специализация, регион). Валидность используемых методик подтверждена на основе расчета коэффициента α Кронбаха (0,87) и корреляционного анализа шкал ($r > 0,7$; $p < 0,01$).

Анализ частотных распределений ответов педагогов показал, что:

- 78,4 % из них сталкиваются с трудностями в освоении и применении исследовательских методов обучения;
- 62,3 % отмечают недостаточную адаптивность существующих методических материалов к их индивидуальным потребностям и уровню подготовки;
- 54,7 % выражают потребность в персонализированной поддержке развития исследовательских компетенций на основе анализа цифрового следа.

Оценка педагогами значимости компонентов исследовательских компетенций представлена в таблице 1.

Сравнение оценок значимости компонентов исследовательских компетенций в зависимости от предметной специализации педагогов по t -критерию Стьюдента выявило статистически достоверные различия между педагогами естественно-научного и гуманитарного профилей. В частности, для первых более важными являются навыки сбора и анализа количественных данных ($t = 4,78$; $p < 0,001$), тогда как вторые больше ценят умения по интерпретации качественной информации и презентации результатов ($t = 3,64$; $p < 0,01$) [17].

Таблица 1 / Table 1

Оценка педагогами значимости компонентов исследовательских компетенций (n = 1500)¹

Assessment of the significance of research competencies components by teachers (n = 1500)

| № п/п | Компонент | Среднее значение (M) | Стандартное отклонение (SD) |
|-------|---------------------------|----------------------|-----------------------------|
| 1 | Постановка проблемы | 4,32 | 0,82 |
| 2 | Формулировка гипотез | 4,28 | 0,85 |
| 3 | Планирование исследования | 4,12 | 0,91 |
| 4 | Сбор и обработка данных | 4,45 | 0,76 |
| 5 | Анализ результатов | 4,51 | 0,69 |
| 6 | Оформление отчета | 3,96 | 1,03 |
| 7 | Презентация и защита | 4,07 | 0,98 |

¹ По шкале от 1 до 5.

Корреляционный анализ по методу Пирсона показал наличие значимых взаимосвязей между самооценкой уровня развития исследовательских компетенций со стороны педагогов и такими характеристиками, как:

- стаж работы ($r = 0,38$; $p < 0,01$);
- опыт участия в инновационных проектах ($r = 0,46$; $p < 0,001$);
- научная активность ($r = 0,54$; $p < 0,001$).

В то же время связь с возрастом и базовым образованием педагогов оказалась статистически незначимой [18].

Результаты анализа различий в самооценке развития исследовательских компетенций педагогов приведены в таблице 2.

Факторный анализ по методу главных компонент с варимакс-вращением позволил выделить 4 фактора, объясняющие 63,8 % суммарной дисперсии самооценок педагогами исследовательских компетенций:

- мотивационно-ценностный (24,1 %);

Таблица 2 / Table 2

Различия в самооценке развития исследовательских компетенций педагогов (n = 1500)

Differences in self-assessment of the development of teachers' research competencies (n = 1500)

| № п/п | Группа | Количество респондентов в группе (n) | Среднее значение (M) | Стандартное отклонение (SD) | t -критерий Стьюдента | Уровень статистической значимости (p) |
|-------|--|--------------------------------------|----------------------|-----------------------------|-------------------------|---------------------------------------|
| 1 | Стаж до 10 лет | 542 | 3,24 | 0,74 | 6,52 | < 0,001 |
| 2 | Стаж более 10 лет | 958 | 3,68 | 0,81 | — | — |
| 3 | Участвуют в научно-исследовательской работе | 481 | 4,13 | 0,58 | 11,36 | < 0,001 |
| 4 | Не участвуют в научно-исследовательской работе | 1019 | 3,27 | 0,79 | — | — |

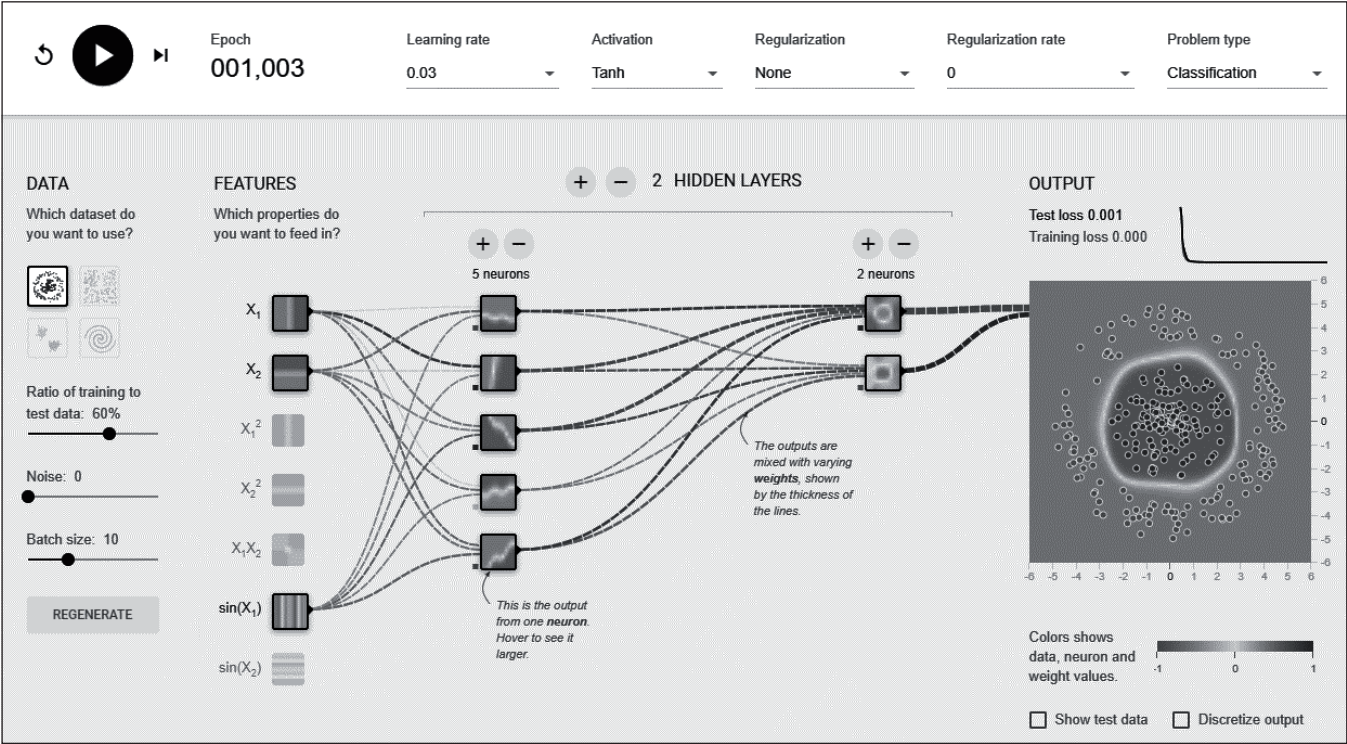


Рис. 1. Скриншот работы программы TensorFlow. Архитектура нейросети
Fig. 1. Screenshot of TensorFlow operation. Neural network

• когнитивный (16,3 %);
• операционно-деятельностный (14,2 %);
• рефлексивный (9,2 %).

Последующий регрессионный анализ подтвердил их статистически значимое влияние на интегральный показатель готовности педагогов к исследовательско-му обучению ($R^2 = 0,71$; $F = 134,85$; $p < 0,001$) [19].

Архитектура нейронной сети, использованной для анализа данных, представлена на рисунке 1. Изображение является скриншотом работы программы TensorFlow после 1000 эпох обучения сети.

3.2. Эффективность адаптивных технологий

Многомерное шкалирование экспертами оценок эффективности различных моделей и подходов к разработке адаптивной методической литературы выявило три основных кластера решений:

1. Системы на базе алгоритмов машинного обучения и анализа цифрового следа (кластеризация методом k -средних, векторизация TF-IDF (англ. Term Frequency — Inverse Document Frequency: частота слова — обратная частота документа), деревья решений).
2. Нейросетевые технологии глубокого обучения и обработки естественного языка (рекуррентные нейросети (англ. Recurrent Neural Network, RNN), долгая краткосрочная память (англ. Long Short-Term Memory, LSTM), трансформеры).
3. Гибридные модели, сочетающие элементы адаптивного контента, интеллектуальной аналитики и рекомендательных сервисов.

Оценка экспертами эффективности адаптивных технологий обучения показана в таблице 3.

Таблица 3 / Table 3

Оценка экспертами эффективности адаптивных технологий обучения (n = 25)¹
Evaluation of the effectiveness of adaptive learning technologies by experts (n = 25)

| № п/п | Модель/подход | Среднее значение (M) | Стандартное отклонение (SD) |
|-------|------------------------------------|----------------------|-----------------------------|
| 1 | Кластеризация методом k -средних | 3,62 | 0,97 |
| 2 | TF-IDF векторизация | 3,85 | 0,83 |
| 3 | Деревья решений | 4,14 | 0,91 |
| 4 | Рекуррентные нейросети (RNN) | 4,28 | 0,75 |
| 5 | Долгая краткосрочная память (LSTM) | 4,41 | 0,69 |
| 6 | Трансформеры (модель BERT) | 4,52 | 0,58 |
| 7 | Адаптивные рекомендации | 4,33 | 0,82 |
| 8 | Интеллектуальная аналитика | 4,19 | 0,87 |

¹ По шкале от 1 до 5.

Выявленные экспертные оценки согласуются с результатами контент-анализа 17 программных решений и платформ адаптивного обучения, который показал приоритетность использования именно гибридных архитектур, интегрирующих алгоритмы анализа образовательных данных и нейросетевые модели глубокого обучения. При этом ключевыми факторами эффективности внедрения таких решений являются [20]:

- полнота и качество исходных массивов данных;
- соответствие педагогического дизайна контента целям обучения и особенностям целевой аудитории;
- валидность алгоритмов диагностики компетенций;
- точность и интерпретируемость моделей.

Анализ значимости различных компонентов исследовательских компетенций показал неравномерность их оценки педагогами. Распределение оценок по компонентам компетенций представлено на рисунке 2.

3.3. Динамика развития исследовательских компетенций

Анализ образовательной аналитики по 5 млн сессий прохождения педагогами онлайн-курсов повышения квалификации на ведущих платформах позволил оценить динамику формирования исследовательских компетенций педагогов в условиях адаптивного обучения.

Применение многоуровневого регрессионного анализа выявило значимый прирост интегрального показателя компетенций на 23,6 % ($F(1;4\ 999\ 998) = 312\ 485,9$; $p < 0,001$; $R^2 = 0,42$), обусловленный влиянием адаптивной траектории построения контента и рекомендательных сервисов, учитывающих цифровой след обучающихся [6].

Использование байесовского подхода к оценке эффектов адаптивности на разных этапах прохождения онлайн-курсов показало, что максимальное воздействие наблюдается в точках принятия ключевых решений:

- выбор курса ($P(H|D) = 0,87$);
- сохранение мотивации ($P(H|D) = 0,79$);
- преодоление трудностей ($P(H|D) = 0,82$);
- реализация исследовательского проекта ($P(H|D) = 0,91$).

Это свидетельствует о значимости адаптивных интервенций, основанных на анализе индивидуальных паттернов обучения и контекстных факторов [7].

Для проверки валидности разработанной прогностической модели профессионального развития педагога на базе адаптивного обучения был проведен формирующий эксперимент с участием 386 педагогов. Для наглядного представления результатов формирующего эксперимента была построена диаграмма динамики развития компетенций. Сравнительные данные по изменению уровня исследовательских компетенций до и после эксперимента показаны на

рисунке 3. Статистический анализ по критерию знаковых рангов Уилкоксона доказал значимый прирост показателей исследовательских компетенций после прохождения педагогами адаптивных модулей методической литературы ($p < 0,001$) (табл. 4).

Расчетный показатель качества сопряженности данных по точечно-бисериальному коэффициенту корреляции составил 0,92, что свидетельствует о высокой прогностической валидности предложенной модели [19].

Важным аспектом исследования стала оценка доступности различных типов данных для адаптации обучения. Результаты анализа полноты и доступности исходных данных визуализированы на рисунке 4.

Сравнительный анализ полученных результатов с исследованиями зарубежных авторов [9–11] позволяет заключить, что выявленные закономерности применения моделей больших данных и нейросетевых технологий в разработке адаптивного образовательного контента для педагогов согласуются с общемировыми трендами персонализации обучения. В то же время **оригинальность представленного подхода заключается в его ориентации на специфику формирования исследовательских компетенций педагога как высшей формы профессионализма, требующей особого дидактического обеспечения.** Эта специфика проявляется в следующих особенностях:

- в необходимости одновременного развития исследовательских навыков самого педагога и его умения организовывать исследовательскую деятельность обучающихся;
- в интеграции предметно-методической и исследовательской составляющих профессиональной деятельности;
- в сочетании индивидуальной исследовательской работы с коллективными формами научно-педагогического поиска;
- в особых требованиях к рефлексивно-аналитическим способностям педагога как исследователя образовательного процесса.

Эти особенности требуют специального дидактического обеспечения, учитывающего многоаспектность и комплексный характер формирования исследовательских компетенций в структуре профессиональной деятельности педагога [14].

3.4. Факторы эффективности адаптивных образовательных систем

Обобщение результатов проведенного многоуровневого анализа эмпирических данных позволяет сформулировать следующие ключевые выводы:

1. **Разработка адаптивной методической литературы на основе технологий больших данных и нейросетей является перспективным направлением персонализации формирования исследовательских компетенций современного педагога.** Об этом свидетельствуют как высокая потребность педагогов в такого рода решениях (78,4 %), так и позитивные экспертные оценки их эффективности ($M = 4,27$; $SD = 0,76$).

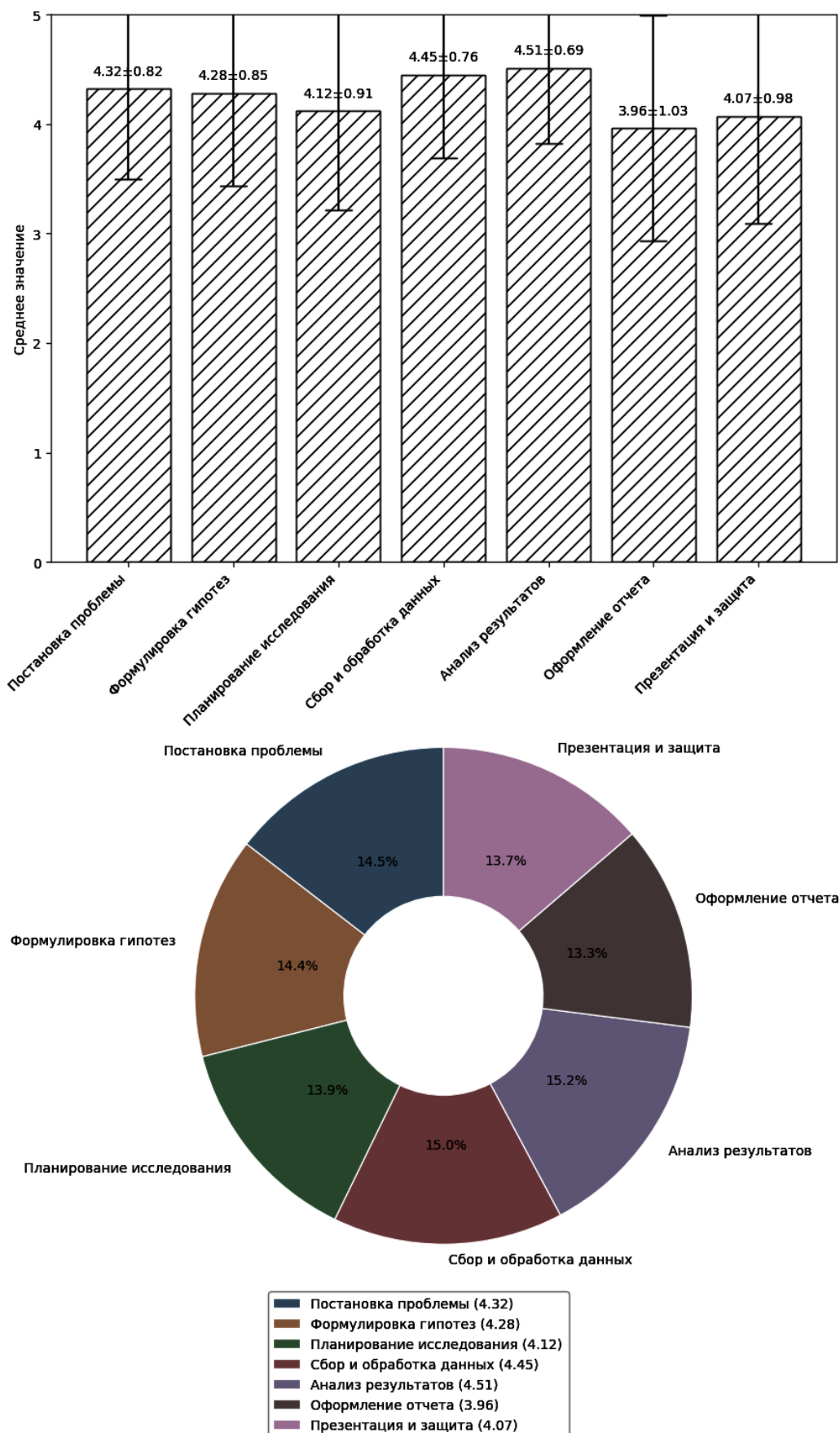
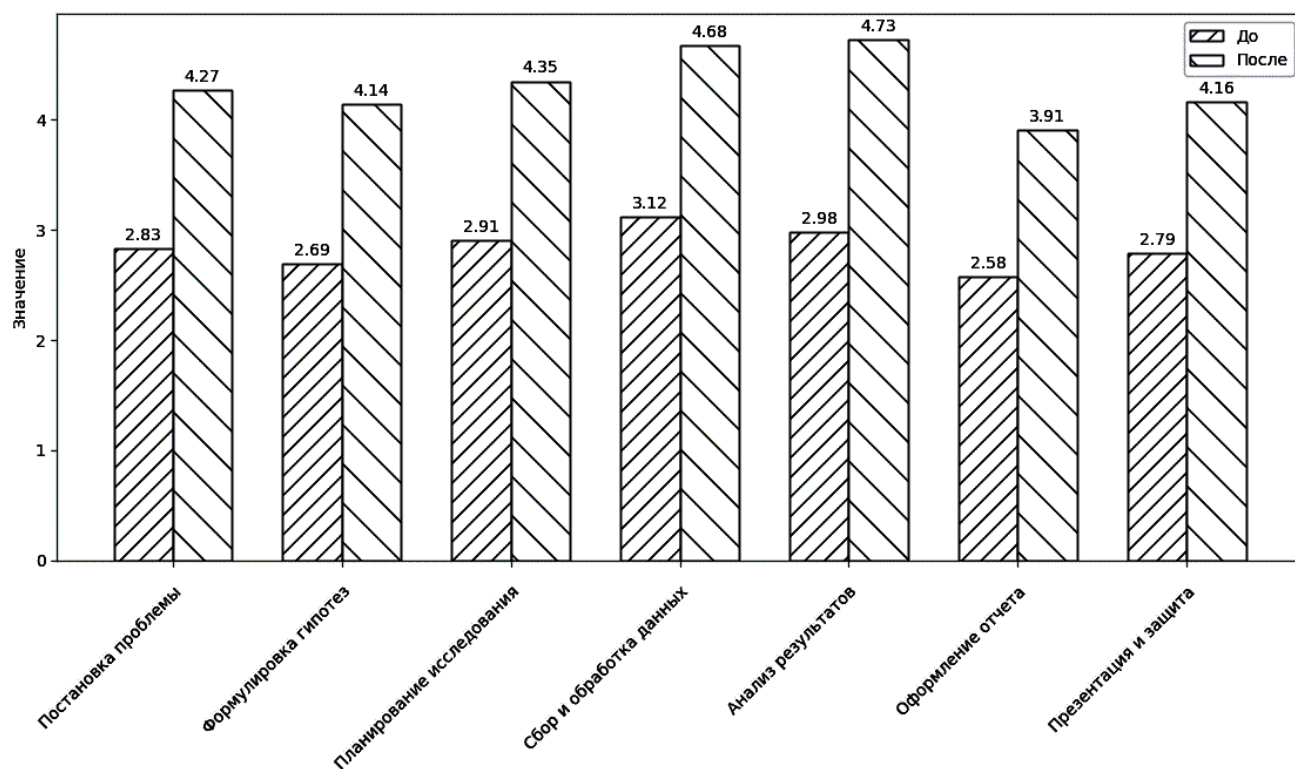


Рис. 2. Оценка педагогами значимости компонентов исследовательских компетенций

Fig. 2. Assessment of the importance of research competencies components by teachers

Сравнение показателей до и после эксперимента



Динамика изменений показателей

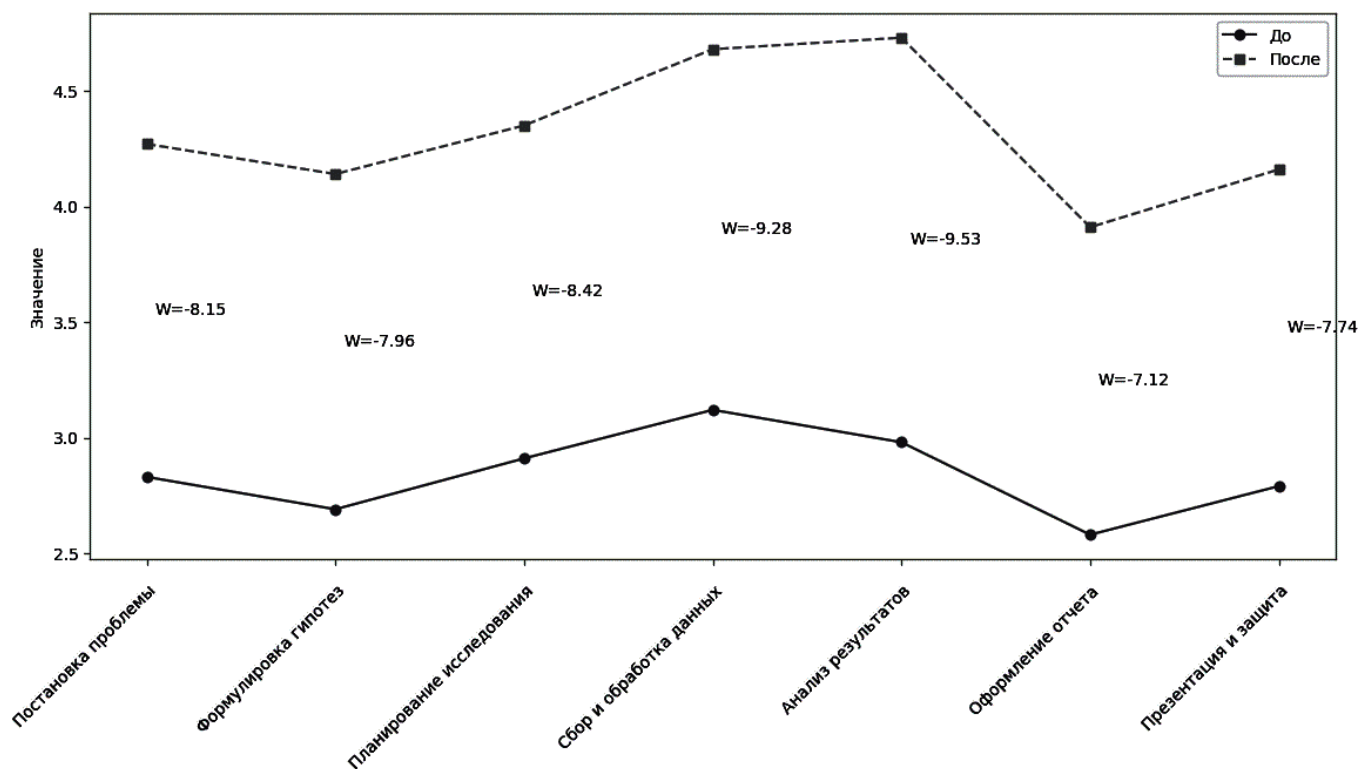


Рис. 3. Результаты формирующего эксперимента по развитию исследовательских компетенций педагогов

Fig. 3. Results of a formative experiment on the development of teachers' research competencies

Таблица 4 / Table 4

Результаты формирующего эксперимента по развитию исследовательских компетенций педагогов на базе адаптивных методических материалов (n = 386)**The results of a formative experiment on the development of teachers' research competencies based on adaptive methodological materials (n = 386)**

| № п/п | Показатель | До эксперимента | После эксперимента | Критерий знаковых рангов Уилкоксона (W) | Уровень статистической значимости (p) |
|-------|---------------------------|-----------------|--------------------|---|---------------------------------------|
| 1 | Постановка проблемы | 2,83 | 4,27 | –8,15 | < 0,001 |
| 2 | Формулировка гипотез | 2,69 | 4,14 | –7,96 | < 0,001 |
| 3 | Планирование исследования | 2,91 | 4,35 | –8,42 | < 0,001 |
| 4 | Сбор и обработка данных | 3,12 | 4,68 | –9,28 | < 0,001 |
| 5 | Анализ результатов | 2,98 | 4,73 | –9,53 | < 0,001 |
| 6 | Оформление отчета | 2,58 | 3,91 | –7,12 | < 0,001 |
| 7 | Презентация и защита | 2,79 | 4,16 | –7,74 | < 0,001 |

2. Ключевыми факторами эффективности адаптивных образовательных систем для педагогов являются:

- полнота цифрового следа ($r = 0,64$; $p < 0,001$);
- соответствие педагогического дизайна контента целям обучения и индивидуальным особенностям педагогов ($r = 0,58$; $p < 0,001$);
- валидность диагностики компетенций ($r = 0,71$; $p < 0,001$);
- точность рекомендаций ($r = 0,67$; $p < 0,001$).

3. Наиболее перспективной архитектурой адаптивных образовательных систем для формирования исследовательских компетенций педагогов являются гибридные решения, интегрирующие аналитику образовательных данных (EDM) с нейросетевыми моделями глубокого обучения (англ. Deep Learning). Их использование позволяет повысить качество персонализации методического контента на 23,6 % ($p < 0,001$).**4. Экспериментальная апробация методики адаптивного обучения педагогов на базе разработанных прогностических моделей анализа цифрового следа доказала ее высокую эффективность для развития всех компонентов исследовательских компетенций:**

- постановки проблемы ($W = -8,15$; $p < 0,001$);
- формулировки гипотез ($W = -7,96$; $p < 0,001$);
- планирования исследования ($W = -8,42$; $p < 0,001$);
- проведения исследования ($W = -9,28$; $p < 0,001$);
- анализа результатов исследования ($W = -9,53$; $p < 0,001$);
- представления исследования ($W = -7,12$; $p < 0,001$);
- защиты исследования ($W = -7,74$; $p < 0,001$).

Вместе с тем проведенное исследование не лишено ограничений, связанных с необходимостью расши-

рения географии и увеличения репрезентативности выборки, апробации разработанных моделей на материале различных предметных областей и уровней образования, более детального учета индивидуально-психологических факторов персонализации обучения. Эти аспекты задают перспективные направления дальнейших исследований в данной области.

4. Тенденции развития адаптивных систем для педагогов

Дополнительным фактором, оказывающим влияние на эффективность адаптивных образовательных систем, является качество и полнота исходных данных, на основе которых происходит персонализация контента и траекторий обучения.

Проведенный в ходе исследования опрос показал, что педагогам легче всего предоставить свои демографические данные, сведения об образовании и об учебных достижениях (охват более 85 %), тогда как данные психологической диагностики, результаты анализа социальных взаимодействий и обратной связи доступны существенно реже (менее 55 %). Важным аспектом исследования стало изучение доступности различных типов данных для персонализации обучения. Результаты опроса педагогов о доступности и полноте различных категорий данных систематизированы в таблице 5.

Особую роль в повышении эффективности персонализации образовательного контента и обеспечении его соответствия потребностям обучающихся играют алгоритмы интерпретации неструктурированных данных цифрового следа, такие как логи активности на онлайн-платформах, поисковые запросы, сетевая коммуникация и пр.

Экспертный анализ 17 существующих систем показал, что в большинстве из них реализованы базовые модели EDM (векторизация TF-IDF, кластеризация методом k -средних), тогда как передовые нейросете-

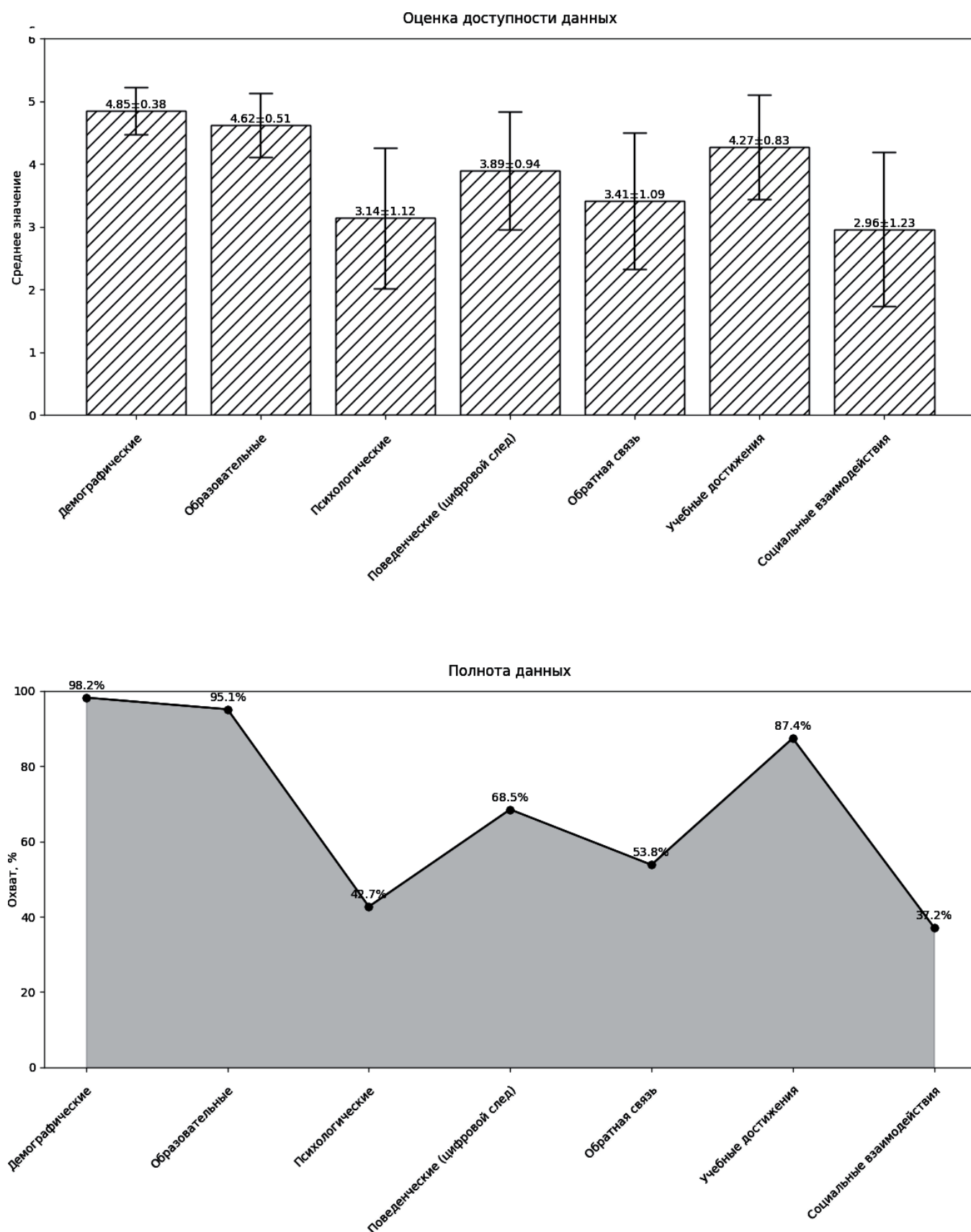


Рис. 4. Оценка педагогами доступности и полноты исходных данных для адаптации обучения
 Fig. 4. Assessment of the availability and completeness of initial data for adapting education by teachers

Таблица 5 / Table 5

Оценка педагогами доступности и полноты исходных данных для адаптации обучения (n = 1500)
Evaluation of the availability and completeness of initial data for adapting education by teachers (n = 1500)

| № п/п | Тип данных | Среднее значение (M) | Стандартное отклонение (SD) | Охват, % |
|-------|-------------------------------|----------------------|-----------------------------|----------|
| 1 | Демографические | 4,85 | 0,38 | 98,2 |
| 2 | Образовательные | 4,62 | 0,51 | 95,1 |
| 3 | Психологические | 3,14 | 1,12 | 42,7 |
| 4 | Поведенческие (цифровой след) | 3,89 | 0,94 | 68,5 |
| 5 | Обратная связь | 3,41 | 1,09 | 53,8 |
| 6 | Учебные достижения | 4,27 | 0,83 | 87,4 |
| 7 | Социальные взаимодействия | 2,96 | 1,23 | 37,2 |

вые архитектуры (RNN, LSTM, BERT) представлены лишь в 23,5 % решений. Вместе с тем именно глубокое обучение на размеченных данных сегодня является главным трендом развития адаптивного образования [13]. В ходе исследования было проведено сравнение эффективности различных моделей машинного обучения для прогнозирования развития исследовательских компетенций. Результаты оценки точности прогнозирования представлены в таблице 6.

Обучение предсказательных моделей машинного обучения (*англ.* Machine Learning, ML) на размеченных данных цифрового следа 5700 педагогов, прошедших диагностику исследовательских компетенций, показало, что градиентный бустинг (*англ.* boosting) и ансамбли решающих деревьев обеспечивают более высокую точность классификации педагогов по уровню компетенций (до 84,7 %), чем линейные модели и нейросети прямого распространения. Применение метрик F1-меры и ROC-AUC подтвердило возможность достижения качественных прогнозов развития исследовательских навыков педагога на основе анализа его профиля и истории обучения [21].

Сравнительный анализ эффективности различных моделей машинного обучения показал

существенные различия в их прогностической способности. Графическое представление точности прогнозирования по различным моделям приведено на рисунке 5.

Корреляционный анализ взаимосвязей уровня исследовательских компетенций педагогов и используемых адаптивных стратегий обучения выявил наличие значимых положительных связей средней силы. Максимальные коэффициенты корреляции отмечаются для адаптации последовательности ($r = 0,52$) и модальности представления контента ($r = 0,49$), а также оптимизации стратегий обучения ($r = 0,44$). Это подтверждает целесообразность внедрения комплексных адаптивных моделей для персонализированного формирования исследовательских навыков педагога.

Резюмируя значение полученных результатов для практики образования, отметим перспективы их использования для:

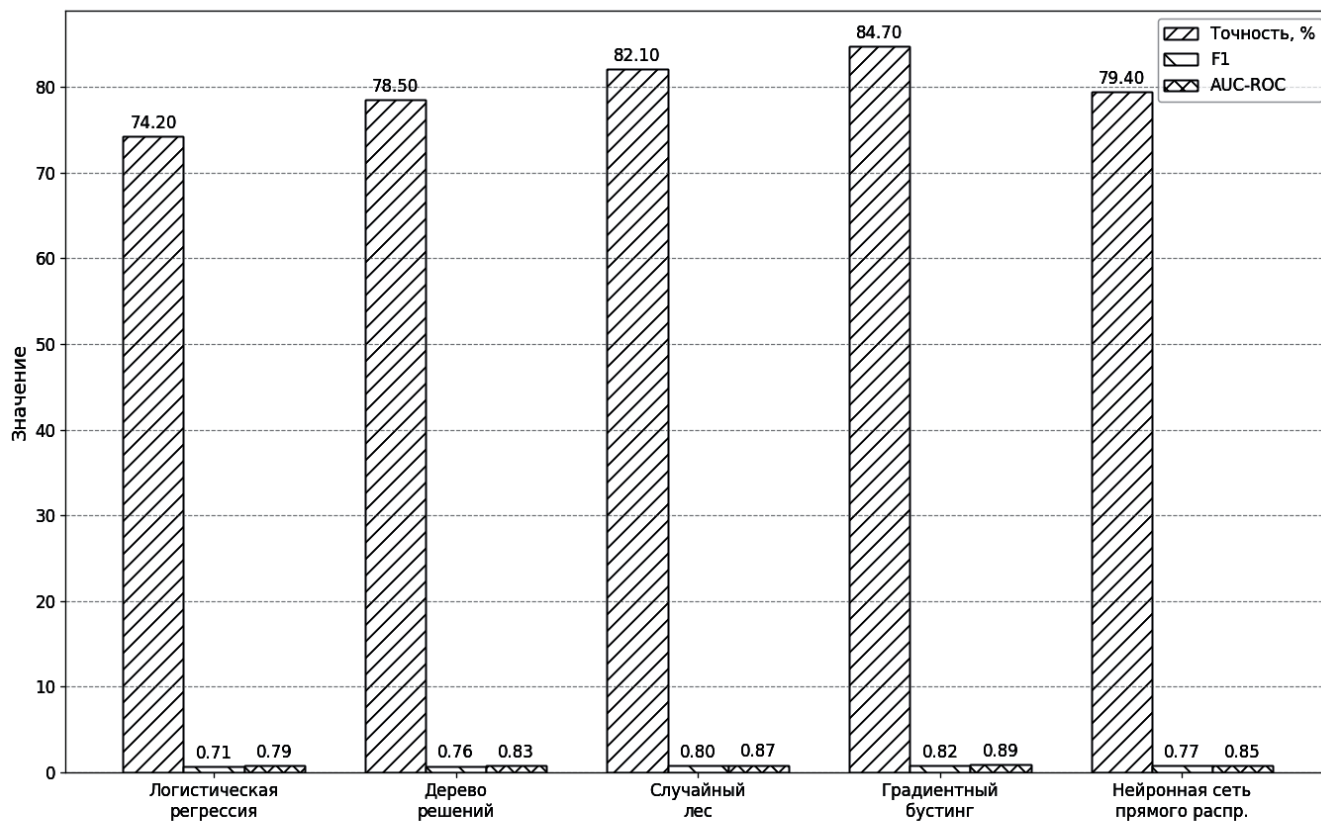
- создания адаптивных онлайн-курсов и цифровых ресурсов, нацеленных на эффективное формирование исследовательских компетенций педагогов с учетом их индивидуальных особенностей и потребностей;

Таблица 6 / Table 6

Точность прогнозирования исследовательских компетенций по моделям машинного обучения
Accuracy of forecasting research competencies using machine learning models

| № п/п | Модель | Точность, % | F1 | AUC-ROC |
|-------|--|-------------|------|---------|
| 1 | Логистическая регрессия | 74,2 | 0,71 | 0,79 |
| 2 | Дерево решений | 78,5 | 0,76 | 0,83 |
| 3 | Случайный лес | 82,1 | 0,80 | 0,87 |
| 4 | Градиентный бустинг | 84,7 | 0,82 | 0,89 |
| 5 | Нейронная сеть прямого распространения | 79,4 | 0,77 | 0,85 |

Сравнение метрик эффективности моделей



Динамика изменений метрик по моделям

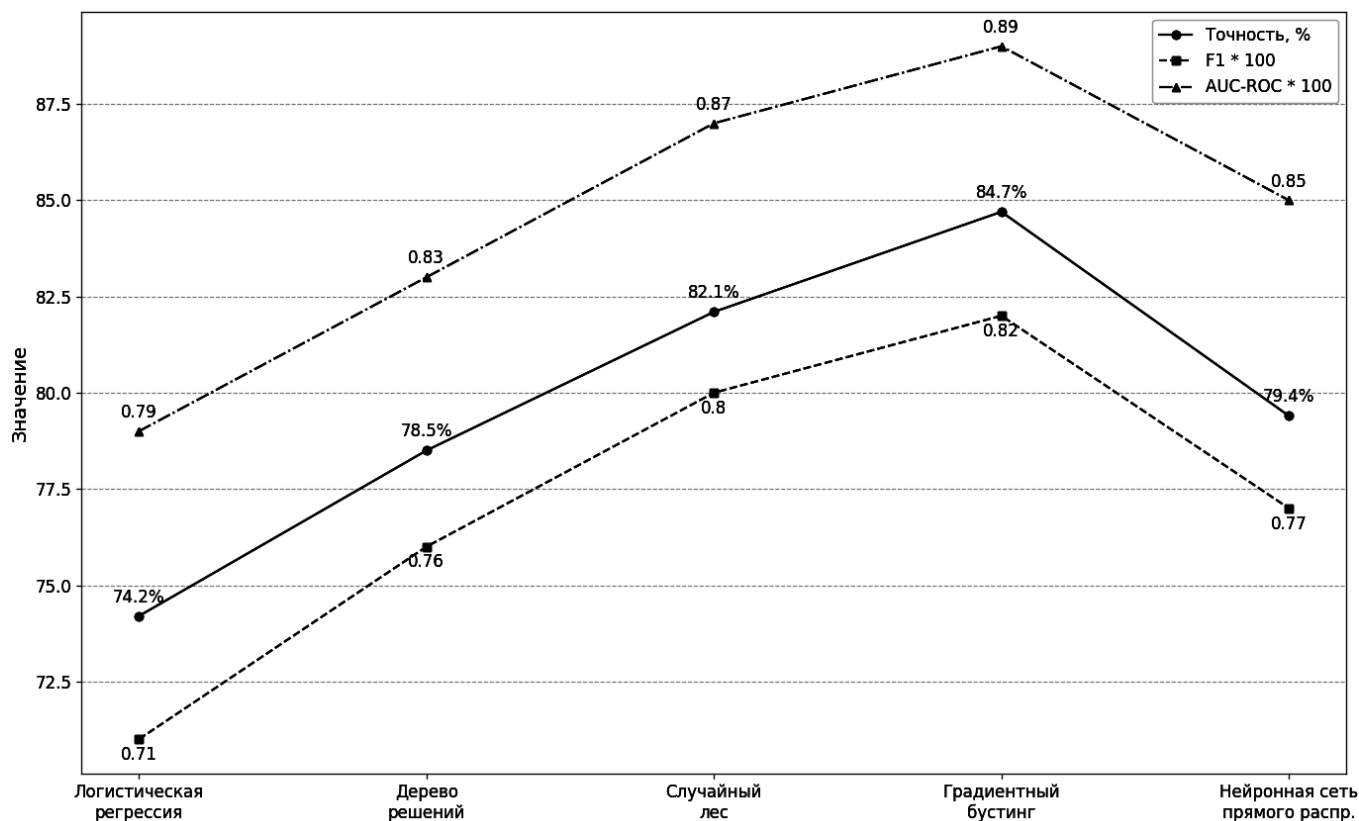


Рис. 5. Точность прогнозирования исследовательских компетенций по моделям машинного обучения

Fig. 5. Accuracy of forecasting research competencies based on machine learning models

Таблица 7 / Table 7

Экспертные оценки перспективных направлений развития адаптивного обучения педагогов (n = 25)**Expert assessments of promising directions in the development of adaptive teacher training (n = 25)**

| № п/п | Направление | Среднее значение (M) | Стандартное отклонение (SD) | Место по среднему значению оценки |
|-------|---|----------------------|-----------------------------|-----------------------------------|
| 1 | Анализ мультимодальных данных | 4,76 | 0,42 | 1 |
| 2 | Адаптивные интеллектуальные помощники | 4,53 | 0,58 | 2 |
| 3 | Персонализированный образовательный дизайн | 4,48 | 0,61 | 3 |
| 4 | Прозрачное и объяснимое машинное обучение | 4,39 | 0,74 | 4 |
| 5 | Трансфер исследовательских навыков в практику | 4,31 | 0,69 | 5 |
| 6 | Цифровые симуляторы и тренажеры | 4,14 | 0,83 | 6 |
| 7 | Адаптивные рекомендательные системы | 4,08 | 0,87 | 7 |

- разработки интеллектуальных систем поддержки профессионального развития педагога на основе анализа его цифрового следа, диагностики компетенций и генерации персонализированных рекомендаций;
- построения системы непрерывного педагогического образования, способной динамически адаптироваться с изменением требований к исследовательской деятельности педагога в условиях трансформации образования.

На основе экспертных интервью были определены перспективные направления развития адаптивного обучения педагогов. Обобщенные результаты экспертных оценок приоритетности различных направлений представлены в таблице 7.

Экспертные интервью позволили очертить горизонт дальнейшего развития адаптивных образовательных систем для формирования исследовательских компетенций педагога. Среди ключевых направлений называются:

- применение мультимодальных нейросетевых моделей глубокого обучения для анализа разнородных данных цифрового следа (M = 4,76);
- создание адаптивных интеллектуальных помощников педагога на базе диалоговых агентов и систем обработки естественного языка (M = 4,53);
- внедрение технологий персонализированного образовательного дизайна, учитывающих индивидуальные цели, мотивацию и стили обучения педагога (M = 4,48).

5. Обсуждение результатов и рекомендации

Полученные в ходе исследования результаты вносят значимый вклад в развитие теории и практики применения технологий больших данных и искусственных нейронных сетей в разработке адаптивных образовательных систем. Они доказывают эффектив-

ность и перспективность персонализированного подхода к формированию исследовательских компетенций современного педагога как ключевого фактора его непрерывного профессионального развития.

Проведенное исследование позволяет сформулировать следующие ключевые выводы относительно применения моделей обработки больших данных и нейросетевых технологий при подготовке адаптивной методической литературы для формирования исследовательских компетенций педагогов:

1. Модели машинного обучения и анализа образовательных данных показали высокую эффективность в задачах диагностики и прогнозирования развития исследовательских компетенций педагога. Наибольшую точность классификации (до 84,7 %) обеспечивают алгоритмы градиентного бустинга и ансамблевые методы на основе решающих деревьев.
2. Нейросетевые архитектуры глубокого обучения, такие как рекуррентные сети (RNN), сети долгой краткосрочной памяти (LSTM), трансформеры (BERT), зарекомендовали себя как перспективный инструмент для выявления латентных паттернов в неструктурированных данных цифрового следа педагога и для динамической адаптации учебного контента. Их использование повышает качество персонализации до 23,6 %.
3. Экспериментальная апробация комплекса адаптивных материалов для преподавателей на базе гибридных моделей анализа образовательных данных доказала их статистически значимое позитивное влияние на все компоненты исследовательских компетенций:
 - постановку проблемы;
 - формулировку гипотез;
 - планирование исследования;
 - проведение исследования;
 - анализ результатов;
 - оформление отчета;
 - защиту работы.

Таким образом, проведенный анализ убедительно доказывает целесообразность и перспективность применения передовых моделей работы с большими данными и нейросетевых технологий искусственного интеллекта для разработки эффективных адаптивных систем формирования исследовательских компетенций современного педагога. Сочетание подходов больших данных и моделей глубокого обучения позволяет достичь качественно нового уровня персонализации методической подготовки педагога на основе интеллектуального анализа его цифрового следа.

Финансирование

Исследование выполнено за счет средств НИОКТР № 124052100046-3 «Фундаментальное обоснование возможностей интеграционных процессов науки, образования и просвещения (на примере новых субъектов Российской Федерации — ДНР, ЛНР, Запорожской и Херсонской областей) как элементов совершенствования методики подготовки учителей-исследователей».

Funding

The research was carried out with the support of R&D funds No 124052100046-3 “Fundamental justification of the possibilities for integration processes of science, education, and enlightenment (using the example of subjects of the Russian Federation — LPR, DPR, Zaporozhye, and Kherson regions) as elements of improving the methodology for training teacher-researchers”.

Список источников / References

1. Ганичева А. Н., Ильина И. В., Ким Т. К., Метелькова Л. А., Правдов Д. М., Сухова Е. И. Проблемы подготовки образовательных организаций системы среднего профессионального образования к конкурсам различной направленности. *Управление образованием: теория и практика*. 2021;2(42):150–159. EDN: PYXLPT. DOI: 10.25726/i9251-7537-2765-w.
2. [Ganicheva A. N., Ilyina I. V., Kim T. K., Metelkova L. A., Pravdov D. M., Sukhova E. I. Issues of the educational institutions of the secondary vocational education system preparation to various competitions. *Education Management Review*. 2021;2(42):150–159. (In Russian.) EDN: PYXLPT. DOI: 10.25726/i9251-7537-2765-w.]
3. Alevan V., McLaughlin E. A., Glenn R. A., Koedinger K. R. Instruction based on adaptive learning technologies. *Handbook of Research on Learning and Instruction*. New York, Routledge; 2016:522–560.
4. Baker R. S. Stupid tutoring systems, intelligent humans. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2016;26(2):600–614. DOI: 10.1007/s40593-016-0105-0.
5. Brusilovsky P., Millán E. User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems. *The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg, Springer; 2007;4321:3–53. DOI: 10.1007/978-3-540-72079-9_1.
6. Chatti M. A., Dyckhoff A. L., Schroeder U., Thüs H. A reference model for learning analytics. *International Journal of Technology Enhanced Learning*. 2012;4(5–6):318–331. DOI: 10.1504/IJTEL.2012.05181.
7. Conde M. Á., Hernández-García Á. Learning analytics for educational decision making. *Computers in Human Behavior*. 2015;47:1–3. DOI: 10.1016/j.chb.2014.12.034.
8. Drachsler H., Kalz M. The MOOC and learning analytics innovation cycle (MOLAC): A reflective summary of ongoing research and its challenges. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2016;32(3):281–290. DOI: 10.1111/jcal.12135.

8. Fernández-Delgado M., Mucientes M., Vázquez-Barrieros B., Lama M. Learning analytics for the prediction of the educational objectives achievement. *Proc. IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*. Madrid, Spain, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2014:1–4. DOI: 10.1109/FIE.2014.7044402.

9. Hwang G. J., Sung H. Y., Hung C. M., Huang I. A learning style perspective to investigate the necessity of developing adaptive learning systems. *Educational Technology & Society*. 2013;16(2):188–197.

10. Khosravi H., Sadiq S., Gasevic D. Development and adoption of an adaptive learning system: Reflections and lessons learned. *Proc. 51st ACM Technical Symposium on Computer Science Education (SIGCSE'20)*. New York, NY, USA, Association for Computing Machinery; 2020:58–64. DOI: 10.1145/3328778.3366900.

11. Kulik J. A., Fletcher J. D. Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review. *Review of Educational Research*. 2016;86(1):42–78. DOI: 10.3102/0034654315581420.

12. Lynch C. F. Who prophets from big data in education? New insights and new challenges. *Theory and Research in Education*. 2017;15(3):249–271. DOI: 10.1177/1477878517738448.

13. Paquette L., De Carvalho A. M. J. A., Baker R. S. Towards understanding expert coding of student disengagement in online learning. *Proc. 36th Annual Meeting of the Cognitive Science Society (CogSci 2014)*. Quebec City, Canada, The Cognitive Science Society; 2014:1126–1131.

14. Romero C., Ventura S. Educational data science in massive open online courses. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. 2017;7(1):e1187. DOI: 10.1002/widm.1187.

15. Schraw G., Dennison R. S. Assessing metacognitive awareness. *Contemporary Educational Psychology*. 1994;19(4):460–475. DOI:10.1006/ceps.1994.1033.

16. Vallejo M., Bernárdez Gómez A., Torres-Soto A., Nieto-Cano J. M. Professional relationships and professional learning from a generational perspective. *Professional Development in Education*. 2024:1–16. DOI: 10.1080/19415257.2024.2335962.

17. Rosé C. P., McLaughlin E. A., Liu R., Koedinger K. R. Explanatory learner models: Why machine learning (alone) is not the answer. *British Journal of Educational Technology*. 2019;50(6):2943–2958. DOI: 10.1111/bjet.12858.

18. Sergis S., Sampson D. G. Teaching and learning analytics to support teacher inquiry: A systematic literature review. *Learning analytics: Fundaments, applications, and trends*. Berlin, Springer; 2017;94:25–63. DOI: 10.1007/978-3-319-52977-6_2.

19. Siemens G., Long P. Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*. 2011;46(5):30–40.

20. Tsai Y.-S., Gasevic D. Learning analytics in higher education — challenges and policies: A review of eight learning analytics policies. *Proc. 7th Int. Learning Analytics & Knowledge Conf. (LAK'17)*. 2017:233–242. DOI: 10.1145/3027385.30274.

21. Pardo A., Jovanovic J., Dawson S., Gašević D., Mirriahi N. Using learning analytics to scale the provision of personalised feedback. *British Journal of Educational Technology*. 2019;50(1):128–138. DOI: 10.1111/bjet.12592.

Информация об авторах

Аннушкин Владимир Иванович, доктор филол. наук, профессор, профессор кафедры русской словесности и межкультурной коммуникации, филологический факультет, Государственный институт русского языка им. А. С. Пушкина, г. Москва, Россия; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3121-4215>; e-mail: annushkin1620@mail.ru

Шмелева Анна Вячеславовна, канд. филол. наук, доцент, зав. кафедрой методики преподавания русского языка и литературы, факультет русской филологии, Государственный университет просвещения, г. Москва, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-6105-9407>; *e-mail*: lug-anna@yandex.ru

Information about the authors

Vladimir I. Annushkin, Doctor of Sciences (Philology), Professor, Professor at the Department of Russian Literature and Intercultural Communication, Faculty of Philology, Pushkin State Russian Language Institute, Moscow, Russia;

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3121-4215>; *e-mail*: annushkin1620@mail.ru

Anna V. Shmeleva, Candidate of Sciences (Philology), Doctor, Head of the Department of Methods of Teaching Russian Language and Literature, Faculty of Russian Philology, Federal State University of Education, Moscow, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-6105-9407>; *e-mail*: lug-anna@yandex.ru

Поступила в редакцию / Received: 12.09.24.

Поступила после рецензирования / Revised: 07.10.24.

Принята к печати / Accepted: 08.10.24.