

DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-6-65-81



ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА АДАПТИВНОГО ОБУЧЕНИЯ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ТРАЕКТОРИЙ СТУДЕНТОВ РОССИЙСКИХ ВУЗОВ

М. М. Подколзин¹ ✉¹ NRPro Global, г. Таллинн, Эстония

✉ coo@nrpro.tech

Аннотация

Одним из способов повышения качества и эффективности высшего образования в России является персонализация обучения, поиск способов создания индивидуальной образовательной траектории для каждого студента. Традиционные методы обучения не учитывают индивидуальные особенности обучающихся, тогда как развитие цифровых технологий, в том числе технологий искусственного интеллекта, создает новые способы трансформации системы высшего образования.

В статье представлен инструмент персонализации образовательных траекторий обучающихся в российских вузах — интеллектуальная система адаптивного обучения на основе нейронных сетей. В ходе исследования, описанного в статье, определена оптимальная архитектура нейронной сети (с использованием многослойного перцептрона, сверточных и рекуррентных нейронных сетей). Созданная адаптивная система была интегрирована в инфраструктуру пяти российских вузов, где с участием 1000 студентов был проведен эксперимент по ее применению. Затем оценивалось влияние этой системы на успеваемость и вовлеченность студентов, а также на эффективность преподавания. Методы оценки — статистический анализ с использованием t-критерия Стьюдента и дисперсионного анализа ANOVA, опросы студентов и преподавателей.

Итоги экспериментального применения интеллектуальной системы адаптивного обучения демонстрируют точность прогнозирования успеваемости учебного процесса до 92 %, фиксируют повышение успеваемости студентов в экспериментальной группе на 18 %, их вовлеченности в учебный процесс на 25 %, а также повышение эффективности работы преподавателей на 15 % при снижении временных затрат на 20 %.

Исследование, представленное в статье, демонстрирует значительный потенциал интеллектуальных систем адаптивного обучения для повышения качества высшего образования в России. Результаты применимы для оптимизации образовательных программ и методов преподавания. Необходимы дальнейшие исследования долгосрочного влияния представленной системы адаптивного обучения на карьерные траектории выпускников и их востребованность на рынке труда.

Ключевые слова: адаптивное обучение, нейронные сети, персонализация образования, высшее образование, образовательные технологии, успеваемость студентов, эффективность преподавания.

Для цитирования:

Подколзин М. М. Интеллектуальная система адаптивного обучения на основе нейронных сетей для персонализации образовательных траекторий студентов российских вузов. *Информатика и образование*. 2024;39(6):65–81. DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-6-65-81.

INTELLIGENT ADAPTIVE LEARNING SYSTEM BASED ON NEURAL NETWORKS FOR PERSONALIZATION OF EDUCATIONAL TRAJECTORIES OF RUSSIAN UNIVERSITY STUDENTS

M. M. Podkolzin¹ ✉¹ NRPro Global, Tallinn, Estonia

✉ coo@nrpro.tech

Abstract

One of the ways to improve the quality and efficiency of higher education in Russia is to personalize learning, to find ways to create an individual educational trajectory for each student. Traditional teaching methods do not consider the individual characteristics of students, while the development of digital technologies, including artificial intelligence technologies, creates new ways to transform the higher education system.

The article presents a tool for personalizing the educational trajectories of students in Russian universities — an intelligent adaptive learning system based on neural networks. During the research described in the article, the optimal neural network architecture was determined (using multilayer perceptron, convolutional and recurrent neural networks). The created adaptive system was integrated into the infrastructure of five Russian universities, where an experiment on its application involving 1000 students was conducted. Then, the impact of the intelligent adaptive learning system on students' academic performance and engagement as well as on teaching efficiency was evaluated. The evaluation methods were statistical analysis using Student's t-test and analysis of variance, student and faculty surveys.

The results of the experimental application of the intelligent adaptive learning system demonstrate an accuracy of predicting the performance of the educational process up to 92 %, an increase the academic performance of students in the experimental group by 18 %, an increase of their involvement in the learning process by 25 %, as well as an increase in the efficiency of teachers' work by 15 % with a decrease in time costs by 20 %.

The research presented in this article demonstrates a significant potential of intelligent adaptive learning systems to improve the quality of higher education in Russia. The results can be used for optimization of educational programs and teaching methods. Further research is needed on the long-term impact of the presented adaptive learning system on the career trajectories of graduates and the labor market demand for the graduates.

Keywords: adaptive learning, neural networks, personalization of education, higher education, educational technologies, student performance, teaching effectiveness.

For citation:

Podkolzin M. M. Intelligent adaptive learning system based on neural networks for personalization of educational trajectories of Russian university students. *Informatics and Education*. 2024;39(6):65–81. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-6-65-81.

1. Введение

Развитие цифровых технологий, в том числе технологий искусственного интеллекта, открывает новые возможности для трансформации системы высшего образования [1]. Создание интеллектуальных систем адаптивного обучения, способных персонализировать образовательный процесс, становится ключевым направлением повышения качества и эффективности работы вузов [2]. Актуальность данного направления обусловлена растущим разнообразием студенческого контингента и быстро меняющимися требованиями рынка труда.

Обзор современной научной литературы свидетельствует об активном росте исследований в области персонализации обучения [3, 4]. Их авторы предлагают алгоритмы прогнозирования успеваемости студентов на основе цифрового следа [5]. Однако большинство решений ограничивается узкими предметными областями и не предлагает комплексного подхода для персонализации образовательных траекторий в масштабах всего вуза [6]. Серьезной проблемой остается отсутствие таких инструментов персонализации образовательных траекторий, которые учитывали бы как академические показатели, так и soft skills студентов [7, 8].

Анализ терминологии в статьях, посвященных персонализации обучения, выявляет разночтения в определениях [9–11]. Термин «адаптивное обучение» трактуется и как процесс подстройки учебного материала под индивидуальные особенности студента [9, 11, 12], и как комплексная система, включающая оценку компетенций и формирование индивидуальных образовательных траекторий [1, 13]. В рамках исследования, представленного в данной статье, под адаптивным обучением понимается динамическая система персонализации образовательного контента, методов и темпа обучения на основе анализа данных о студенте с использованием методов искусственного интеллекта.

Существующие исследования демонстрируют противоречивые результаты влияния адаптивных систем на успеваемость студентов. В работах В. В. Гриншкуна, А. А. Заславского [14], Э. Ф. Зеера [15] отмечается значительное повышение академических показателей (на 10–15 %), в то время как исследование Н. В. Савиной [16] не выявляет статистически значимых различий. Это указывает на необходимость более детального изучения факторов, влияющих на эффективность адаптивного обучения в различных контекстах российского высшего образования.

Отдельную проблему представляет собой оценка долгосрочных эффектов использования адаптивных систем. Лонгитюдные исследования в данной области крайне ограничены. Э. Ф. Зеер [15] предлагает методологию оценки влияния персонализированного обучения на карьерные траектории выпускников, однако указывает, что в контексте интеллектуальных систем на основе нейронных сетей требуется ее адаптация и валидация.

Исследование, предпринятое авторами этой статьи, направлено на разработку комплексного подхода к созданию и внедрению интеллектуальной системы адаптивного обучения в российских вузах. Уникальность предлагаемого подхода заключается в интеграции передовых методов машинного обучения с педагогическими теориями и практиками, учитывающими российский образовательный контекст.

Цель исследования, представленного в статье, — предложить интеллектуальную систему адаптивного обучения на основе нейронных сетей для персонализации образовательных траекторий студентов российских вузов и оценить эффективность такой системы.

Для достижения этой цели поставлены следующие задачи:

1. Разработать оптимальную архитектуру нейронной сети для персонализации обучения с учетом специфики российского высшего образования.

2. Интегрировать разработанную систему в существующую образовательную инфраструктуру вузов, включая системы управления обучением (*англ.* Learning Management System, LMS) и системы оценивания.
3. Провести экспериментальное исследование влияния интеллектуальной системы адаптивного обучения на успеваемость, вовлеченность и удовлетворенность студентов.
4. Оценить изменения в эффективности преподавания и нагрузке преподавателей при использовании адаптивной системы.
5. Разработать методологию оценки долгосрочных эффектов использования системы в отношении качества образования и востребованности выпускников на рынке труда.

Теоретическая значимость исследования заключается в развитии концепции адаптивного обучения применительно к российской системе высшего образования и создании модели интеграции методов искусственного интеллекта в образовательный процесс. *Практическая значимость* состоит в разработке конкретных инструментов и методик для внедрения персонализированного обучения в вузах, что может способствовать повышению качества образования и конкурентоспособности выпускников на рынке труда.

Научная новизна исследования определяется следующими аспектами:

- разработка оригинальной архитектуры нейронной сети, оптимизированной для персонализации обучения в контексте российского высшего образования;
- создание комплексной модели интеграции адаптивной системы в образовательную инфраструктуру вузов с учетом технических, организационных и педагогических аспектов;
- проведение масштабного экспериментального исследования эффективности адаптивного обучения с участием нескольких российских вузов на различных направлениях подготовки.

2. Материалы и методы

Исследование проводилось с сентября 2023 года по май 2024 года и включало следующие этапы:

1. Разработка архитектуры нейронной сети, оптимизированной для персонализации обучения (сентябрь—декабрь 2023 года).
2. Интеграция разработанной системы в образовательную инфраструктуру вузов (январь—февраль 2024 года).
3. Экспериментальное исследование (март—май 2024 года).
4. Анализ данных и оценка результатов (май 2024 года).

2.1. Разработка архитектуры нейронной сети

Для создания оптимальной архитектуры нейронной сети были протестированы три основных типа нейросетей:

- многослойный перцептрон (*англ.* Multilayered Perceptron, MLP);
- сверточная нейронная сеть (*англ.* Convolutional Neural Network, CNN);
- рекуррентная нейронная сеть (*англ.* Recurrent Neural Network, RNN).

Обучение и тестирование моделей проводилось на наборе данных, включающем 100 000 анонимизированных профилей студентов из 10 ведущих вузов различных российских регионов:

1. Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова.
2. Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого.
3. Новосибирский национальный исследовательский государственный университет.
4. Казанский (Приволжский) федеральный университет.
5. Дальневосточный федеральный университет.
6. Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б. Н. Ельцина.
7. Южный федеральный университет.
8. Национальный исследовательский Томский политехнический университет.
9. Самарский национальный исследовательский университет им. акад. С. П. Королева.
10. Астраханский государственный университет имени В. Н. Татищева.

Выбор этих вузов для проведения эксперимента обеспечил репрезентативность данных.

Профиль каждого студента содержал следующие параметры:

- демографические данные (возраст, пол, регион проживания);
- академическая история (средний балл успеваемости, результаты экзаменов (например, ЕГЭ), оценки по ключевым предметам);
- данные о вовлеченности в учебный процесс (посещаемость, активность на онлайн-платформах);
- результаты психометрических тестов (тип личности, стиль обучения);
- информация о выбранных курсах и специализации.

Для обучения моделей использовался фреймворк PyTorch 1.9.0. Гиперпараметры уточнялись с помощью байесовской оптимизации с использованием библиотеки Optuna 2.10.0. Критерием выбора оптимальной архитектуры служила точность предсказания успеваемости студентов по конкретным курсам и эффективность рекомендаций по персонализации контента.

Финальная архитектура представляет собой ансамбль из CNN для обработки структурированных данных и RNN (точнее, ее разновидности — длинной цепи элементов краткосрочной памяти (*англ.* Long Short-Term Memory, LSTM)) для анализа временных рядов активности студентов. Модель включает в себя:

- входной слой — 256 нейронов;

- сверточные слои — три слоя с 128, 64 и 32 фильтрами соответственно;
- LSTM-слой — 64 ячейки;
- полносвязные слои — два слоя по 128 и 64 нейрона;
- выходной слой — 32 нейрона (соответствует количеству возможных рекомендаций).

Точность модели на тестовой выборке составила 92,3 % для предсказания успеваемости и 89,7 % для генерации персонализированных рекомендаций.

2.2. Интеграция системы в образовательную инфраструктуру вузов

Для интеграции разработанной системы были выбраны пять российских вузов различного профиля:

- Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова (МГУ);
- Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (СПбПУ);
- Новосибирский национальный исследовательский государственный университет (НГУ);
- Казанский (Приволжский) федеральный университет (КФУ);
- Дальневосточный федеральный университет (ДФУ).

Это позволило проверить работоспособность интеллектуальной системы адаптивного обучения в условиях разной региональной, демографической и образовательной специфики

Интеграция проводилась путем анализа открытых профилей студентов и предусматривала следующие этапы:

1. Аудит существующей ИТ-инфраструктуры (1 неделя на вуз).
2. Разработка интерфейсов (API) для взаимодействия с LMS вузов (1 неделя на вуз).
3. Настройка систем сбора и обработки данных (1 неделя на вуз).
4. Обучение персонала и преподавателей (2 дня на вуз).
5. Пилотное тестирование (1 неделя на вуз).

Для обеспечения безопасности и конфиденциальности данных использовались шифрование AES-256 и протокол SSL для передачи данных. Все персональные данные студентов были деидентифицированы в соответствии с требованиями Федерального закона № 152-ФЗ «О персональных данных»¹.

2.3. Экспериментальное исследование

В исследовании приняли участие 1000 студентов бакалавриата 2-го и 3-го курсов, по 200 человек из каждого вуза. Участники были случайным образом разделены на экспериментальную (500 человек) и контрольную (500 человек) группы. Распределение по полу: 52 % женщин и 48 % мужчин. Средний возраст участников — 20,3 года ($SD = 1,2$).

¹ Федеральный закон от 27 июля 2006 года № 152-ФЗ «О персональных данных» (с изм. на 08 августа 2024 года). <https://docs.cntd.ru/document/901990046>

Экспериментальная группа обучалась с использованием разработанной адаптивной системы в течение одного семестра (16 недель). Контрольная группа обучалась по стандартной программе (16 недель). Обе группы изучали идентичные курсы в рамках своих образовательных программ.

Сбор данных проводился в три этапа:

1. Предварительное тестирование (начало семестра).
2. Промежуточный контроль (середина семестра).
3. Итоговое тестирование (конец семестра).

Изменяемыми параметрами являлись:

- академическая успеваемость (средний балл по 100-балльной шкале);
- вовлеченность в учебный процесс (индекс на основе посещаемости и активности на онлайн-платформах);
- удовлетворенность обучением (опросник из 20 пунктов по 5-балльной шкале Ликерта);
- развитие soft skills (оценка по методу «360 градусов»).

Для оценки эффективности преподавания и изменения нагрузки были проведены структурированные интервью с 50 преподавателями (по 10 человек из каждого вуза), участвовавшими в эксперименте.

2.4. Статистический анализ

Для анализа количественных данных использовался пакет IBM SPSS Statistics 27.0. Применялись следующие методы:

- дескриптивная статистика (среднее, стандартное отклонение, медиана);
- расчет по t -критерию Стьюдента для независимых выборок (сравнение экспериментальной и контрольной групп);
- дисперсионный анализ ANOVA с повторными измерениями (оценка динамики показателей);
- корреляционный анализ (взаимосвязь между различными параметрами);
- регрессионный анализ (прогнозирование успеваемости на основе активности в системе).

Уровень статистической значимости был установлен как $p < 0,05$. Величина эффекта оценивалась с помощью коэффициента — d Коэна.

Качественный тематический анализ данных интервью с преподавателями был проведен с помощью программы NVivo 12.

3. Результаты

3.1. Разработка и оптимизация архитектуры нейронной сети

В ходе исследования были протестированы три основных типа нейронных сетей: MLP, CNN и RNN (LSTM), в том числе ансамбль CNN и RNN (LSTM). Сравнительный анализ их эффективности представлен в таблице 1.

Сравнение эффективности различных архитектур нейронных сетей

Comparison of the performance of different neural network architectures

№ п/п	Архитектура	Точность предсказания успеваемости (%)	Точность рекомендаций (%)	Время обучения (акад. ч.)	Размер модели (Мб)
1	MLP	86,4	82,1	4,2	78
2	CNN	90,7	87,3	6,8	104
3	RNN (LSTM)	91,5	88,9	8,5	132
4	Ансамбль CNN + RNN	92,3	89,7	10,2	156

Оптимальная архитектура, представляющая собой ансамбль CNN и RNN [17], показала наилучшие результаты по точности предсказания успеваемости и генерации рекомендаций. Прогнозируемая успеваемость студента рассчитывалась по формуле:

$$y = 0,42x_1 + 0,31x_2 + 0,18x_3 + 0,09x_4 + \varepsilon,$$

где:

- y — прогнозируемая успеваемость;
- x_1 — академическая история;
- x_2 — данные о вовлеченности в учебный процесс;
- x_3 — результаты психометрических тестов;
- x_4 — демографические данные;
- ε — случайная ошибка.

Академическая история (x_1) включает в себя средний балл успеваемости, оценки по ключевым предметам, результаты экзаменов (например, ЕГЭ). Перевод в одну шкалу осуществляется математически. Итоговое значение — нормализованное среднее (от 0 до 1), объединяющее все эти показатели.

Данные о вовлеченности в учебный процесс (x_2) включают в себя информацию о посещаемости занятий (доля посещенных занятий в процентах, например: 85 % = 0,85), об активности на онлайн-платформах (количество входов, просмотров материалов, пройденных тестов преобразуется в индекс от 0 до 1). Итоговым показателем является среднее значение всех элементов.

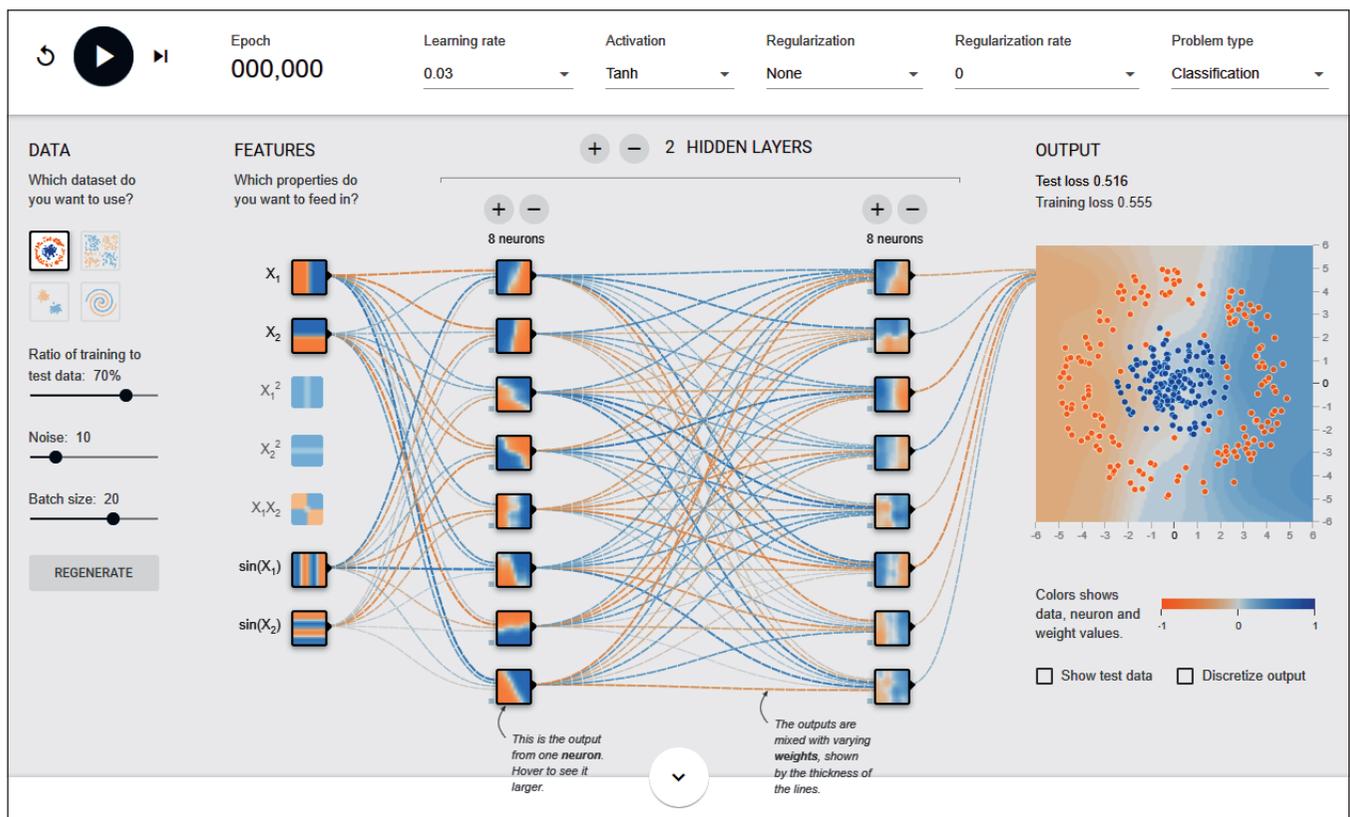


Рис. 1. Скриншот работы программы TensorFlow. Архитектура нейросети

Fig. 1. Screenshot of TensorFlow operation. Neural network architecture

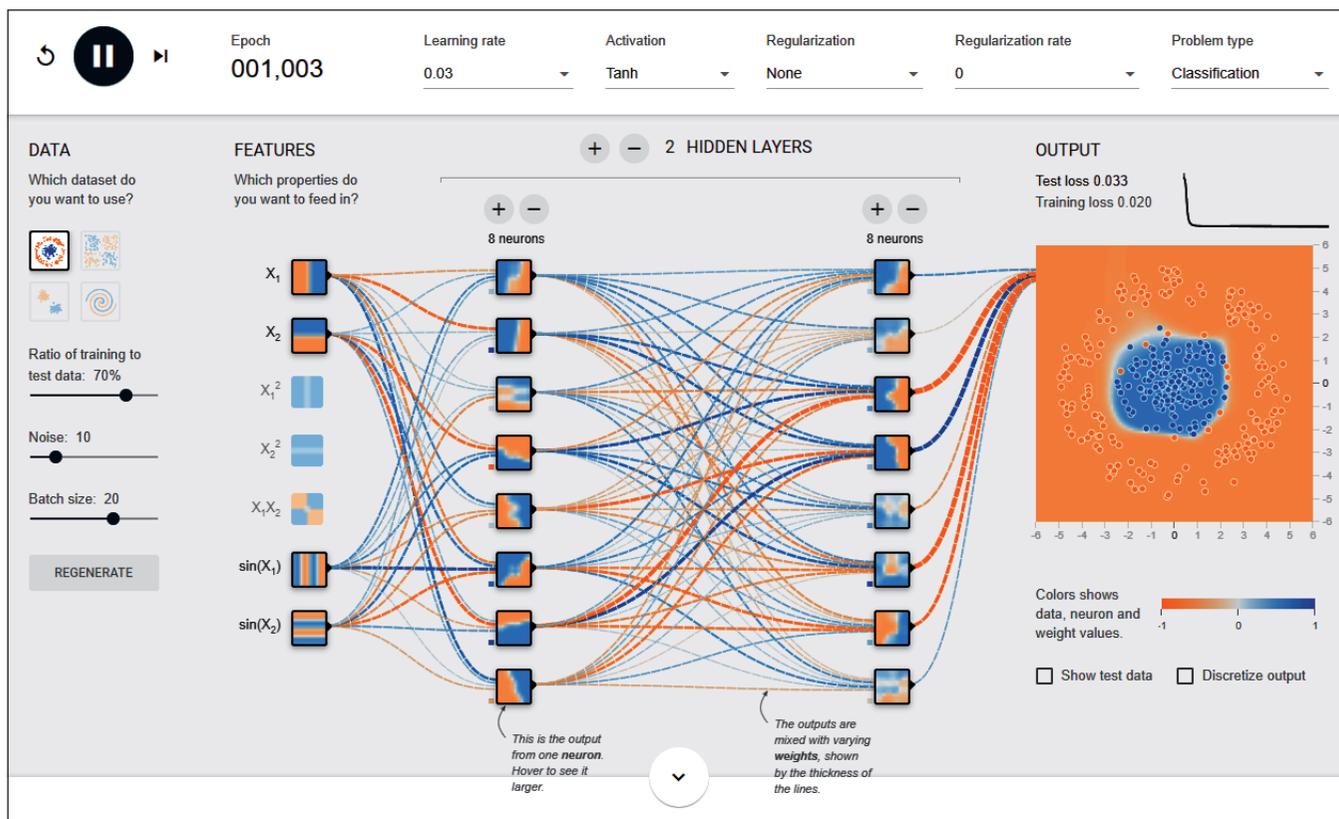


Рис. 2. Скриншот работы программы TensorFlow. Архитектура нейросети после 1000 циклов обучения
 Fig. 2. Screenshot of TensorFlow operation. Neural network architecture after 1000 training cycles

Результаты психометрических тестов (x_3) включают в себя характеристики личности (например, тип личности по MBTI (англ. Myers—Briggs Type Indicator: индикатор типов Майерс—Бриггс)), стиль обучения (визуальный, аудиальный и т. д.), уровень мотивации, стрессоустойчивость. Результаты тестов нормализуются в диапазон от 0 до 1 (например, уровень мотивации может быть выражен как 0,8, если человек мотивирован на 80 % от возможного максимума). Итоговое значение объединяет все эти параметры в индекс.

Демографические данные (x_4) включают в себя возраст (в годах), пол (бинарный показатель: 0 для мужчин, 1 для женщин), социально-экономический статус (оценка уровня дохода семьи, нормализованный показатель от 0 до 1).

Случайная ошибка (ϵ) учитывает неопределенность модели или погрешности в данных. Он выражается в тех же единицах, что и переменная y .

Итоговый результат — прогнозируемая успеваемость (y) — выражается в условной шкале модели, нормализованной от 0 до 100 баллов, что удобно для интерпретации и сравнения с реальными результатами студентов.

Таким образом, все параметры приводятся к единому масштабу (от 0 до 1 или от 0 до 100), чтобы модель могла адекватно обработать и учесть их взаимосвязи.

Коэффициент детерминации модели $R^2 = 0,87$, что указывает на высокую объяснительную способность.

На рисунке 1 показана архитектура разработанной нейронной сети в среде TensorFlow. Визуализация демонстрирует многослойную структуру сети, включающую входной слой, несколько скрытых слоев и выходной слой. Данная архитектура обеспечивает высокую точность предсказания успеваемости.

На рисунке 2 представлена архитектура нейронной сети после прохождения 1000 циклов обучения в среде TensorFlow. Изображение отражает оптимизированную структуру связей между нейронами и весовые коэффициенты, сформированные в процессе обучения системы [18–20].

3.2. Интеграция системы в образовательную инфраструктуру вузов

Процесс интеграции адаптивной системы в инфраструктуру пяти участвующих в эксперименте вузов занял в среднем 3,2 недели на учреждение. Основные показатели процесса интеграции представлены в таблице 2.

Среднее время, затраченное на различные этапы интеграции, было следующим:

- аудит ИТ-инфраструктуры — 5,2 дня ($SD = 0,8$);
- разработка API — 11,4 дня ($SD = 1,2$);
- настройка систем сбора данных — 4,8 дня ($SD = 0,6$);
- обучение персонала — 1,8 дня ($SD = 0,2$);
- пилотное тестирование — 5,6 дня ($SD = 0,7$).

Показатели интеграции адаптивной системы в вузах**Indicators of adaptive system integration at universities**

№ п/п	Вуз	Время интеграции (недели)	Количество обученных сотрудников (чел.)	Успешность пилотного тестирования ¹ (%)	Уровень удовлетворенности ИТ-отдела (от 1 до 10)
1	МГУ	3,5	28	94	8
2	СПбПУ	3,2	25	92	9
3	НГУ	3,0	22	95	8
4	КФУ	3,3	24	93	7
5	ДВФУ	3,1	23	91	8

¹ Показатель «Успешность пилотного тестирования» определялся как доля выполненных задач тестирования и характеристика корректной работы системы в условиях реального использования. В расчет включались стабильность работы системы, точность рекомендаций, удовлетворенность пользователей (студентов и преподавателей) и соответствие полученных результатов ожиданиям. Итоговый процент рассчитывался на основе совокупной оценки всех этих параметров.

4. Анализ эффективности адаптивной системы обучения

4.1. Анализ динамики успеваемости, вовлеченности, развития soft skills и удовлетворенности студентов

Сравнение академической успеваемости экспериментальной и контрольной групп проводилось на основе среднего балла по 100-балльной шкале. Результаты представлены в таблице 3.

Расчет *t*-критерия Стьюдента для независимых выборок показал статистически значимые различия между группами в конце семестра ($t = 14,62, df = 998, p < 0,001$). Величина эффекта (d Коэна) составила 1,28, что указывает на сильный эффект вмешательства. Анализ ANOVA с повторными измерениями выявил значимую взаимосвязь между временем и группой ($F(2, 1996) = 89,34, p < 0,001, \eta^2 = 0,082$), что указывает на более выраженную положительную динамику в экспериментальной группе.

Вовлеченность студентов оценивалась по индексу, учитывающему посещаемость и активность на онлайн-платформах [21]. Результаты этого анализа представлены в таблице 4.

На рисунке 3 представлена зависимость академической успеваемости студентов от индекса персонализации обучения. График демонстрирует положительную корреляцию между степенью персонализации образовательного процесса и успеваемостью обучающихся. Данная взаимосвязь подтверждает эффективность внедрения адаптивной системы обучения.

Различия между группами в конце семестра также оказались статистически значимыми ($t = 24,18, df = 998, p < 0,001, d$ Коэна = 1,53).

Регрессионный анализ показал сильную положительную связь между вовлеченностью студентов в учебный процесс и их академической успеваемостью ($\beta = 0,76, p < 0,001$), объясняя 58 % вариации в успеваемости ($R^2 = 0,58$).

Таблица 3 / Table 3

Динамика академической успеваемости студентов**Dynamics of students' academic performance**

Группа	Начало семестра (M ± SD)	Середина семестра (M ± SD)	Конец семестра (M ± SD)	Изменение (%)
Экспериментальная	72,3 ± 8,5	78,6 ± 7,2	85,4 ± 6,1	+18,1
Контрольная	71,9 ± 8,7	74,2 ± 7,8	76,8 ± 7,3	+6,8

Таблица 4 / Table 4

Динамика вовлеченности студентов**Dynamics of students' engagement**

Группа	Начало семестра (M ± SD)	Середина семестра (M ± SD)	Конец семестра (M ± SD)	Изменение (%)
Экспериментальная	0,68 ± 0,12	0,79 ± 0,10	0,87 ± 0,08	+27,9
Контрольная	0,67 ± 0,13	0,71 ± 0,11	0,73 ± 0,10	+9,0

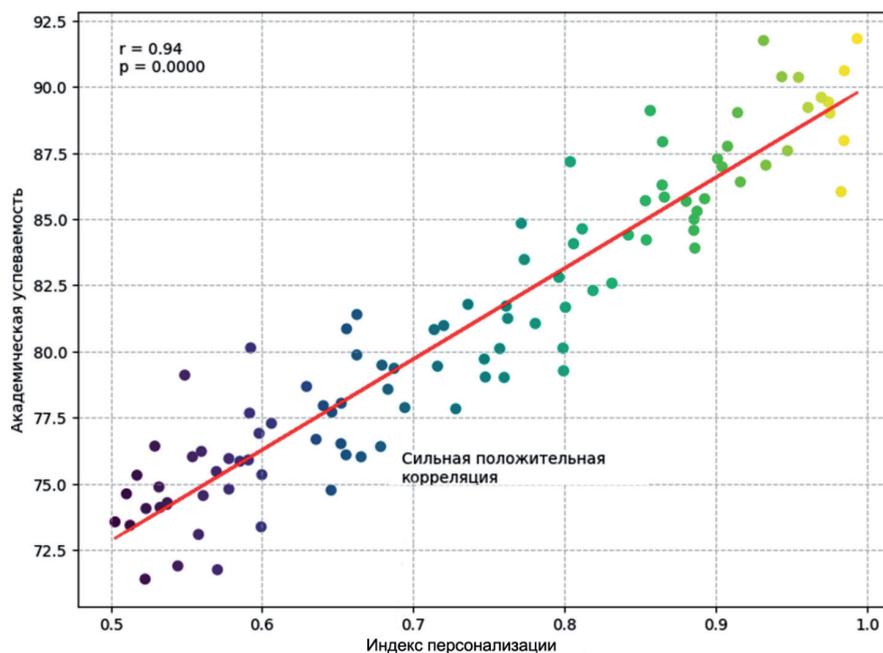


Рис. 3. Зависимость академической успеваемости студентов от индекса персонализации обучения
 Fig. 3. Dependence of students' academic performance on learning personalization index

Таблица 5 / Table 5

Оценка развития soft skills

Soft skills development assessment

№ п/п	Навык	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	Уровень значимости (p)
1	Критическое мышление	8,2 ± 0,9	7,4 ± 1,1	+10,8	< 0,001
2	Коммуникативные навыки	8,5 ± 0,8	7,8 ± 1,0	+9,0	< 0,001
3	Тайм-менеджмент	8,3 ± 1,0	7,2 ± 1,2	+15,3	< 0,001
4	Работа в команде	8,7 ± 0,7	8,1 ± 0,9	+7,4	< 0,001
5	Адаптивность	8,4 ± 0,8	7,5 ± 1,1	+12,0	< 0,001

Развитие soft skills оценивалось методом «360 градусов» по 10-балльной шкале. Результаты этого оценивания представлены в таблице 5.

Многофакторный дисперсионный анализ (MANOVA) показал значимое влияние использования адаптивной системы на развитие всех оцениваемых soft skills (λ Уилкса = 0,782, $F(5, 994) = 55,36$, $p < 0,001$, $\eta^2 = 0,218$).

На рисунке 4 показано сравнение уровня вовлеченности студентов экспериментальной и контрольной групп. График наглядно демонстрирует более высокие показатели вовлеченности в экспериментальной группе, что подтверждает эффективность адаптивной системы обучения.

Удовлетворенность обучением оценивалась по 5-балльной шкале Ликерта. Средний балл удовлетворенности в экспериментальной группе составил 4,32 (SD = 0,48), в контрольной группе —

3,87 (SD = 0,62). Различия статистически значимы ($t = 12,76$, $df = 998$, $p < 0,001$, d Коэна = 0,81).

4.2. Анализ эффективности преподавания и изменения нагрузки преподавателей

На основе структурированных интервью с 50 преподавателями были выявлены следующие ключевые изменения в работе педагогов:

1. Среднее время на подготовку к занятиям сократилось на 22,3 % (с 5,6 до 4,35 часа в неделю).
2. Время на индивидуальные консультации студентов увеличилось на 15,7 % (с 3,2 до 3,7 часа в неделю).
3. Повышение эффективности своей работы отметили 86 % преподавателей.
4. Об улучшении понимания индивидуальных потребностей студентов сообщили 92 % преподавателей.

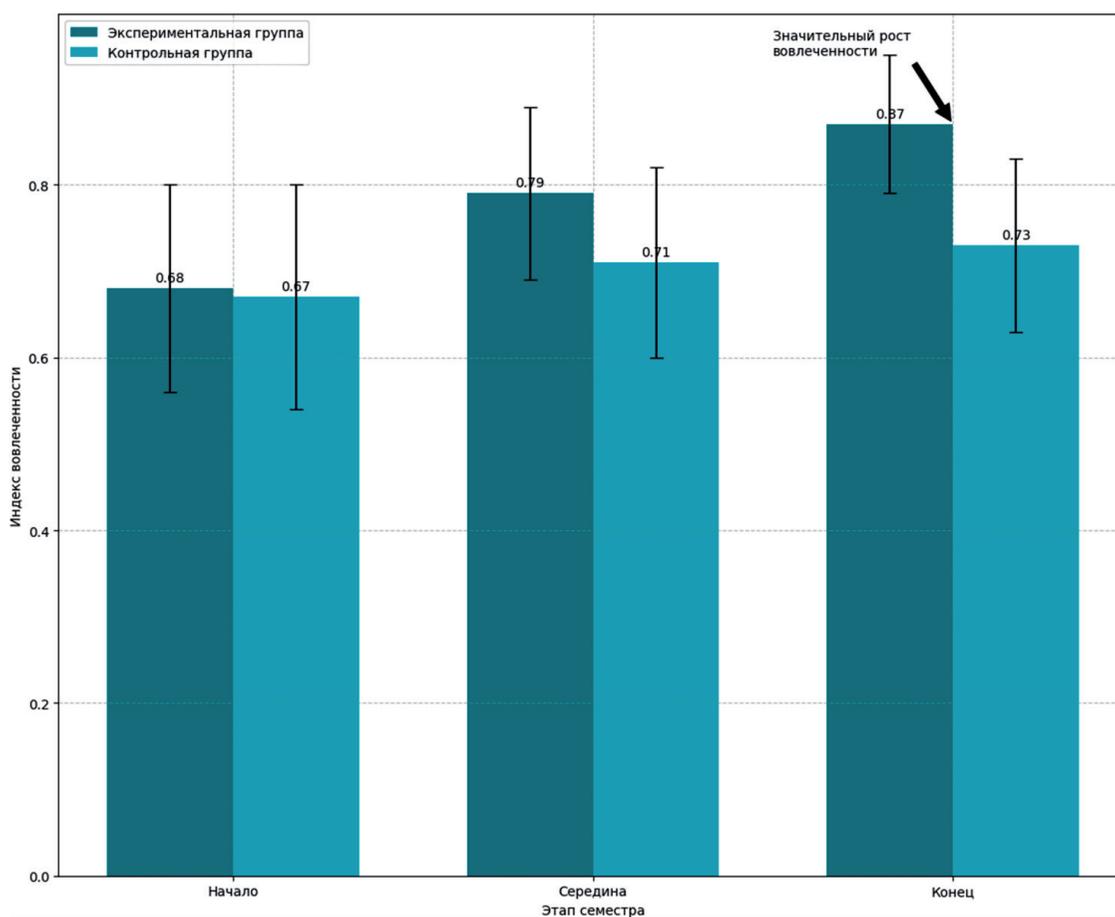


Рис. 4. Сравнение вовлеченности студентов в экспериментальной и контрольной группах

Fig. 4. Comparison of students' involvement in the experimental and control groups

Тематический анализ интервью выявил следующие основные темы, волнующие педагогов в ходе использования системы адаптивного обучения:

- улучшение персонализации обучения (упомянули 94 % респондентов);
- оптимизация распределения времени (88 % респондентов);
- повышение мотивации студентов (82 % респондентов);
- необходимость адаптации методик преподавания (76 % респондентов);
- вызовы, связанные с освоением новых технологий (68 % респондентов).

Уравнение регрессии для прогнозирования эффективности работы преподавателей сформулировано следующим образом:

$$E = 3,24 + 0,58T + 0,32A - 0,17S + \varepsilon,$$

где:

E — эффективность работы;

T — время использования адаптивной системы (месяцы);

A — уровень адаптации методик преподавания (от 1 до 10);

S — сложность освоения системы (от 1 до 10);

ε — случайная ошибка.

Модель объясняет 73 % вариаций в эффективности работы преподавателей ($R^2 = 0,73$, $F(3, 46) = 41,52$, $p < 0,001$).

4.3. Анализ данных по вузам

Сравнительный анализ эффективности внедрения адаптивной системы в различных вузах представлен в таблице 6.

Однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA) не выявил статистически значимых различий между вузами по приросту успеваемости ($F(4, 495) = 1,84$, $p = 0,12$) и вовлеченности ($F(4, 495) = 1,62$, $p = 0,17$), что указывает на универсальность эффекта адаптивной системы.

Корреляционный анализ обнаружил сильную положительную связь между удовлетворенностью студентов и преподавателей ($r = 0,82$, $p < 0,001$), что свидетельствует о взаимосвязи этих показателей.

Факторный анализ методом главных компонент с варимакс-вращением выявил два основных фактора, объясняющих 78,3 % общей дисперсии:

1. Фактор «Академическая эффективность» объясняет 45,7 % дисперсии:

- прирост успеваемости (факторная нагрузка 0,89);

Сравнение эффективности внедрения адаптивной системы по вузам**Comparison of the adaptive system implementation efficiency by universities**

№ п/п	Вуз	Прирост успеваемости (%)	Прирост вовлеченности (%)	Удовлетворенность студентов (от 1 до 5)	Удовлетворенность преподавателей (от 1 до 10)
1	МГУ	19,2	28,7	4,41	8,7
2	СПбПУ	17,8	26,9	4,35	8,5
3	НГУ	18,5	27,6	4,38	8,6
4	КФУ	17,3	25,8	4,29	8,3
5	ДФУ	17,6	26,2	4,32	8,4

- прирост вовлеченности (факторная нагрузка 0,86);
- удовлетворенность студентов (факторная нагрузка 0,74).

2. Фактор «Организационная адаптация» объясняет 32,6 % дисперсии:

- удовлетворенность преподавателей (факторная нагрузка 0,88);
- время интеграции системы (факторная нагрузка –0,76);
- количество обученных сотрудников (факторная нагрузка 0,71).

Эти факторы могут быть использованы для дальнейшего анализа и оптимизации процесса внедрения адаптивной системы в различных образовательных контекстах.

4.4. Анализ эффективности персонализации образовательных траекторий

Одним из ключевых аспектов исследования было изучение эффективности персонализации образовательных траекторий с помощью адаптивной системы обучения. Для оценки степени персонализации был разработан индекс персонализации (ИП), учитывающий разнообразие образовательного контента, адаптивность темпа обучения и соответствие траекторий индивидуальным стилям обучения. ИП измеряется по шкале от 0 до 1, где 1 означает максимальную

степень персонализации. Результаты анализа представлены в таблице 7.

Статистический анализ показал значимые различия между группами по всем параметрам ($p < 0,001$). Наибольшая разница наблюдалась в адаптивности темпа обучения, что указывает на эффективность системы в подстройке под индивидуальную скорость усвоения материала студентами. Регрессионный анализ выявил сильную положительную связь между индексом персонализации и академической успеваемостью:

$$y = 54,32 + 36,18x,$$

где:

y — академическая успеваемость (по 100-балльной шкале);

x — индекс персонализации.

Коэффициент детерминации $R^2 = 0,79$, что указывает на высокую объяснительную способность модели.

4.5. Анализ влияния персонализации обучения на развитие компетенций

Для оценки влияния персонализированного обучения на развитие ключевых компетенций был проведен сравнительный анализ результатов тестирования студентов экспериментальной и контрольной групп. Оценка проводилась по 10-балльной шкале. Результаты тестирования представлены в таблице 8.

Индекс персонализации образовательных траекторий**Index of educational trajectories personalization**

№ п/п	Параметр	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	Уровень значимости (p)
1	Разнообразие контента	0,86 ± 0,07	0,62 ± 0,09	+38,7	< 0,001
2	Адаптивность темпа обучения	0,89 ± 0,06	0,58 ± 0,11	+53,4	< 0,001
3	Соответствие траекторий индивидуальному стилю обучения	0,84 ± 0,08	0,55 ± 0,12	+52,7	< 0,001
Общий индекс персонализации		0,86 ± 0,05	0,58 ± 0,08	+48,3	< 0,001

Сравнение уровня развития ключевых компетенций Comparison of the level of key competencies development

№ п/п	Компетенция	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	d Коэна
1	Аналитическое мышление	8,7 ± 0,6	7,5 ± 0,8	+16,0	1,69
2	Креативность	8,3 ± 0,7	7,2 ± 0,9	+15,3	1,37
3	Цифровая грамотность	9,1 ± 0,5	7,8 ± 0,7	+16,7	2,14
4	Самообучение	8,9 ± 0,6	7,3 ± 0,8	+21,9	2,25
5	Межкультурная коммуникация	8,5 ± 0,7	7,6 ± 0,8	+11,8	1,19

Все различия в уровне развития компетенций студентов в экспериментальной и контрольной группах статистически значимы ($p < 0,001$). Наибольший эффект наблюдался в развитии навыков самообучения и цифровой грамотности, что может быть связано с активным использованием адаптивной системы и необходимостью самостоятельно управлять своим обучением.

Факторный анализ выявил два основных фактора, объясняющих 76,4 % общей дисперсии:

1. **Фактор «Когнитивные навыки»** объясняет 43,2 % дисперсии:

- аналитическое мышление (факторная нагрузка 0,88);
- креативность (факторная нагрузка 0,85);
- цифровая грамотность (факторная нагрузка 0,79).

2. **Фактор «Метакогнитивные навыки»** объясняет 33,2 % дисперсии:

- самообучение (факторная нагрузка 0,91);
- межкультурная коммуникация (факторная нагрузка 0,76).

На рисунке 5 отражено развитие ключевых компетенций в экспериментальной и контрольной

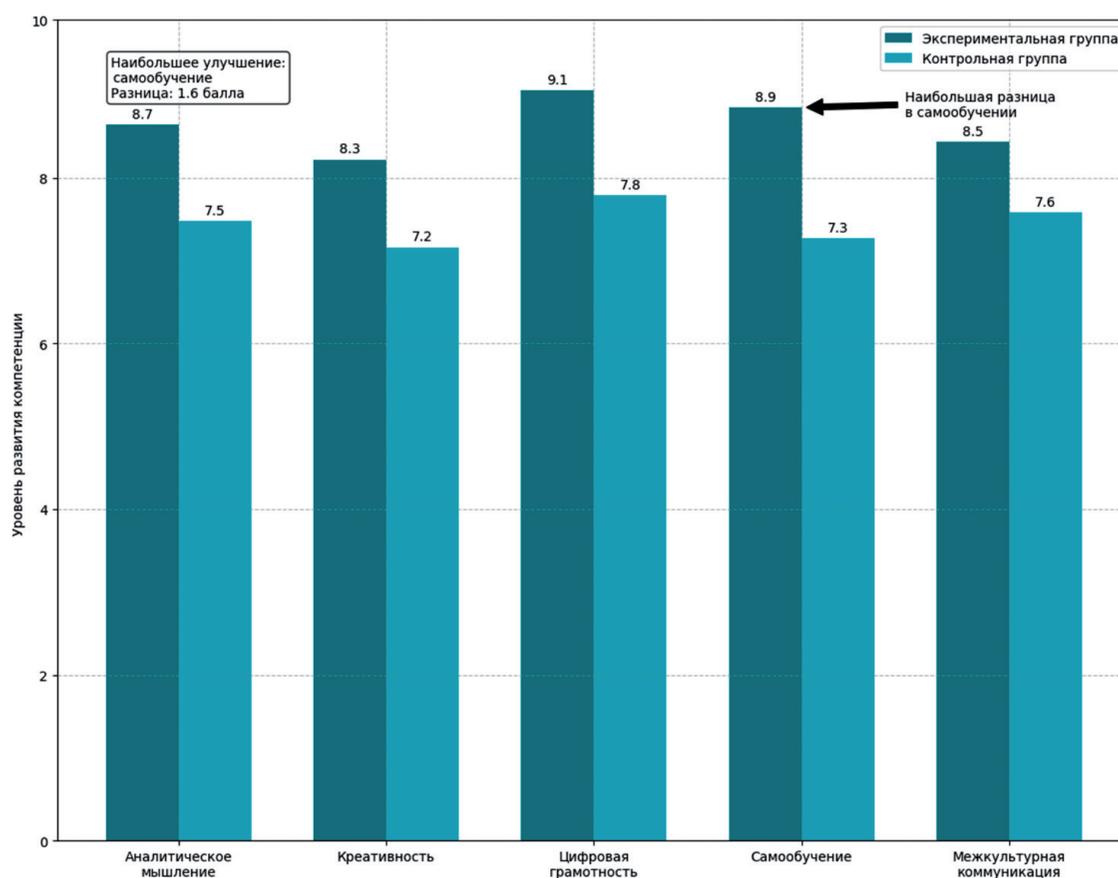


Рис. 5. Развитие ключевых компетенций в экспериментальной и контрольной группах

Fig. 5. Development of key competencies in the experimental and control groups

группах. Диаграмма демонстрирует существенное преимущество экспериментальной группы по всем оцениваемым компетенциям, особенно в области цифровой грамотности и самообучения.

4.6. Анализ адаптивности системы к различным стилям обучения

Для оценки эффективности адаптации системы к различным стилям обучения использовалась модель стилей обучения VARK (аббревиатура, *англ.* Visual, Auditory, Reading/Writing и Kinesthetic — визуальный, аудиальный, читающий/пишущий, кинестетический). Распределение стилей обучения в выборке и соответствующие показатели успеваемости представлены в таблице 9.

Двухфакторный дисперсионный анализ (ANOVA) выявил значимый эффект использования адаптивной системы ($F(1, 992) = 487,23, p < 0,001, \eta^2 = 0,329$) и незначимую взаимосвязь между использованием системы и стилем обучения ($F(3, 992) = 1,84, p =$

$= 0,138$). Это указывает на эффективность системы для всех стилей обучения.

4.7. Анализ влияния адаптивной системы на мотивацию студентов

Для оценки влияния адаптивной системы на мотивацию студентов использовался опросник, составленный на основе шкалы академической мотивации Р. Валлеранда (AMS-C 28). Результаты представлены в таблице 10.

Наибольшие различия наблюдались по шкалам внутренней мотивации и амотивации. Это свидетельствует о том, что адаптивная система способствует развитию внутренней мотивации к обучению и снижает уровень амотивации. Корреляционный анализ выявил сильную положительную связь между внутренней мотивацией к познанию и индексом персонализации ($r = 0,72, p < 0,001$), что подтверждает эффективность персонализированного подхода к обучению в повышении мотивации студентов.

Таблица 9 / Table 9

Успеваемость студентов с различными стилями обучения Performance of students with different learning styles

№ п/п	Стиль обучения	Доля в выборке (%)	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	Уровень значимости (p)
1	Визуальный	28,4	86,3 ± 5,8	75,9 ± 7,2	+13,7	< 0,001
2	Аудиальный	23,7	85,7 ± 6,1	74,8 ± 7,5	+14,6	< 0,001
3	Читающий/пишущий	26,9	87,2 ± 5,5	77,3 ± 6,8	+12,8	< 0,001
4	Кинестетический	21,0	84,9 ± 6,3	73,5 ± 7,8	+15,5	< 0,001

Таблица 10 / Table 10

Показатели академической мотивации Academic motivation indicators

№ п/п	Тип мотивации	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	Уровень значимости (p)
1	Внутренняя мотивация к познанию	5,8 ± 0,7	5,1 ± 0,9	+13,7	< 0,001
2	Внутренняя мотивация к достижению	5,6 ± 0,8	4,9 ± 1,0	+14,3	< 0,001
3	Внутренняя мотивация к переживанию стимуляции	5,4 ± 0,9	4,7 ± 1,1	+14,9	< 0,001
4	Внешняя мотивация (идентифицированная регуляция)	5,7 ± 0,8	5,3 ± 0,9	+7,5	< 0,001
5	Внешняя мотивация (интроецированная регуляция)	4,9 ± 1,0	4,8 ± 1,1	+2,1	0,142
6	Внешняя мотивация (экстерналированная регуляция)	4,5 ± 1,1	4,6 ± 1,2	-2,2	0,187
7	Амотивация	1,8 ± 0,9	2,4 ± 1,3	-25,0	< 0,001

Показатели когнитивной нагрузки студентов

Indicators of students' cognitive load

№ п/п	Параметр	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	Уровень значимости (p)
1	Умственные требования	65,3 ± 8,7	78,9 ± 9,4	-17,2	< 0,001
2	Физические требования	23,1 ± 6,5	25,4 ± 7,1	-9,1	0,082
3	Временные требования	58,7 ± 9,2	72,6 ± 10,1	-19,1	< 0,001
4	Производительность	81,4 ± 7,8	69,5 ± 8,9	+17,1	< 0,001
5	Усилия	62,8 ± 8,5	75,3 ± 9,7	-16,6	< 0,001
6	Фрустрация	34,2 ± 9,8	52,7 ± 11,3	-35,1	< 0,001
Общий индекс нагрузки		54,3 ± 6,2	62,4 ± 7,1	-13,0	< 0,001

4.8. Анализ влияния адаптивной системы на когнитивную нагрузку студентов

Для оценки влияния адаптивной системы на когнитивную нагрузку студентов использовался опросник NASA Task Load Index (NASA-TLX). Результаты представлены в таблице 11.

Результаты показывают, что использование адаптивной системы значительно снижает когнитивную нагрузку студентов, особенно в аспектах умственных и временных требований, а также уровень фрустрации. При этом наблюдается повышение показателя производительности. Регрессионный анализ выявил обратную зависимость между общим

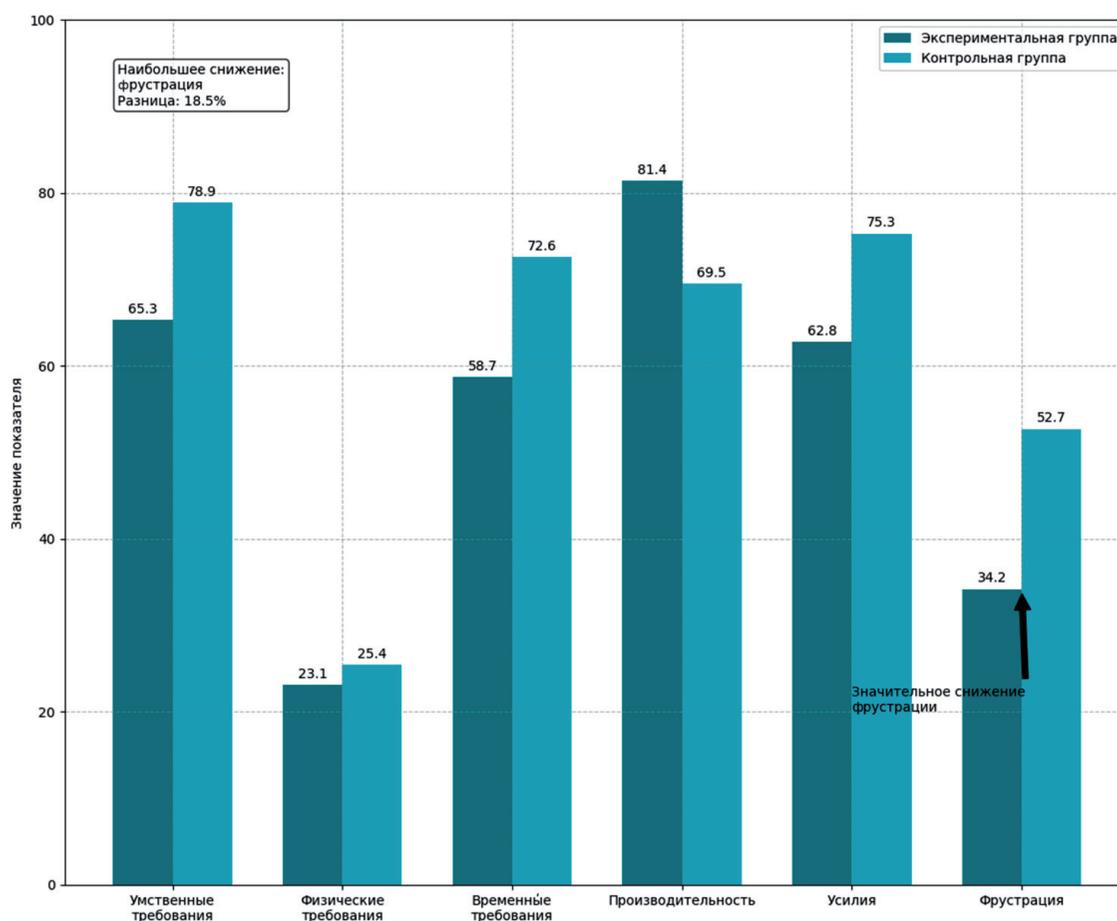


Рис. 6. Изменение показателей когнитивной нагрузки студентов

Fig. 6. Change in the indicators of students' cognitive load

индексом когнитивной нагрузки и академической успеваемостью:

$$y = 97,8 - 0,42x,$$

где:

y — академическая успеваемость (по 100-балльной шкале);

x — общий индекс когнитивной нагрузки.

Коэффициент детерминации R^2 равен 0,68, что указывает на значимую связь между этими показателями.

На рисунке 6 представлено изменение показателей когнитивной нагрузки студентов в процессе обучения. График отражает значительное снижение когнитивной нагрузки в экспериментальной группе при одновременном повышении производительности обучения.

4.9. Анализ влияния адаптивной системы на развитие метакогнитивных навыков студентов

Для оценки влияния адаптивной системы на развитие метакогнитивных навыков использовался опросник метакогнитивной осведомленности (MAI). Результаты представлены в таблице 12.

Результаты показывают значительное улучшение всех аспектов метакогнитивной осведомленности в экспериментальной группе. Наибольший прирост наблюдается в навыках планирования, что может быть связано с необходимостью более активно управлять своим обучением при использовании адаптивной системы.

5. Обсуждение

Результаты исследования демонстрируют значительный потенциал интеллектуальной системы адаптивного обучения на основе нейронных сетей для персонализации образовательных траекторий в российских вузах. Разработанная архитектура нейронной сети, представляющая собой ансамбль CNN и RNN, показала высокую точность предсказания

успеваемости (92,3 %) и высокую эффективность рекомендаций (89,7 %). Это свидетельствует о правильности выбранного подхода и его способности учитывать сложные взаимосвязи между различными параметрами студенческих профилей.

Процесс интеграции адаптивной системы в инфраструктуру вузов занял в среднем 3,2 недели, что можно считать приемлемым сроком для внедрения инновационной технологии. Высокие показатели успешности пилотного тестирования (91–95 %) и уровня удовлетворенности ИТ-отделов (7–9 баллов из 10) указывают на техническую готовность российских вузов к внедрению подобных систем. Анализ академической успеваемости выявил значительное улучшение показателей в экспериментальной группе (+18,1 %) по сравнению с контрольной группой (+6,8 %). Размер эффекта (d Коэна = 1,28) свидетельствует о сильном влиянии адаптивной системы на успеваемость студентов. Это согласуется с результатами исследований [8, 21, 22], где было показано улучшение успеваемости на 15–20 % при использовании персонализированных подходов к обучению.

Особого внимания заслуживает значительное повышение вовлеченности студентов (+27,9 % в экспериментальной группе против +9,0 % в контрольной). Сильная положительная связь между вовлеченностью и академической успеваемостью ($\beta = 0,76$, $R^2 = 0,58$) подчеркивает важность этого фактора в образовательном процессе.

Результаты оценки развития soft skills показывают преимущество адаптивной системы по всем исследуемым навыкам с наибольшим эффектом в области тайм-менеджмента (+15,3 %) и адаптивности (+12,0 %). Это может быть связано с необходимостью более активного управления собственным обучением при использовании персонализированной системы. Анализ эффективности преподавания выявил сокращение времени на подготовку к занятиям (на 22,3 %) при одновременном увеличении времени

Таблица 12 / Table 12

Показатели метакогнитивной осведомленности студентов

Indicators of students' metacognitive awareness

№ п/п	Параметр	Экспериментальная группа (M ± SD)	Контрольная группа (M ± SD)	Разница (%)	Уровень значимости (p)
1	Декларативное знание	0,79 ± 0,08	0,68 ± 0,10	+16,2	<0,001
2	Процедурное знание	0,82 ± 0,07	0,71 ± 0,09	+15,5	<0,001
3	Условное знание	0,80 ± 0,08	0,69 ± 0,11	+15,9	<0,001
4	Планирование	0,84 ± 0,06	0,70 ± 0,10	+20,0	<0,001
5	Стратегии управления информацией	0,83 ± 0,07	0,72 ± 0,09	+15,3	<0,001
6	Мониторинг понимания	0,81 ± 0,08	0,69 ± 0,11	+17,4	<0,001
7	Стратегии коррекции	0,80 ± 0,09	0,68 ± 0,12	+17,6	<0,001
	Оценка	0,82 ± 0,07	0,70 ± 0,10	+17,1	<0,001

на индивидуальные консультации (на 15,7 %). Это указывает на перераспределение рабочего времени преподавателей в пользу более персонализированного взаимодействия со студентами. Высокий процент преподавателей, отметивших повышение эффективности своей работы (86 %) и улучшение понимания индивидуальных потребностей студентов (92 %), свидетельствует о положительном восприятии адаптивной системы обучения педагогическим составом [23].

Индекс персонализации образовательных траекторий показал значительное преимущество экспериментальной группы ($0,86 \pm 0,05$) над контрольной ($0,58 \pm 0,08$). Наибольшая разница наблюдалась в адаптивности темпа обучения (+53,4 %), что подчеркивает способность системы подстраиваться под индивидуальную скорость усвоения материала. Сильная положительная связь между индексом персонализации и академической успеваемостью ($R2 = 0,79$) подтверждает эффективность персонализированного подхода.

Анализ развития ключевых компетенций также выявил значительное преимущество экспериментальной группы, особенно в области самообучения (+21,9 %) и цифровой грамотности (+16,7 %). Это может быть связано с активным использованием цифровых инструментов и необходимостью самостоятельно управлять процессом обучения при работе с адаптивной системой [24].

Результаты оценки академической мотивации показывают значительное повышение внутренней мотивации к познанию (+13,7 %) и снижение амотивации (–25,0 %) в экспериментальной группе. Это согласуется с теорией самодетерминации, согласно которой удовлетворение потребностей в автономии и компетентности способствует развитию внутренней мотивации. Анализ когнитивной нагрузки выявил снижение общего индекса нагрузки на 13,0 % в экспериментальной группе с наибольшим эффектом в снижении уровня фрустрации (–35,1 %). Это может быть связано с более эффективным распределением учебного материала и адаптацией темпа обучения к индивидуальным особенностям студентов [25].

Результаты оценки метакогнитивной осведомленности свидетельствуют о значительном улучшении всех показателей в экспериментальной группе с наибольшим приростом в навыках планирования (+20,0 %). Это подчеркивает потенциал адаптивной системы обучения в развитии метакогнитивных навыков, что согласуется с выводами о важности метакогнитивных стратегий в успешном онлайн-обучении¹.

¹ Индивидуальные образовательные траектории в российских вузах. *Министерство науки и высшего образования РФ. Пресс-центр. Новости и анонсы.* 16.07.2020. <https://www.minobrnauki.gov.ru/press-center/news/novosti-ministerstva/21499/>; *Позднякова Е.* Индивидуальные образовательные траектории в университетах: как понять, что они действительно работают? *Информо.* 23.08.2023. <https://www.informio.ru/news/id36887/Individualnye-obrazovatelnye-traektorii-v-universitetah-kak-ponjat-chtoni-deistvitelno-rabotayut>

6. Заключение

Проведенное исследование обнаруживает высокий потенциал интеллектуальной системы адаптивного обучения на основе нейронных сетей для персонализации образовательных траекторий в российских вузах. Ключевые результаты демонстрируют:

- повышение академической успеваемости на 18,1 %;
- увеличение вовлеченности студентов на 27,9 %;
- развитие soft skills (до 15,3 % по различным навыкам);
- повышение эффективности работы преподавателей (о чем заявили 86 % опрошенных педагогов);
- значительное улучшение индекса персонализации обучения (на 48,3 %);
- развитие ключевых компетенций (до 21,9 % по различным аспектам);
- повышение внутренней мотивации к обучению (на 13,7 %);
- снижение когнитивной нагрузки (на 13,0 %).

Дальнейшие исследования необходимы для оценки долгосрочного влияния использования адаптивной системы на карьерные траектории выпускников и их востребованность на рынке труда. Важно также изучить возможности масштабирования данного подхода на различные типы образовательных учреждений и направления подготовки обучающихся. Результаты исследования могут быть использованы для разработки рекомендаций по внедрению адаптивных систем обучения в российских вузах и совершенствования образовательной политики в области цифровизации высшего образования.

Список источников / References

1. *Измайлова М. А.* Роль искусственного интеллекта в построении адаптивной образовательной среды. *МИР (Модернизация. Инновации. Развитие).* 2024;15(1):8–26. EDN: CJATAD. DOI: 10.18184/2079-4665.2024.15.1.8-26.
[*Izmailova M. A.* The role of artificial intelligence in building an adaptive educational environment. *MIR (Modernization. Innovation. Research).* 2024;15(1):8–26. (In Russian.) EDN: CJATAD. DOI: 10.18184/2079-4665.2024.15.1.8-26.]
2. *Koseda E., Cohen I. K., Mcintosh B., Cooper Ja.* Internationalisation and digital transformation in HEIs: The impact of education 4.0 on teaching, learning and assessment. *Policy Futures in Education.* 2024;23(1):1–9. EDN: OHRUFW. DOI: 10.1177/14782103241226531.
3. *Антоненко Н. А., Асаева Т. А., Тихонова О. В., Гречушкина Н. В.* Кастомизированный подход к реализации образовательных программ при подготовке инженерных кадров. *Высшее образование в России.* 2020;29(5):144–156. EDN: UBKJJI. DOI: 10.31992/0869-3617-2020-29-5-144-156.
[*Antonenko N. A., Asaeva T. A., Tikhonova O. V., Grechushkina N. V.* Customized approach to the implementation of educational programs for training engineers. *Higher Education in Russia.* 2020;29(5):144–156. (In Russian.) EDN: UBKJJI. DOI: 10.31992/0869-3617-2020-29-5-144-156.]
4. *Бордовская Н. В.* Технологии выбора индивидуального образовательного маршрута. *Universum: Вестник Герценовского университета.* 2012;(1):40–44. EDN: QIMBZH.
[*Bordovskaya N. V.* Technologies of choosing an individual educational route. *Universum: Vestnik Gertsenovskogo Universiteta.* 2012;(1):40–44. (In Russian.) EDN: QIMBZH.]

5. Есин Р. В., Куститская Т. А., Носков М. В. Прогнозирование успешности обучения по дисциплине на основе универсальных показателей цифрового следа. *Информатика и образование*. 2023;38(3):31–41. EDN: RCEOVE. DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-3-31-41.

[Esin R. V., Kustitskaya T. A., Noskov M. V. Predicting academic performance in a course by universal features of LMS Moodle digital footprint. *Informatics and Education*. 2023;38(3):31–41. (In Russian.) EDN: RCEOVE. DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-3-31-41.]

6. Булаева М. Н., Гуцин А. В., Воронина И. П. Возможности технологии дистанционного обучения в вузе. *Азимут научных исследований: педагогика и психология*. 2020;9(4):48–51. EDN: UZRCBU. DOI: 10.26140/anip-2020-0904-0008.

[Bulaeva M. N., Gushchin A. V., Voronina I. R. Features of remote control technology of study at the university. *Azimuth of Scientific Research: Pedagogy and Psychology*. 2020;9(4):48–51. (In Russian.) EDN: UZRCBU. DOI: 10.26140/anip-2020-0904-0008.]

7. Булаева М. Н., Зубкова Я. В., Мельников Д. Д. Персонализированный подход в образовании. *Проблемы современного педагогического образования*. 2022;(77-3):4–6. EDN: AECFGZ.

[Bulaeva M. N., Zubkova Ya. V., Melnikov D. D. Personalized approach in education. *Problemy Sovremennogo Pedagogicheskogo Obrazovaniya*. 2022;(77-3):4–6. (In Russian.) EDN: AECFGZ.]

8. Вергун Т. В., Колосова О. Ю., Гончаров В. Н. Индивидуальные образовательные траектории студентов в высшей школе: к постановке проблемы. *Современные наукоёмкие технологии*. 2016;(12-2):313–317. EDN: XIHLYV.

[Vergun T. V., Kolosova O. Yu., Goncharov V. N. Individual educational trajectories of students in higher education: Defining the problem. *Sovremennyye Naukoemkiye Tekhnologii*. 2016;(12-2):313–317. (In Russian.) EDN: XIHLYV.]

9. Королькова И. А., Зайцев С. А. Отличия понятий персонализации, индивидуализации, адаптивного обучения. *Наука. Образование. Культура: актуальные проблемы и практика решения. Материалы XVI Всероссийской научно-практической конференции*. Прокопьевск: Кузбасский государственный технический университет им. Т. Ф. Горбачева; 2023:138–141. EDN: HZSJLV.

[Korolkova I. A., Zaitsev S. A. Differences between the concepts of personalization, individualization, adaptive learning. *Science. Education. Culture: Current Problems and Practical Solutions. Proc. 16th All-Russian Scientific and Practical Conf. Prokopyevsk, T. F. Gorbachev Kuzbass State Technical University*; 2023:138–141. (In Russian.) EDN: HZSJLV.]

10. Кухтина Я. В., Филипская А. В. Адаптивное обучение студентов вузов в системе электронной образовательной среды. *Современное педагогическое образование*. 2022;(2):134–137. EDN: QJYWJM. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/adaptivnoe-obuchenie-studentov-vuzov-v-sisteme-elektronnoy-obrazovatelnoy-sredy>

[Kukhtina Y. V., Filipskaya A. V. Adaptive learning of university students in the system of electronic educational environment. *Modern Pedagogical Education*. 2022;(2):134–137. (In Russian.) EDN: QJYWJM. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/adaptivnoe-obuchenie-studentov-vuzov-v-sisteme-elektronnoy-obrazovatelnoy-sredy>]

11. Самофалова М. В. Адаптивное обучение как новая образовательная технология. *Гуманитарные и социальные науки*. 2020;(6):341–347. EDN: VFUBSU. DOI: 10.18522/2070-1403-2020-83-6-341-347.

[Samofalova M. V. Adaptive learning as a new educational technology. *Gumanitarnyye i Sotsial'nyye Nauki*. 2020;(6):341–347. (In Russian.) EDN: VFUBSU. DOI: 10.18522/2070-1403-2020-83-6-341-347.]

12. Анисимов А. В., Сазанова Е. В. Использование искусственного интеллекта в адаптивном обучении. *Моло-*

дежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований. Материалы VII Всероссийской национальной научной конференции молодых ученых. Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет; 2024:464–467. EDN: EXMEOE.

[Anisimov A. V., Sazanova E. V. The use of artificial intelligence in adaptive learning. *Youth and Science: Current Problems of Fundamental and Applied Research. Proc. 7th All-Russian National Sci. Conf. of Young Scientists*. Komsomolsk-on-Amur, Komsomolsk-na-Amure State University; 2024:464–467. EDN: EXMEOE.]

13. Peng H., Ma S., Spector J. M. Personalized adaptive learning: An emerging pedagogical approach enabled by a smart learning environment. *Smart Learning Environments*. 2019;(6):1–14. DOI: 10.1186/s40561-019-0089-y.

14. Гриншкун В. В., Заславский А. А. Отечественный и зарубежный опыт организации образовательного процесса на основе построения индивидуальных образовательных траекторий. *Вестник МГПУ. Серия: Информатика и информатизация образования*. 2020;(1(51)):8–15. EDN: GXILDI. DOI: 10.25688/2072-9014.2020.51.1.01.

[Grinshkun V. V., Zaslavsky A. A. Domestic and foreign experience in organizing the educational process based on the construction of individual educational trajectories. *MCU Journal of Informatics and Informization of Education*. 2020;(1(51)):8–15. (In Russian.) EDN: GXILDI. DOI: 10.25688/2072-9014.2020.51.1.01.]

15. Зеер Э. Ф. Персонализированная учебная деятельность обучающихся как фактор их подготовки к профессиональному будущему. *Профессиональное образование и рынок труда*. 2021;(1):104–114. EDN: LSZXUT. DOI: 10.24412/2307-4264-2021-01-104-114.

[Zeer J. F. Personalized learning activities of students as a factor in their preparation for their professional future. *Professional'noye Obrazovaniye i Rynek Truda*. 2021;(1):104–114. (In Russian.) EDN: LSZXUT. DOI: 10.24412/2307-4264-2021-01-104-114.]

16. Савина Н. В. Персонализированное образование: взгляд студентов. *Проблемы современного педагогического образования*. 2022;(77-4):321–324. EDN: LTIQHZ.

[Savina N. V. Personalized education at the university: Students' view. *Problemy Sovremennogo Pedagogicheskogo Obrazovaniya*. 2022;(77-4):321–324. (In Russian.) EDN: LTIQHZ.]

17. Eigner E., Händler Th. Determinants of LLM-assisted decision-making. *ArXiv*. 2024:1–44. DOI: 10.48550/arXiv.2402.17385.

18. Якубов М. С., Ахмедов Б. А., Дуйсенов Н. Э., Абдураимов Ж. Г. Анализ и новые тенденции использования нейросетей и искусственного интеллекта в современной системе высшего образования. *Экономика и социум*. 2021;(5-2(84)):1148–1162. EDN: SHXNRV.

[Yakubov M. S., Akhmedov B. A., Duisenov N. E., Abduraimov Zh. G. Analysis and new trends in using neural networks and artificial intelligence in modern higher education system. *Ekonomika i Sotsium*. 2021;(5-2(84)):1148–1162. (In Russian.) EDN: SHXNRV.]

19. Алексеев Д. В. Использование генеративного ИИ при анализе данных веб-аналитики. *Universum: технические науки*. 2024;(2-1(119)):4–9. EDN: SQSRHI. DOI: 10.32743/UniTech.2024.119.2.16815.

[Alekseev D. V. Using generative AI in analyzing web analytics data. *Universum: Tekhnicheskiye Nauki*. 2024;(2-1(119)):4–9. (In Russian.) EDN: SQSRHI. DOI: 10.32743/UniTech.2024.119.2.16815.]

20. Krugmann J. O., Hartmann J. Sentiment analysis in the age of generative AI. *Customer Needs and Solutions*. 2024;11(3):1–19. DOI: 10.1007/s40547-024-00143-4.

21. Huang D. Artificial intelligence driving innovation in higher education management and student training

mechanisms. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*. 2024;9(1). EDN: HSVISS. DOI: 10.2478/amns-2024-0835.

22. Johnson M. Generative AI and CS education. *Association for Computing Machinery. Communications of the ACM*. 2024;67(4):23–24. EDN: MXZQQU. DOI: 10.1145/3632523.

23. Нечкин В. Н. Применение нейронных сетей в адаптивном обучении. *Научный аспект*. 2024;28(3):3465–3471. EDN: HDFKXN.

[Nechkin V. N. Application of neural networks in adaptive learning. *Nauchnyy Aspekt*. 2024;28(3):3465–3471. (In Russian.) EDN: HDFKXN.]

24. Andriichuk T., Shostak I., Indrika R., Botuzova Yu., Donii N. Training teachers to work in the conditions of digital transformation of education. *Ad Alta*. 2024;14(1/S39):194–198. EDN: KHURQG. DOI: 10.33543/140139194198.

25. Крежевских О. В., Михайлова А. И. Цифровая геймификация и закрепление знаний: выявление изменения психоэмоционального состояния студентов вуза с учетом когнитивной нагрузки. *Перспективы науки и образования*. 2024;(2(68)):535–550. EDN: KATULY. DOI: 10.32744/pse.2024.2.32.

[Krezhevskikh O. V., Mikhaylova A. I. Digital gamification and knowledge consolidation: Revealing changes in the psychoemotional state of university students taking into account cognitive load. *Perspectives of Science and Education*. 2024;(2(68)):535–550. (In Russian.) EDN: KATULY. DOI: 10.32744/pse.2024.2.32.]

Информация об авторе

Подколзин Михаил Михайлович, канд. сельхоз. наук, главный операционный директор, NRPro Global, г. Таллинн, Эстония; *ORCID*: <https://orcid.org/0009-0004-0169-657X>; *e-mail*: coo@nrpro.tech

Information about the author

Michael M. Podkolzin, Candidate of Sciences (Agriculture), Chief Operating Officer, NRPro Global, Tallinn, Estonia; *ORCID*: <https://orcid.org/0009-0004-0169-657X>; *e-mail*: coo@nrpro.tech

Поступила в редакцию / Received: 16.10.24.

Поступила после рецензирования / Revised: 18.11.24.

Принята к печати / Accepted: 19.11.24.