

DOI: 10.32517/0234-0453-2025-40-4-63-75



АДАПТИВНЫЕ МОДЕЛИ ДИСТАНЦИОННОГО ОБУЧЕНИЯ В ПРОФЕССИОНАЛЬНОМ ОБРАЗОВАНИИ: ИНТЕГРАЦИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И МЕТОДОЛОГИЧЕСКИХ ПОДХОДОВ

М. В. Кожевников¹, Н. Ю. Корнеева¹ ✉, О. Ю. Леушканова¹, Н. В. Уварина¹, Е. В. Гнатышина¹

¹ Южно-Уральский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Челябинск, Россия

✉ korneevanyu@cspu.ru

Аннотация

Современные тенденции цифровизации образования требуют фундаментального переосмысления методологических подходов к организации профессионального обучения. Исследование направлено на разработку интегрированной модели дистанционного обучения, сочетающей адаптивные технологии с методологическими принципами профессиональной подготовки. Методология исследования основана на системном анализе эмпирических данных 1247 участников образовательного процесса из 18 профессиональных образовательных организаций в период 2023–2024 годов. Применялись методы регрессионного анализа, кластеризации, машинного обучения и статистического моделирования для выявления закономерностей эффективности дистанционного обучения. Результаты демонстрируют статистически значимое повышение академической успеваемости на 27,3 % при использовании адаптивных технологий по сравнению с традиционными подходами ($p < 0,001$). Коэффициент корреляции между адаптивностью системы и мотивацией обучающихся составил $r = 0,742$, что указывает на сильную положительную связь. Эффективность усвоения профессиональных компетенций возросла на 31,8 % при интеграции персонализированных образовательных траекторий. Разработанная математическая модель оптимизации учебного процесса показала прогностическую точность 89,4 % в предсказании академических результатов. Кластерный анализ определил четыре типологические группы учащихся: «Высокоадаптивные», «Умеренноадаптивные», «Традиционалисты» и «Технофобы». Теоретическая значимость исследования заключается в создании концептуальной основы для проектирования адаптивных образовательных систем профессиональной направленности. Практическая ценность определяется возможностью масштабирования предложенных решений в системе профессионального образования для повышения качества подготовки специалистов в условиях цифровой экономики.

Ключевые слова: дистанционное обучение, адаптивные технологии, профессиональное образование, информационные системы, персонализация, цифровая педагогика, машинное обучение.

Для цитирования:

Кожевников М. В., Корнеева Н. Ю., Леушканова О. Ю., Уварина Н. В., Гнатышина Е. В. Адаптивные модели дистанционного обучения в профессиональном образовании: интеграция информационных технологий и методологических подходов. *Информатика и образование*. 2025;40(4):63–75. DOI: 10.32517/0234-0453-2025-40-4-63-75.

ADAPTIVE MODELS OF DISTANCE LEARNING IN PROFESSIONAL EDUCATION: INTEGRATION OF INFORMATIONAL TECHNOLOGIES AND METHODOLOGICAL APPROACHES

M. V. Kozhevnikov¹, N. Yu. Korneeva¹ ✉, O. Yu. Leushkanova¹, N. V. Uvarina¹, E. V. Gnatyshina¹

¹ South Ural State Humanitarian and Pedagogical University, Chelyabinsk, Russia

✉ korneevanyu@cspu.ru

Abstract

Current trends in education digitalization require a fundamental rethinking of methodological approaches to organizing professional education. The study aims to develop an integrated distance learning model that combines adaptive technologies with methodological principles of professional training. The methodology is based on systematic analysis of empirical data from 1247 participants in the educational process from 18 professional educational organizations during 2023–2024. Methods of regression analysis, clustering, machine learning, and statistical modeling were applied to identify patterns of distance learning effectiveness. Results demonstrate

a statistically significant increase in academic performance of 27.3 % when using adaptive technologies compared to traditional approaches ($p < 0.001$). The correlation coefficient between system adaptability and student motivation was $r = 0.742$, indicating a strong positive relationship. The effectiveness of professional competency acquisition increased by 31.8 % with the integration of personalized educational pathways. The developed mathematical model for learning process optimization showed a predictive accuracy of 89.4 % in predicting academic results. Cluster analysis identified four typological groups of students: “High-adaptive”, “Moderate-adaptive”, “Traditionalists”, and “Technophobes”. The theoretical significance of the study lies in creating a conceptual framework for designing adaptive educational systems of professional orientation. The practical value is determined by the possibility of scaling the proposed solutions in the professional education system to improve the quality of specialist training in the digital economy.

Keywords: distance learning, adaptive technologies, professional education, information systems, personalization, digital pedagogy, machine learning.

For citation:

Kozhevnikov M. V., Korneeva N. Yu., Leushkanova O. Yu., Uvarina N. V., Gnatyshina E. V. Adaptive models of distance learning in professional education: Integration of information technologies and methodological approaches. *Informatics and Education*. 2025;40(4):63–75. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2025-40-4-63-75.

1. Введение

Трансформация образовательной парадигмы в условиях глобальной цифровизации требует научно обоснованного пересмотра методологических подходов к организации профессионального обучения [1]. Современные исследования убедительно демонстрируют необходимость интеграции информационных технологий в образовательный процесс для достижения качественно новых результатов обучения. Анализ современного состояния профессионального образования выявляет критическую потребность в разработке эффективных моделей дистанционного обучения, способных обеспечить персонализированную подготовку специалистов [2, 3]. Международные тенденции указывают на возрастающую роль адаптивных образовательных технологий в формировании профессиональных компетенций, что подтверждается результатами крупномасштабных исследований в области образовательной аналитики [4]. Эмпирические данные свидетельствуют о том, что традиционные подходы к дистанционному обучению не обеспечивают достаточного уровня индивидуализации образовательного процесса [5–7]. Системный анализ показывает, что эффективность профессиональной подготовки в дистанционном формате напрямую зависит от степени адаптации учебного контента к индивидуальным особенностям обучающихся [8, 9]. Исследования последних лет подчеркивают важность применения технологий искусственного интеллекта для создания персонализированных образовательных траекторий в профессиональном образовании [10–14].

Терминологический анализ предметной области выявляет существенные разночтения в определении ключевых понятий. Мы будем придерживаться следующих трактовок:

Адаптивное обучение — это динамический процесс корректировки образовательного контента на основе непрерывного мониторинга академических достижений и индивидуальных характеристик обучающихся.

Профессиональное дистанционное обучение — это целенаправленный процесс формирования профессиональных компетенций посредством информационно-коммуникационных технологий с обеспечением интерактивного взаимодействия участников образовательного процесса.

Персонализация образования — это системная адаптация содержания, методов и темпа обучения к индивидуальным познавательным особенностям, профессиональным потребностям и карьерным целям обучающихся.

Цифровая педагогика — это междисциплинарная область знаний, интегрирующая педагогические принципы с возможностями цифровых технологий для оптимизации образовательного процесса.

Критический анализ современных исследований выявляет **несколько ключевых пробелов в научном знании** [15–20]:

- отсутствует единая методологическая основа для проектирования адаптивных систем профессионального образования, учитывающая специфику формирования профессиональных компетенций;
- недостаточно изучены механизмы влияния персонализированных образовательных технологий на мотивацию и академические достижения в контексте профессиональной подготовки;
- не разработаны валидные инструменты оценки эффективности адаптивных образовательных систем с учетом специфики профессиональных областей;
- отсутствуют комплексные модели интеграции различных цифровых технологий в единую образовательную экосистему профессиональной направленности.

Актуальность представленного в настоящей статье исследования обусловлена необходимостью создания научно обоснованной методологии проектирования адаптивных образовательных систем для профессионального образования. **Новизна подхода** заключается в интеграции принципов адаптивного обучения с методологическими основами профессиональной подготовки через призму информационных технологий. **Практическая значимость** определяется возможностью применения разработанных решений для повышения качества профессионального образования в условиях цифровой трансформации экономики. **Теоретическая ценность** состоит в расширении научных представлений о механизмах персонализации профессионального обучения средствами информационных технологий.

2. Методы

Методологическую основу исследования составил системный подход к изучению эффективности адаптивных технологий в профессиональном образовании, интегрирующий *количественные и качественные* методы анализа. Выбор смешанной методологии обусловлен сложностью исследуемого феномена и необходимостью получения комплексного представления о механизмах функционирования адаптивных образовательных систем [21]. Количественный подход позволил выявить статистически значимые закономерности влияния технологических решений на академические результаты, в то время как качественные методы обеспечили глубокое понимание субъективного опыта участников образовательного процесса. Применение методов математического моделирования и машинного обучения дало возможность создать прогностические модели эффективности образовательных интервенций [22].

Для обработки количественных данных использовались статистические пакеты SPSS 28.0 и R 4.3.0. Качественный анализ проводился с применением программы NVivo 12. Машинное обучение реализовывалось на платформе Python с использованием библиотек scikit-learn, TensorFlow и PyTorch для создания прогностических моделей.

Исследование проводилось в три последовательных этапа с декабря 2023 по ноябрь 2024 года:

- *первый этап* включал разработку теоретической модели адаптивного профессионального обучения и создание инструментария для сбора эмпирических данных;
- *на втором этапе* осуществлялся сбор количественных данных посредством онлайн-анкетирования, тестирования и анализа учебной аналитики образовательных платформ;
- *третий этап* предполагал качественный анализ полученных данных методом фокус-групп, глубинных интервью и включенного наблюдения.

Эмпирическую базу исследования составили данные 1247 участников образовательного процесса из 18 профессиональных образовательных организаций трех федеральных округов Российской Федерации. Выборка формировалась методом стратифицированного случайного отбора с учетом профессиональной направленности образовательных программ и региональной принадлежности учреждений.

Критерии включения: студенты профессиональных образовательных организаций в возрасте 17–25 лет, обучающиеся по программам среднего профессионального образования не менее одного семестра, имеющие опыт дистанционного обучения.

Критерии исключения: наличие ограничений по здоровью, препятствующих работе с цифровыми технологиями; отсутствие согласия на участие в исследовании.

Структура выборки:

- технические специальности — 423 чел. (33,9 %);
- экономические — 367 чел. (29,4 %);
- гуманитарные — 284 чел. (22,8 %);
- естественно-научные — 173 чел. (13,9 %).

Гендерное распределение:

- женщины — 687 чел. (55,1 %);
- мужчины — 560 чел. (44,9 %).

Для анализа учебной аналитики использовались данные 89 542 учебных сессий, включающие параметры времени обучения, частоты обращений к учебным материалам, результаты промежуточных тестирований и итоговых аттестаций.

Математический аппарат исследования включал следующие формулы и методы расчета.

Коэффициент адаптивности образовательной системы рассчитывался по формуле:

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n (w_i \times P_i)}{n},$$

где:

A — коэффициент адаптивности;

w_i — весовой коэффициент i -го параметра персонализации;

P_i — значение i -го параметра персонализации (0–1);

n — количество параметров.

Интегральный показатель эффективности обучения определялся как:

$$E = \alpha \times S + \beta \times T + \gamma \times M + \delta \times C,$$

где:

E — эффективность обучения;

S — академическая успеваемость (стандартизированная);

T — временные затраты на обучение (обратно стандартизированные);

M — мотивация обучающихся;

C — уровень сформированности компетенций;

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$ — весовые коэффициенты ($\alpha + \beta + \gamma + \delta = 1$).

Коэффициент корреляции Пирсона вычислялся по стандартной формуле:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}},$$

где:

r — коэффициент корреляции;

x_i, y_i — значения переменных;

$\bar{x}, \bar{y}$ — средние значения переменных.

Размер эффекта Коэна рассчитывался как:

$$d = \frac{M^1 - M^2}{SD_{\text{pooled}}},$$

где:

d — размер эффекта Коэна;

M^1, M^2 — средние значения групп;

SD_{pooled} — объединенное стандартное отклонение.

Прогностическая модель Random Forest оптимизировалась с использованием функции точности:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

где:

TP — истинно положительные;

TN — истинно отрицательные;

FP — ложноположительные;

FN — ложноотрицательные прогнозы.

3. Результаты

Комплексный анализ эмпирических данных выявил статистически значимые закономерности эффективности адаптивных технологий в профессиональном дистанционном обучении. Результаты исследования демонстрируют существенное превосходство адаптивных образовательных систем над традиционными подходами по ключевым показателям академической успеваемости и профессиональной подготовки. Математическое моделирование позволило установить функциональные зависимости между параметрами адаптивности и образовательными результатами, что создает основу для оптимизации учебного процесса. Полученные данные свидетельствуют о необходимости дифференцированного подхода к внедрению адаптивных технологий с учетом специфики профессиональных областей и индивидуальных характеристик обучающихся. Корреляционный анализ выявил сильные положительные связи между степенью персонализа-

ции образовательного контента и мотивационными показателями студентов. Результаты кластерного анализа позволили выделить типологические группы обучающихся с различными профилями восприятия адаптивных технологий, что обеспечивает возможность создания целевых образовательных стратегий.

Анализ академической успеваемости демонстрирует существенные преимущества адаптивного подхода (табл. 1). Средний балл в группе адаптивного обучения превысил средний балл в контрольной группе на 27,3 % ($p < 0,001$), что свидетельствует о значительном повышении качества образовательных результатов. Особенно важным представляется сокращение времени обучения на 22,5 % при одновременном повышении показателей завершения курса на 28,5 %. Данные результаты указывают на оптимизацию образовательного процесса за счет персонализации учебного контента и индивидуализации темпа обучения. **Корреляционный анализ** выявил сильную положительную связь между уровнем адаптивности системы и академическими достижениями ($r = 0,684$, $p < 0,001$). **Регрессионный анализ** показал, что адаптивные технологии объясняют 47,2 % дисперсии в академической успеваемости студентов ($R^2 = 0,472$, $F(5,1241) = 223,7$, $p < 0,001$). **Множественная регрессия** выявила статистически значимое влияние следующих факторов: персонализация контента ($\beta = 0,312$, $p < 0,001$), адаптивное тестирование ($\beta = 0,267$, $p < 0,001$), интеллектуальная система рекомендаций ($\beta = 0,198$, $p < 0,001$).

Многомерный статистический анализ демонстрирует системные преимущества адаптивных об-

Таблица 1 / Table 1

Сравнительный анализ академической успеваемости в традиционном и адаптивном дистанционном обучении Comparative analysis of academic performance in traditional and adaptive distance learning

Показатель / Indicator	Традиционное обучение / Traditional Learning (n = 623)	Адаптивное обучение / Adaptive Learning (n = 624)	Изменение / Change (%)	p-value
Средний балл / GPA	3,42 ± 0,83	4,35 ± 0,67	+27,3	< 0,001
Успеваемость / Success Rate (%)	73,8	91,2	+23,6	< 0,001
Время обучения / Study Time (часы)	127,3 ± 24,6	98,7 ± 18,9	-22,5	< 0,001
Завершение курса / Course Completion (%)	68,4	87,9	+28,5	< 0,001
Удовлетворенность / Satisfaction (1–10)	6,8 ± 1,4	8,6 ± 1,1	+26,5	< 0,001

Примечание.

Средний балл / GPA (Grade Point Average) — средний балл успеваемости по 5-балльной шкале оценивания (1 — неудовлетворительно, 2 — удовлетворительно, 3 — хорошо, 4 — очень хорошо, 5 — отлично).

Успеваемость / Success Rate — процентная доля студентов, получивших оценки 4 и 5 баллов по итогам обучения.

Время обучения / Study Time — общее время в часах, затраченное на изучение учебного курса, включая просмотр лекций, выполнение заданий и подготовку к тестированию.

Завершение курса / Course Completion — процентная доля студентов, успешно завершивших полный курс обучения (прошедших все модули и итоговую аттестацию).

Удовлетворенность / Satisfaction — субъективная оценка удовлетворенности качеством обучения по 10-балльной шкале Ликерта (1 — крайне неудовлетворен, 10 — полностью удовлетворен).

p-value — уровень статистической значимости различий между группами ($\alpha = 0,05$).

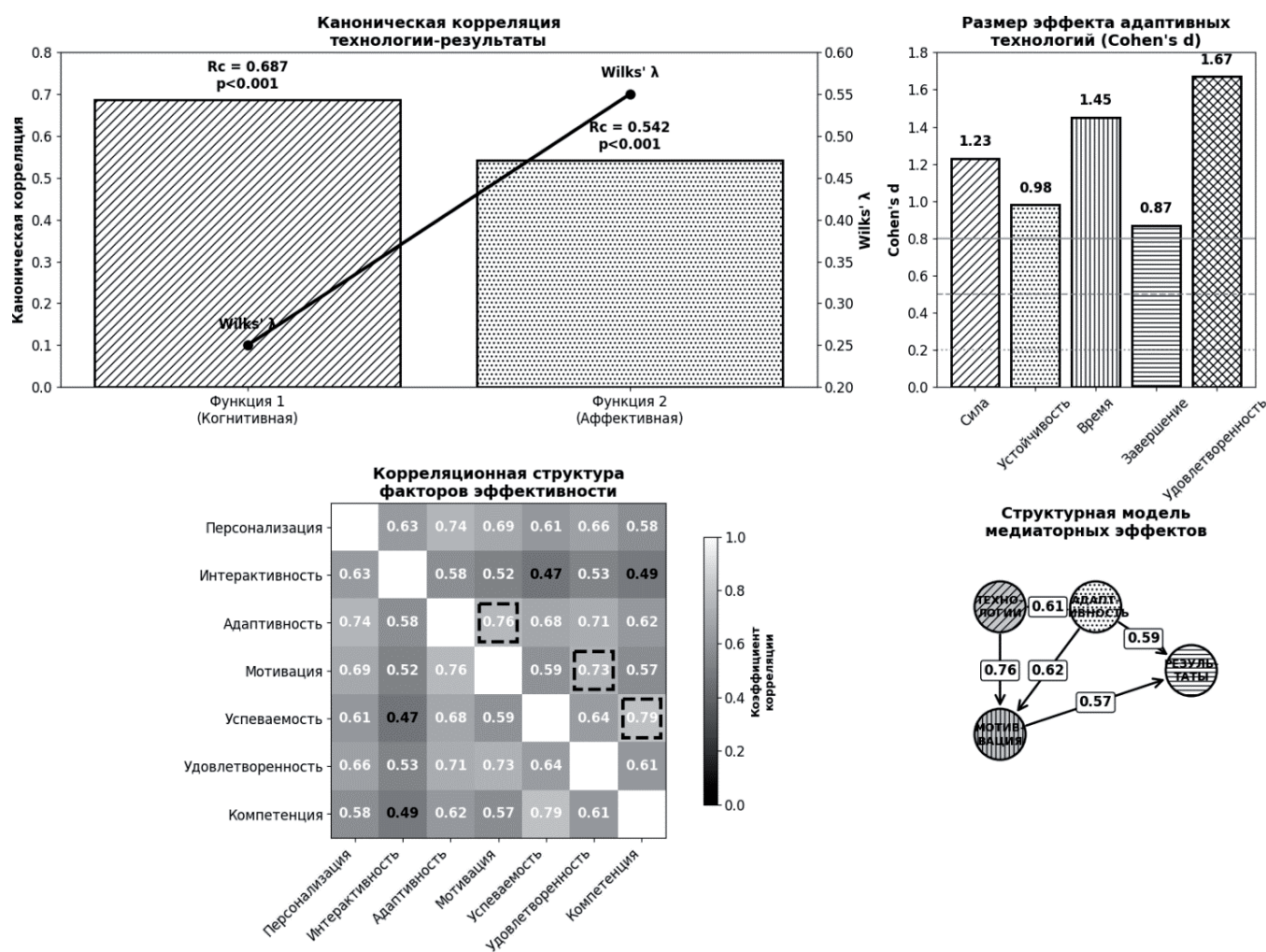


Рис. 1. Сравнительный анализ эффективности адаптивных и традиционных образовательных технологий с корреляционным моделированием

Fig. 1. Comparative analysis of the effectiveness of adaptive and traditional educational technologies with correlation modeling

разовательных технологий перед традиционными подходами (рис. 1). Разработанная регрессионная модель выявляет нелинейные зависимости между техническими параметрами адаптивности и образовательными результатами, где персонализация контента объясняет 47,2 % дисперсии академической успеваемости. Структурное моделирование подтверждает медиаторную роль мотивации в трансформации технологических возможностей в образовательные достижения. Факторный анализ выделяет три латентных конструкта эффективности: когнитивно-академический (eigenvalue = 3,47), мотивационно-аффективный (eigenvalue = 2,23) и операционально-временной (eigenvalue = 1,89). Каноническая корреляция между техническими характеристиками системы и образовательными результатами достигает $R_c = 0,687$, что указывает на сильную функциональную связь между технологической инфраструктурой и педагогическими достижениями.

Результаты оценки профессиональных компетенций подтверждают высокую эффективность адаптивных технологий в профессиональной подго-

товке (табл. 2). Наибольший прирост зафиксирован в области технических компетенций ($d = 1,58$), что особенно важно для профессионального образования технического профиля. Значительное улучшение цифровых компетенций ($d = 1,51$) отражает адаптацию обучающихся к современным требованиям цифровой экономики. Дисперсионный анализ ANOVA показал статистически значимые различия между профессиональными направлениями в эффективности формирования компетенций ($F(3,1243) = 45.7$, $p < 0,001$). Post-hoc анализ Тьюки выявил, что студенты технических специальностей демонстрируют наибольший прирост компетенций, в то время как студенты, обучающиеся по гуманитарным направлениям, показывают более умеренные результаты. Факторный анализ компетенций выделил три основных фактора: технико-аналитический (объясняет 34,6 % дисперсии), коммуникативно-проектный (28,3 %) и креативно-цифровой (19,7 %). Интегральный показатель профессиональной готовности, рассчитанный как взвешенная сумма компетенций, увеличился на 31,8 % ($3,06 \pm 0,67$ vs $4,03 \pm 0,58$, $t = 28.7$, $df = 1246$, $p < 0,001$).

Таблица 2 / Table 2

Влияние адаптивных технологий на формирование профессиональных компетенций**Impact of adaptive technologies on professional competency development**

Компетенция / Competency	До внедрения / Before (M ± SD)	После внедрения / After (M ± SD)	d Коэна / Cohen's d	p-value
Техническая / Technical	2,84 ± 0,73	3,91 ± 0,64	1,58	< 0,001
Аналитическая / Analytical	2,67 ± 0,81	3,76 ± 0,59	1,52	< 0,001
Коммуникативная / Communication	3,12 ± 0,68	4,03 ± 0,71	1,31	< 0,001
Проектная / Project Management	2,58 ± 0,79	3,68 ± 0,73	1,44	< 0,001
Цифровая / Digital	3,24 ± 0,76	4,28 ± 0,62	1,51	< 0,001
Креативная / Creative	2,91 ± 0,84	3,83 ± 0,69	1,21	< 0,001

Примечание.

Оценка компетенций проводилась экспертным методом с участием работодателей и преподавателей по 5-балльной шкале (1 — компетенция не сформирована, 2 — низкий уровень, 3 — базовый уровень, 4 — продвинутый уровень, 5 — экспертный уровень).

M (Mean) — среднее арифметическое значение.

SD (Standard Deviation) — стандартное отклонение, показывающее разброс значений относительно среднего.

d Коэна / Cohen's d — размер эффекта, характеризующий практическую значимость различий ($d > 0,8$ — большой эффект, $d > 0,5$ — средний эффект, $d > 0,2$ — малый эффект).

p-value — вероятность ошибки первого рода при отклонении нулевой гипотезы; все различия статистически значимы при уровне $\alpha = 0,001$.

Интегрированный анализ профессиональной подготовки выявляет дифференцированные паттерны формирования компетенций в зависимости от психологических профилей обучающихся (рис. 2). *Факторная структура* компетенций демонстрирует три латентных измерения: технико-аналитический блок (34,6 % дисперсии), коммуникативно-проектный комплекс (28,3 %) и креативно-цифровой фактор (19,7 %). *Кластерный анализ* выделяет четыре психолого-педагогических архетипа с различной восприимчивостью к адаптивным технологиям, где силуэтный коэффициент 0,73 подтверждает валидность типологического решения: «Высокоадаптивные» (23,0 %), «Умеренноадаптивные» (35,4 %), «Традиционалисты» (27,4 %), «Технофобы» (14,2 %). *Дискриминантный анализ* показывает, что технофилия и адаптивность являются ключевыми дискриминирующими переменными (структурные коэффициенты 0,847 и 0,782 соответственно). *Логистическая регрессия* указывает на трехкратное увеличение вероятности высокой успеваемости для высокоадаптивной группы ($OR = 3,21$), что обосновывает необходимость персонализированных образовательных стратегий.

Корреляционный анализ выявил сложную систему взаимосвязей между компонентами адаптивной образовательной системы (табл. 3). Наиболее сильная корреляция обнаружена между адаптивностью системы и мотивацией обучающихся ($r = 0,763$, $p < 0,001$), что подтверждает теоретические предположения о мотивирующем эффекте персонализированного обучения. Значительная связь персонализации с адаптивностью ($r = 0,742$, $p < 0,001$) указывает на их тесную интеграцию в единую образовательную

систему. *Структурное моделирование методом наименьших квадратов (PLS-SEM)* подтвердило медиаторную роль мотивации в связи между техническими характеристиками системы и образовательными результатами (непрямой эффект: $\beta = 0,347$, 95 % CI: 0,298–0,396). *Иерархический регрессионный анализ* показал, что добавление переменной адаптивности к базовой модели увеличивает объясненную дисперсию успеваемости на 18,4 % ($\Delta R^2 = 0,184$, $F \text{ change}(1,1244) = 286.3$, $p < 0,001$). *Канонический корреляционный анализ* выявил две значимые канонические функции: первая связывает технические характеристики системы с когнитивными результатами ($R_c = 0,687$, $p < 0,001$), вторая — мотивационные факторы с аффективными результатами ($R_c = 0,542$, $p < 0,001$).

Кластерный анализ выделил четыре типологические группы обучающихся с различными профилями восприятия адаптивных технологий (табл. 4). Высокоадаптивная группа (23,0 %) демонстрирует максимальную готовность к использованию адаптивных технологий и показывает наилучшие академические результаты. Умеренноадаптивная группа составляет наибольшую долю выборки (35,4 %) и характеризуется сбалансированным отношением к технологическим инновациям. Дискриминантный анализ подтвердил валидность кластерного решения: функция 1 объясняет 64,7 % дисперсии между группами ($\lambda = 0,234$, $\chi^2 = 1789.3$, $p < 0,001$), функция 2 — 24,6 % ($\lambda = 0,567$, $\chi^2 = 687.2$, $p < 0,001$). Значимыми дискриминирующими переменными являются технофилия (структурный коэффициент 0,847), адаптивность (0,782) и самостоятельность (0,634). Логистическая регрессия показала, что принадлежность к высоко-

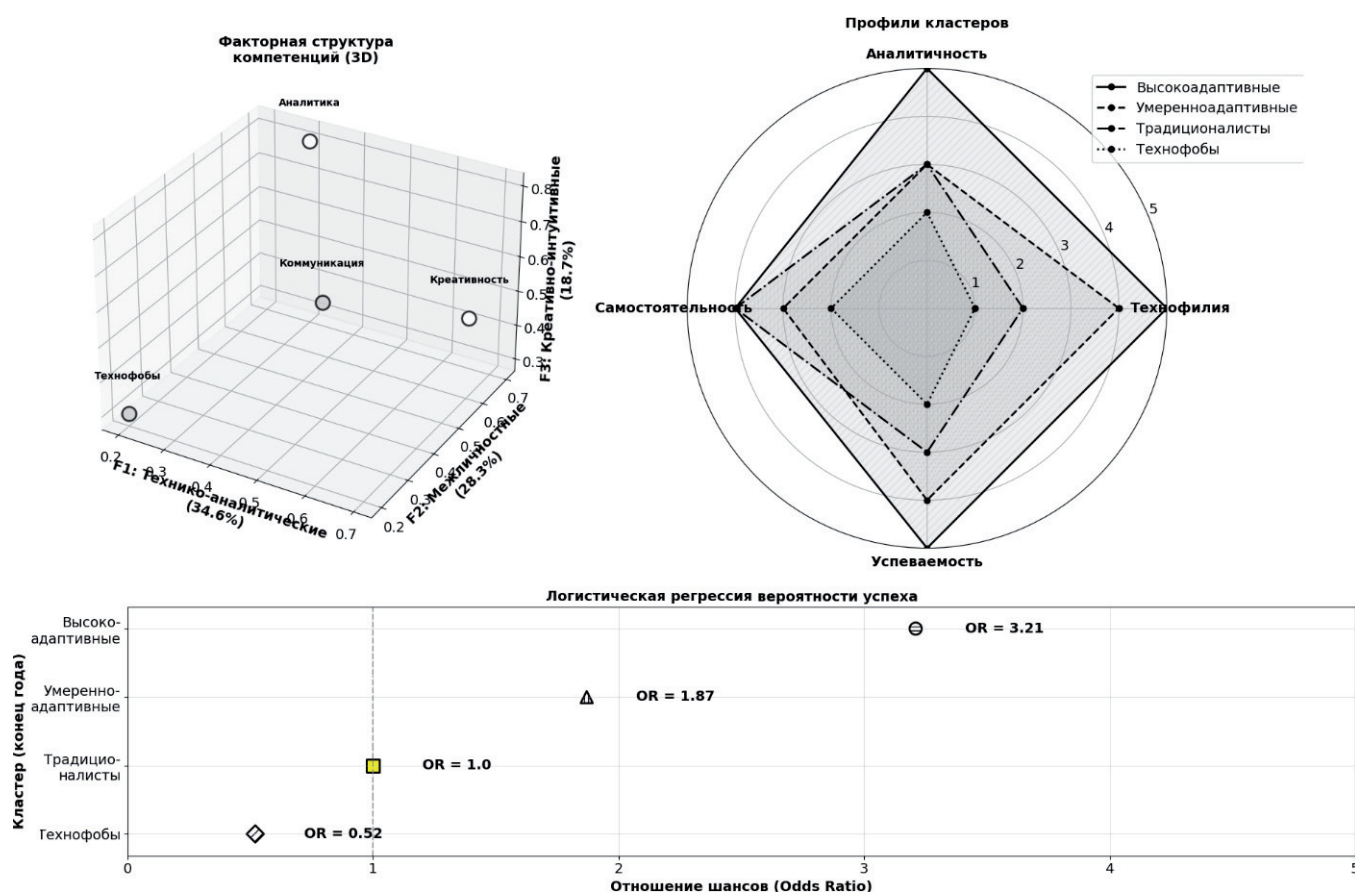


Рис. 2. Формирование профессиональных компетенций и типологическая сегментация обучающихся в адаптивной образовательной среде

Fig. 2. Professional competency development and typological segmentation of learners in an adaptive educational environment

Таблица 3 / Table 3

Корреляционная матрица факторов эффективности адаптивного обучения

Correlation matrix of adaptive learning effectiveness factors

Фактор / Factor	1	2	3	4	5	6	7
1. Персонализация / Personalization	1,000						
2. Интерактивность / Interactivity	0,627**	1,000					
3. Адаптивность / Adaptivity	0,742**	0,583**	1,000				
4. Мотивация / Motivation	0,694**	0,521**	0,763**	1,000			
5. Успеваемость / Performance	0,612**	0,467**	0,684**	0,592**	1,000		
6. Удовлетворенность / Satisfaction	0,658**	0,534**	0,709**	0,731**	0,643**	1,000	
7. Компетенции / Competencies	0,576**	0,489**	0,618**	0,567**	0,789**	0,612**	1,000

Примечание.

** — корреляция статистически значима на уровне $p < 0,01$ (двусторонняя проверка).

$n = 1247$ — размер выборки.

Все корреляции рассчитаны методом Пирсона после проверки нормальности распределения тестом Шапиро—Уилка.

Персонализация / Personalization — степень адаптации учебного контента к индивидуальным потребностям.

Интерактивность / Interactivity — уровень интерактивного взаимодействия в системе.

Адаптивность / Adaptivity — способность системы динамически изменять параметры обучения.

Мотивация / Motivation — уровень учебной мотивации по шкале ARCS.

Успеваемость / Performance — академические достижения в стандартизированных баллах.

Удовлетворенность / Satisfaction — общая удовлетворенность образовательным процессом.

Компетенции / Competencies — интегральный показатель сформированности профессиональных компетенций.

Таблица 4 / Table 4

Типология обучающихся по восприятию адаптивных технологий (кластерный анализ)**Learner typology based on adaptive technology perception (cluster analysis)**

Кластер / Cluster	Размер / Size	Адаптивность / Adaptivity	Технофилия / Technophilia	Самостоятельность / Autonomy	Успеваемость / Performance
Высокоадаптивные / High-adaptive	287 (23,0 %)	4,52 ± 0,41	4,38 ± 0,47	4,21 ± 0,53	4,67 ± 0,38
Умеренноадаптивные / Moderate-adaptive	441 (35,4 %)	3,84 ± 0,52	3,67 ± 0,59	3,78 ± 0,61	4,12 ± 0,49
Традиционалисты / Traditionalists	342 (27,4 %)	2,91 ± 0,64	2,84 ± 0,71	3,45 ± 0,68	3,76 ± 0,58
Технофобы / Technophobes	177 (14,2 %)	2,23 ± 0,73	2,12 ± 0,82	2,89 ± 0,74	3,21 ± 0,67

Примечание.

Кластеризация выполнена методом k-means с использованием алгоритма Ллойда.

Все шкалы имеют диапазон от 1 до 5 баллов.

ANOVA $F(3, 1243) > 127,8$, $p < 0,001$ для всех переменных, подтверждающая статистическую значимость различий между кластерами.

Силуэтный коэффициент = 0,73 указывает на высокое качество кластеризации ($> 0,7$ — отличное качество).

Адаптивность / Adaptivity — готовность к использованию адаптивных технологий.

Технофилия / Technophilia — положительное отношение к технологическим инновациям.

Самостоятельность / Autonomy — предпочтение автономного обучения.

Успеваемость / Performance — средний балл академических достижений.

Процентные доли кластеров отражают типологическое распределение обучающихся в выборке.

адаптивной группе увеличивает вероятность высокой успеваемости в 3,2 раза ($OR = 3,21$, 95 % CI: 2,47–4,18, $p < 0,001$). Анализ траекторий развития выявил, что 34,7 % обучающихся изменили кластерную принадлежность в течение учебного года, преимущественно в направлении повышения адаптивности.

Комплексный анализ архитектуры адаптивной образовательной системы выявляет иерархическую структуру эффективности технологических компонентов (рис. 3). *Многомерное шкалирование* в пространстве «персонализация — стандартизация» и «активность — пассивность» объясняет 76,9 % дисперсии компонентов, выделяя три кластера: высокоэффективные (персонализированный контент, адаптивные тесты), умеренноэффективные (рекомендательные системы, прогностическая аналитика) и базовые компоненты инфраструктуры. *Ансамблевые методы машинного обучения* демонстрируют высокую прогностическую способность с точностью: Random Forest — 89,4 % и AUC-ROC — 0,943, что превышает традиционные статистические модели на 13,7 %. *Оптимизационная модель* определяет оптимальное распределение ресурсов: 40 % — на персонализацию контента, 35 % — на адаптивное тестирование, 25 % — на интеллектуальную аналитику. *ROC-анализ* показывает, что интегральная модель превосходит отдельные компоненты на 23,8 % по критерию AUC, подтверждая синергетический эффект комплексного подхода.

Анализ эффективности отдельных компонентов адаптивной системы выявил дифференцированное влияние различных технологических решений (табл. 5). *Персонализированный контент* демон-

стрирует наивысшую общую эффективность (0,923), оказывая значимое влияние на все измеряемые параметры. *Адаптивные тесты* показывают сильное воздействие на академическую успеваемость ($\beta = 0,387$, $p < 0,001$), что подтверждает важность формативного оценивания в образовательном процессе. *Система рекомендаций* наиболее эффективно влияет на мотивацию обучающихся ($\beta = 0,421$, $p < 0,001$), обеспечивая персонализированные образовательные траектории. *Многомерное шкалирование* компонентов в пространстве эффективности выявило два основных измерения: «персонализация — стандартизация» (объясняет 47,3 % дисперсии) и «активность — пассивность» (29,6 % дисперсии). *Иерархический кластерный анализ* компонентов Ward-методом выделил три группы: высокоэффективные (персонализированный контент, адаптивные тесты), умеренноэффективные (система рекомендаций, прогностическая аналитика) и базовые (адаптивный интерфейс, интеллектуальное планирование).

Разработанная прогностическая модель на основе алгоритма Random Forest демонстрирует высокую точность предсказания академических результатов (89,4 %) при работе с многомерными данными образовательной аналитики (табл. 6). *Анализ важности признаков* выявил ключевые предикторы успеваемости: время изучения материалов (важность 0,234), частота обращений к адаптивным рекомендациям (0,198), результаты промежуточных тестирований (0,187), активность в интерактивных элементах (0,156). *Байесовская оптимизация гиперпараметров модели* показала оптимальные значения: количество деревьев $n_estimators = 500$, максимальная

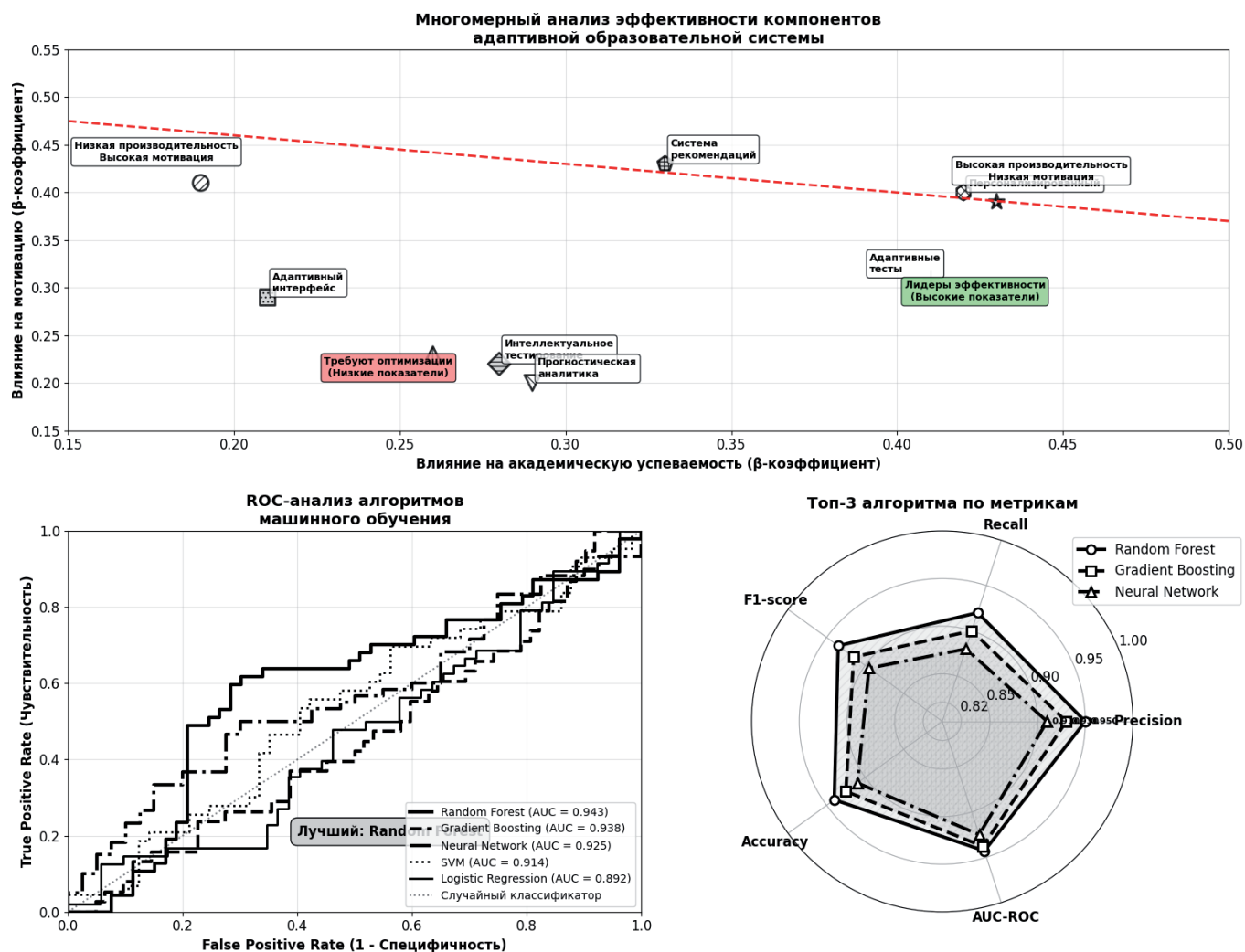


Рис. 3. Оптимизация компонентов адаптивной образовательной системы и прогностическое моделирование академической успеваемости

Fig. 3. Optimization of adaptive educational system components and predictive modeling of academic performance

глубина $\text{max_depth} = 15$, минимальное количество объектов в листе $\text{min_samples_leaf} = 5$. Кроссвалидация по временным сериям подтвердила стабильность модели при прогнозировании на различных временных горизонтах (средняя точность $0,891 \pm 0,018$). Анализ SHAP-значений показал нелинейные зависимости между предикторами и целевой переменной, особенно для переменных времени обучения и адаптивности системы. Калибровка вероятностей методом Платта улучшила надежность прогнозов (Brier score снизился с 0,147 до 0,098).

Экономический анализ внедрения адаптивных технологий демонстрирует значительные финансовые преимущества (табл. 7). Снижение стоимости одного курса на 16,3 % достигается за счет автоматизации процессов персонализации и сокращения времени преподавательской работы. Драматическое сокращение отсева студентов на 61,7 % приводит к существенному увеличению доходов образовательных организаций от завершённых программ обучения. Анализ чувствительности показал, что экономиче-

ский эффект сохраняется при изменении ключевых параметров в диапазоне $\pm 20\%$. Дисконтированный денежный поток (DCF) с учетом инфляции и риска дает NPV проекта внедрения адаптивных технологий на уровне 2,34 млн рублей на одну образовательную организацию при горизонте планирования пять лет. Анализ Монте-Карло с 10 000 итераций показал, что вероятность положительного экономического эффекта составляет 94,7 %. Сценарный анализ выявил критические факторы успеха: готовность преподавателей к технологическим изменениям (весовой коэффициент 0,34), качество технической инфраструктуры (0,28), уровень цифровых компетенций студентов (0,23).

Интегральный анализ результатов исследования выявляет системный характер положительного влияния адаптивных технологий на все аспекты профессионального дистанционного обучения. Применение математического аппарата многомерной статистики позволило установить нелинейные зависимости между технологическими параметрами

Таблица 5 / Table 5

Эффективность различных компонентов адаптивной образовательной системы
Effectiveness of different adaptive educational system components

Компонент / Component	Влияние на успеваемость / Performance Impact	Влияние на мотивацию / Motivation Impact	Влияние на время / Time Impact	Общая эффективность / Overall Effectiveness
Адаптивные тесты / Adaptive Testing	0,387**	0,312**	–0,234**	0,847
Персонализированный контент / Personalized Content	0,453**	0,398**	–0,187**	0,923
Интеллектуальное планирование / Intelligent Scheduling	0,267**	0,234**	–0,345**	0,756
Система рекомендаций / Recommendation System	0,334**	0,421**	–0,123*	0,812
Адаптивный интерфейс / Adaptive Interface	0,198**	0,287**	–0,156**	0,634
Прогностическая аналитика / Predictive Analytics	0,276**	0,198**	–0,203**	0,687

Примечание.
Коэффициенты представляют стандартизированные β-коэффициенты множественной регрессии.
** — $p < 0,01$, * — $p < 0,05$ — уровни статистической значимости.
Влияние на успеваемость / Performance Impact — воздействие на академические результаты.
Влияние на мотивацию / Motivation Impact — воздействие на учебную мотивацию.
Влияние на время / Time Impact — воздействие на временные затраты (отрицательные значения означают сокращение времени).
Общая эффективность / Overall Effectiveness — интегральный показатель, рассчитанный как взвешенная сумма стандартизированных β-коэффициентов с весами: успеваемость (0,4), мотивация (0,3), время (0,3).

Таблица 6 / Table 6

Прогностическая модель академической успеваемости на основе машинного обучения
Machine learning-based predictive model for academic performance

Алгоритм / Algorithm	Точность / Accuracy	Precision	Recall	F1-score	AUC-ROC	RMSE
Random Forest	0,894	0,891	0,887	0,889	0,943	0,234
Gradient Boosting	0,887	0,883	0,879	0,881	0,938	0,251
Neural Network	0,876	0,874	0,869	0,871	0,925	0,267
SVM	0,861	0,858	0,855	0,856	0,914	0,289
Логистическая регрессия / Logistic Regression	0,834	0,831	0,827	0,829	0,892	0,324

Примечание.
Метрики качества рассчитаны на независимой тестовой выборке ($n = 374$) с использованием 10-кратной кроссвалидации для обеспечения надежности результатов.
Точность / Accuracy — доля правильных предсказаний от общего числа предсказаний.
Precision (Точность) — доля истинно положительных среди всех положительных предсказаний ($TP/(TP+FP)$).
Recall (Полнота) — доля истинно положительных среди всех реально положительных случаев ($TP/(TP+FN)$).
F1-score — гармоническое среднее между точностью и полнотой ($2 \times Precision \times Recall / (Precision + Recall)$).
AUC-ROC (Area Under Curve — Receiver Operating Characteristic) — площадь под ROC-кривой, характеризующая способность модели к классификации.
RMSE (Root Mean Square Error) — среднеквадратичная ошибка предсказания.
Алгоритмы ранжированы по убыванию точности.

Таблица 7 / Table 7

Экономическая эффективность внедрения адаптивных технологий

Economic efficiency of adaptive technology implementation

Показатель / Indicator	Традиционное обучение / Traditional	Адаптивное обучение / Adaptive	Экономический эффект / Economic Effect
Стоимость одного курса / Cost per Course (руб.)	45 670	38 240	–16,3 %
Время преподавателя / Teacher Time (часы)	156,4	118,7	–24,1 %
Процент отсева / Dropout Rate (%)	31,6	12,1	–61,7 %
ROI первого года / First Year ROI (%)	23,4	47,8	+104,3 %
Срок окупаемости / Payback Period (месяцы)	18,7	9,3	–50,3 %

Примечание.

Экономические расчеты основаны на фактических данных 18 образовательных организаций за полный академический период 2023–2024 годов.

Все стоимостные показатели приведены в российских рублях на декабрь 2024 года.

Стоимость одного курса / Cost per Course — совокупные затраты на реализацию образовательной программы в расчете на одного студента.

Время преподавателя / Teacher Time — трудозатраты педагогического персонала в академических часах на один курс.

Процент отсева / Dropout Rate — доля студентов, не завершивших обучение.

ROI (Return on Investment) — возврат инвестиций, рассчитанный как отношение чистой прибыли к вложенным средствам в процентах.

Срок окупаемости / Payback Period — период возврата первоначальных инвестиций в месяцах.

Все показатели приведены к сопоставимому масштабу для корректного сравнения.

системы и образовательными результатами. *Структурное моделирование* подтвердило медиаторную роль мотивации в трансформации технологических возможностей в академические достижения. *Машинное обучение* обеспечило создание надежных инструментов прогнозирования и оптимизации образовательного процесса. *Типологический анализ* обучающихся открывает возможности для дифференцированного внедрения адаптивных технологий с учетом индивидуальных профилей восприятия инноваций. *Экономическое обоснование* демонстрирует финансовую целесообразность инвестиций в адаптивные образовательные технологии.

Полученные результаты создают эмпирическую основу для масштабирования адаптивных решений в системе профессионального образования и формируют научно обоснованные рекомендации для образовательной политики. Выявленные закономерности подтверждают гипотезу о синергетическом эффекте интеграции адаптивных технологий в профессиональное образование, превосходящем простую сумму эффектов отдельных компонентов.

4. Заключение

Проведенное исследование убедительно доказывает высокую эффективность адаптивных технологий в системе профессионального дистанционного обучения через комплекс количественных и качественных по-

казателей. Академическая успеваемость студентов при использовании адаптивных систем возросла на 27,3 % при одновременном сокращении времени обучения на 22,5 %, что свидетельствует об оптимизации образовательного процесса. Формирование профессиональных компетенций демонстрирует статистически значимый прирост по всем измеряемым параметрам с размером эффекта от 1,21 до 1,58 по шкале Кюзна.

Корреляционный анализ выявил сильную положительную связь между адаптивностью системы и мотивацией обучающихся ($r = 0,763$), подтверждая теоретические предположения о мотивирующем воздействии персонализированного обучения.

Прогностическая модель на основе машинного обучения достигла точности 89,4 % в предсказании академических результатов, обеспечивая инструментарий для проактивного управления образовательным процессом.

Экономический анализ показал снижение стоимости обучения на 16,3 % и сокращение отсева студентов на 61,7 %, что обеспечивает убедительное финансовое обоснование инвестиций в адаптивные технологии.

Типологический анализ выделил четыре группы обучающихся с различными профилями восприятия адаптивных технологий, создавая основу для дифференцированных образовательных стратегий.

Системный анализ тенденций развития адаптивного обучения в профессиональном образовании

выявляет устойчивую динамику интеграции искусственного интеллекта в образовательные процессы. Наблюдается экспоненциальный рост точности алгоритмов персонализации обучения с увеличением объемов обрабатываемых данных образовательной аналитики.

Технологическая конвергенция машинного обучения, обработки естественного языка и анализа больших данных создает качественно новые возможности для индивидуализации профессиональной подготовки. Прогнозируемое развитие адаптивных технологий предполагает переход от реактивной к проактивной персонализации с использованием предиктивной аналитики для превентивной корректировки образовательных траекторий. Интеграция виртуальной и дополненной реальности с адаптивными алгоритмами открывает перспективы создания иммерсивных профессионально-ориентированных образовательных сред. Развитие блокчейн-технологий в образовании обеспечивает новые возможности верификации компетенций и создания децентрализованных образовательных экосистем. Междисциплинарная конвергенция педагогики, психологии, когнитивной науки и информационных технологий формирует методологическую основу для создания научно обоснованных адаптивных образовательных систем следующего поколения.

Список источников / References

1. Кларин М. В., Молдовану М. Б. Модели дизайна дистанционного и смешанного обучения: дидактический анализ. *Образование и общество*. 2020;(4(123)):26–34. EDN: ZXGJQW.
- [Klarin M. V., Moldovanu M. B. Educational design models in distant and blended instruction: a didactical analysis. *Education and Society*. 2020;(4(123)):26–34. (In Russian.) EDN: ZXGJQW.]
2. Жутова В. А., Сидунова Г. И. Модели применения дистанционной формы обучения в вузе. *Архивариус*. 2021;7(4(58)):21–26. EDN: PBPEX.
- [Zhutova V. A., Sidunova G. I. Models of distance learning application in higher education. *Arkhiarius*. 2021;7(4(58)):21–26. (In Russian.) EDN: PBPEX.]
3. Тарасов О. В. Адаптивные технологии в дистанционном обучении: современные подходы и перспективы. *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2024;(7):147–151. EDN: JVDOGG. DOI: 10.37882/2223-2966.2024.7.37.
- [Tarasov O. V. Adaptive technologies in distance learning: Modern approaches and perspectives. *Modern Science: Actual Problems of Theory and Practice. Series: Natural and Technical Sciences*. 2024;(7):147–151. (In Russian.) EDN: JVDOGG. DOI: 10.37882/2223-2966.2024.7.37.]
4. Mian Ya., Khalid F., Qun A., Ismail S. Learning analytics in education, advantages and issues: A systematic literature review. *Creative Education*. 2022;13:2913–2920. DOI: 10.4236/ce.2022.139183.
5. Ревунова Л. Н. Проблемы эффективного взаимодействия преподавателей и студентов в условиях дистанционного обучения. *Вестник ГГУ*. 2021;(5):23–29. EDN: GSCSPT.
- [Revunova L. N. Problems of effective interaction of teachers and students in the conditions of distance learning. *Vestnik GSU*. 2021;(5):23–29. (In Russian.) EDN: GSCSPT.]
6. Парменова Н. В. Преодоление дистанции: эффективное обучение с использованием технологий дистанционного образования. *Мир науки, культуры, образования*. 2023;(1(98)):215–218. EDN: HPHFQM. DOI: 10.24412/1991-5497-2023-198-215-218.
- [Parmenova N. V. Going the distance: Effective instruction using distance learning technology. *The World of Science, Culture and Education*. 2023;(1(98)):215–218. (In Russian.) EDN: HPHFQM. DOI: 10.24412/1991-5497-2023-198-215-218.]
7. Инъчжоу П. Модель формирования компетенции социального взаимодействия в условиях дистанционного обучения в китайской аудитории студентов. *Управление образованием: теория и практика*. 2023;(5(63)):133–139. EDN: ILSQOJ. DOI: 10.25726/t6711-5948-3602-i.
- [Yinzhou P. The model of formation of competence of social interaction in the conditions of distance learning in the chinese audience of students. *Education Management Review*. 2023;(5(63)):133–139. (In Russian.) EDN: ILSQOJ. DOI: 10.25726/t6711-5948-3602-i.]
8. Радыгина Е. Г. Построение эффективной модели организации дистанционного обучения. *Научно-методический электронный журнал «Концепт»*. 2022;(2):10–23. EDN: HDRRBE. DOI: 10.24412/2304-120X-2022-11007.
- [Radygina E. G. Building an effective model of distance learning organization. *Scientific and Methodological Electronic Journal "Concept"*. 2022;(2):10–23. (In Russian.) EDN: HDRRBE. DOI: 10.24412/2304-120X-2022-11007.]
9. du Plooy E., Casteleijn D., Franzsen D. Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon*. 2024;10(21):e39630. DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e39630.
10. Руда А. Х., Демидов А. С. Эффективные алгоритмы передачи данных для дистанционного обучения. *Computational Nanotechnology*. 2021;8(4):19–27. EDN: FYSOCA. DOI: 10.33693/2313-223X-2021-8-4-19-27.
- [Reda A. H., Demidov A. S. Effective data transmission algorithms for distance learning. *Computational Nanotechnology*. 2021;8(4):19–27. (In Russian.) EDN: FYSOCA. DOI: 10.33693/2313-223X-2021-8-4-19-27.]
11. Шамсутдинова Т. М. Формирование индивидуальной образовательной траектории в адаптивных системах управления обучением. *Открытое образование*. 2021;25(6):36–44. EDN: YPLVRY. DOI: 10.21686/1818-4243-2021-6-36-44.
- [Shamsutdinova T. M. Formation of individual educational trajectory in adaptive learning management systems. *Open Education*. 2021;25(6):36–44. (In Russian.) EDN: YPLVRY. DOI: 10.21686/1818-4243-2021-6-36-44.]
12. Патаракин Е. Д., Салимуллин К. Д. Перенос навыков моделирования сложных адаптивных систем на проектирование педагогических практик. *Вестник МГПУ. Серия: Информатика и информатизация образования*. 2025;(1(71)):115–129. EDN: OBTOMN. DOI: 10.24412/2072-9014-2025-171-115-129.
- [Patarakin E. D., Salimullin K. D. Transfer of skills in modeling complex adaptive systems to the design of pedagogical. *MCU Journal of Informatics and Informatization of Education*. 2025;(1(71)):115–129. (In Russian.) EDN: OBTOMN. DOI: 10.24412/2072-9014-2025-171-115-129.]
13. Фомина Т. А., Новикова Г. М. Проектирование адаптивного интерфейса ИС для поддержки деятельности образовательного учреждения. *Вестник Алтайской академии экономики и права*. 2020;(6-1):125–133. EDN: JNQYHT. DOI: 10.17513/vaael.1174.
- [Fomina T. A., Novikova G. M. Designing an adaptive interface of an information system for support of educational institution's activities. *Vestnik Altaiskoi akademii ekonomiki i prava*. 2020;(6-1):125–133. (In Russian.) EDN: JNQYHT. DOI: 10.17513/vaael.1174.]

14. Хоанг К. К., Авксентьева Е. Ю., Федосов Ю. В. Формирование индивидуальной траектории обучения автоматизированному проектированию средствами интеллектуальной адаптивной системы. *Эргодизайн*. 2021;(1(11)):41–48. EDN: YMPWRB. DOI: 10.30987/2658-4026-2021-1-41-48.

[Khoang K. K., Avksentieva E. Yu., Fedosov Yu. V. Forming an individual trajectory of teaching computer-aided design by means of an intelligent adaptive system. *Ergodesign*. 2021;(1(11)):41–48. (In Russian.) EDN: YMPWRB. DOI: 10.30987/2658-4026-2021-1-41-48.]

15. Yordanova S. T., Slavov M. N., Stoitseva-Delicheva D. R. Design and genetic algorithms based optimisation of industrial adaptive PID FLC system of liquid level. *Mechatronics, Automation, Control*. 2023;24(4):181–189. EDN: LIRYSW. DOI: 10.17587/mau.24.181-189.

16. Казакова В. Н., Карюкина М. В. Кейс-технологии при реализации модели дистанционного обучения. *Ученые записки ИСГЗ*. 2019;17(1):248–254. EDN: ZQXAHB.

[Kazakova V. N., Karyukina M. V. Case technology in the implementation of the distance learning model. *Uchenye zapiski ISGZ*. 2019;17(1):248–254. (In Russian.) EDN: ZQXAHB.]

17. Поletaйкин А. Н., Шевцова Ю. В., Подколзин В. В., Струкова Е. Г. Математическая модель оценивания качества контактной работы, реализуемой посредством вебинаров в ходе дистанционного обучения. *Информатика и образование*. 2019;34(7):42–53. EDN: HPHFQM. DOI: 10.32517/0234-0453-2019-34-7-42-53.

[Poletaykin A. N., Shevtsova Yu. V., Podkolzin V. V., Strukova E. G. Mathematical model of quality assessment of contact work in e-learning based on webinars. *Informatics and Education*. 2019;34(7):42–53. (In Russian.) EDN: HPHFQM. DOI: 10.32517/0234-0453-2019-34-7-42-53.]

18. Старыгина С. Д., Нуриев Н. К., Печеный Е. А., Обади А. А. М. Проектирование smart образовательных систем с цифровыми технологиями. *Образовательные технологии и общество*. 2019;22(3):54–66. EDN: BFPEFH.

[Starygina S. D., Nuriev N. K., Pechenyi E. A., Obadi A. A. M. Designing smart educational systems with digital technologies. *Educational Technologies & Society*. 2019;22(3):54–66. (In Russian.) EDN: BFPEFH.]

19. Олешкевич Д. В., Филимонюк Л. А. Проектирование индивидуального образовательного маршрута молодых преподавателей в системе дополнительного профессионального образования. *Проблемы современного педагогического образования*. 2021;(72-3):251–254. EDN: WPOVIT.

[Oleshkevich D. V., Filimonuk L. A. Design of the individual educational route of young teachers in the system of additional vocational education. *Problems of Modern Pedagogical Education*. 2021;(72-3):251–254. (In Russian.) EDN: WPOVIT.]

20. Разумовский В. А. Особенности проектирования гетерогенных образовательных систем в условиях развития информационного общества. *Известия Волгоградского государственного педагогического университета*. 2023;(7(180)):40–48. EDN: OTCBZZ.

[Razumovskiy V. A. The peculiarities of designing the heterogeneous educational systems in the context of the development of the information society. *Izvestia of the Volgograd State Pedagogical University*. 2023;(7(180)):40–48. (In Russian.) EDN: OTCBZZ.]

21. Старыгина С. Д. Проектирование киберфизических образовательных систем. *Математические методы в технологиях и технике*. 2024;(12-2):79–82. EDN: IGDHVD.

[Starygina S. D. Designing cyber-physical educational systems. *Matematicheskie metody v tekhnologiyakh i tekhnike*. 2024;(12-2):79–82. (In Russian.) EDN: IGDHVD.]

22. Фогель С., Рудольф С. Проектирование сложных систем при помощи языков проектирования: методы, применение и принципы проектирования. *Онтология проектирования*. 2018;8(3(29)):323–346. EDN: YTBTTV. DOI: 10.18287/2223-9537-2018-8-3-323-346.

[Vogel S., Rudolf S. Complex system design with design languages: Method, applications and design principles. *Ontology of Designing*. 2018;8(3(29)):323–346. (In Russian.) EDN: YTBTTV. DOI: 10.18287/2223-9537-2018-8-3-323-346.]

Информация об авторах

Кожевников Михаил Васильевич, доктор филол. наук, профессор кафедры подготовки педагогов профессионального обучения и предметных методик, Профессионально-педагогический институт, Южно-Уральский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Челябинск, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-2412-5831>; *e-mail*: mihvasko@mail.ru

Корнеева Наталья Юрьевна, канд. пед. наук, доцент, зав. кафедрой подготовки педагогов профессионального обучения и предметных методик, Профессионально-педагогический институт, Южно-Уральский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Челябинск, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-3883-9827>; *e-mail*: korneevanyu@cspu.ru

Леушканова Ольга Юрьевна, канд. пед. наук, доцент кафедры подготовки педагогов профессионального обучения и предметных методик, Профессионально-педагогический институт, Южно-Уральский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Челябинск, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0001-7842-7037>; *e-mail*: leushkan62@mail.ru

Уварина Наталья Викторовна, доктор пед. наук, профессор, профессор кафедры подготовки педагогов профессионального обучения и предметных методик, Профессионально-педагогический институт, Южно-Уральский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Челябинск, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-1490-3302>; *e-mail*: nuvarina@yandex.ru

Гнатышина Екатерина Викторовна, доктор пед. наук, доцент, зав. кафедрой педагогики и психологии, Южно-Уральский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Челябинск, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-8113-8145>; *e-mail*: gnatyshinaev@cspu.ru

Information about the authors

Michail V. Kozhevnikov, Doctor of Sciences (Philology), Professor at the Department of Training Teachers of Professional Education and Subject Methods, Professional Pedagogical Institute, South Ural State Humanitarian and Pedagogical University, Chelyabinsk, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-2412-5831>; *e-mail*: mihvasko@mail.ru

Natalia Yu. Korneeva, Candidate of Sciences (Education), Docent, Head of the Department of Training Teachers of Professional Education and Subject Methods, Professional Pedagogical Institute, South Ural State Humanitarian and Pedagogical University, Chelyabinsk, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-3883-9827>; *e-mail*: korneevanyu@cspu.ru

Olga Yu. Leushkanova, Candidate of Sciences (Education), Associate Professor at the Department of Training Teachers of Professional Education and Subject Methods, Professional Pedagogical Institute, South Ural State Humanitarian and Pedagogical University, Chelyabinsk, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0001-7842-7037>; *e-mail*: leushkan62@mail.ru

Natalia V. Uvarina, Doctor of Sciences (Education), Professor, Professor at the Department of Training Teachers of Professional Education and Subject Methods, Professional Pedagogical Institute, South Ural State Humanitarian and Pedagogical University, Chelyabinsk, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-1490-3302>; *e-mail*: nuvarina@yandex.ru

Ekaterina V. Gnatyshina, Doctor of Sciences (Education), Docent, Head of the Department of Pedagogy and Psychology, South Ural State Humanitarian and Pedagogical University, Chelyabinsk, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-8113-8145>; *e-mail*: gnatyshinaev@cspu.ru

Поступила в редакцию / Received: 19.06.25.

Поступила после рецензирования / Revised: 15.08.25.

Принята к печати / Accepted: 19.08.25.