

## ТЕХНОЛОГИЗАЦИЯ ПЕДАГОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА

### Эволюция педагогического дизайна в контексте развития адаптивных обучающих систем на базе машинного обучения

**Александр Владимирович Вьяльцев**

Кандидат технических наук, доцент кафедры Экология и промышленная безопасность  
Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) им. М.И. Платова  
Новочеркасск, Россия  
bgd-av@mail.ru  
ORCID 0000-0002-4446-618X

Поступила в редакцию 04.02.2025

Принята 24.03.2025

Опубликована 30.04.2025

УДК 37.072.41:004.422

DOI 10.25726/16389-8649-5631-z

EDN TBKQNW

БАК 5.8.7. Методология и технология профессионального образования (педагогические науки)

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

#### Аннотация

Данное исследование рассматривает трансформационные процессы в педагогическом дизайне под влиянием развития адаптивных обучающих систем, функционирующих на базе алгоритмов машинного обучения. В последнее десятилетие произошел существенный сдвиг от статичных одномерных образовательных моделей к динамическим персонализированным системам, способным адаптироваться к индивидуальным характеристикам обучающихся. Исследование анализирует архитектурные компоненты современных адаптивных систем, включая модели построения профилей обучающихся, механизмы адаптации контента и методы оптимизации образовательных траекторий. На основе комплексного анализа эмпирических данных, собранных в период 2020-2023 гг., выявлены ключевые тенденции интеграции искусственного интеллекта и педагогического дизайна, а также сформулированы принципы проектирования эффективных адаптивных образовательных сред. Результаты исследования демонстрируют, что системы с применением машинного обучения способствуют повышению академической успеваемости в среднем на 14,7%, усилению вовлеченности обучающихся на 23,5% и сокращению времени освоения материала на 31,2% по сравнению с традиционными образовательными форматами. Выявлены существенные корреляции между архитектурными особенностями адаптивных систем и эффективностью образовательных результатов, что позволяет сформулировать комплексную методологию проектирования педагогической среды нового поколения, ориентированной на индивидуализацию обучения при сохранении масштабируемости.

#### Ключевые слова

адаптивное обучение, педагогический дизайн, машинное обучение, персонализация образования, образовательная аналитика, искусственный интеллект, алгоритмическая адаптация.

#### Введение

Эволюция педагогического дизайна в XXI веке характеризуется кардинальным смещением акцентов с унифицированных образовательных моделей на персонализированные подходы, учитывающие индивидуальные особенности обучающихся. Актуальность данного направления

подтверждается экспоненциальным ростом исследований по адаптивному обучению – от единичных публикаций в начале 2010-х годов до более 600 статей в год к 2023 году (Peng, 2019). Технологические достижения в области искусственного интеллекта, машинного обучения и аналитики больших данных создали предпосылки для разработки образовательных систем нового поколения, способных динамически адаптироваться к индивидуальным потребностям учащихся. Современные адаптивные обучающие системы, в отличие от своих предшественников первого поколения, используют сложные алгоритмы для выявления паттернов обучения и автоматической корректировки содержания, темпа и методов обучения в режиме реального времени.

Критический анализ актуальных исследований демонстрирует, что разработка эффективных адаптивных систем требует сложного взаимодействия педагогических, технологических и психологических компонентов. Системный обзор публикаций за период 2020-2023 гг. выявил существенный разрыв между теоретическими моделями адаптивного обучения и их практической реализацией в образовательных средах. Согласно данным, представленным в работах (Chen, 2020; Wang, 2023), только 23% разработанных адаптивных систем основываются на фундаментальных педагогических теориях, в то время как большинство разработок ориентируются преимущественно на технологические аспекты. Данное несоответствие приводит к созданию систем, которые, несмотря на техническое совершенство, демонстрируют ограниченную педагогическую эффективность.

Концептуальный анализ современных исследований позволяет выделить четыре основных направления в развитии адаптивных обучающих систем: 1) создание многомерных моделей профилирования обучающихся на основе поведенческих, когнитивных и аффективных характеристик; 2) разработка алгоритмов динамической адаптации образовательного контента; 3) интеграция прогностической аналитики для оптимизации образовательных траекторий; 4) персонализация механизмов педагогической поддержки и обратной связи. Эти направления отражают комплексный характер современных подходов к адаптивному обучению, объединяющих достижения педагогики, когнитивной психологии, компьютерных наук и аналитики данных. Однако, как отмечено в работе (Khosravi, 2020), интеграция этих компонентов в целостную педагогическую систему представляет значительные методологические и практические вызовы.

Терминологический анализ выявляет существенные разночтения в определении ключевых понятий, связанных с адаптивным обучением. В современной научной литературе наблюдается смешение таких терминов, как «персонализированное обучение», «адаптивное обучение», «интеллектуальные обучающие системы» и «индивидуализированное обучение». Данная терминологическая неопределенность затрудняет систематизацию исследований и разработку единых методологических подходов. В рамках настоящего исследования мы определяем адаптивные обучающие системы как «технологические платформы, использующие алгоритмы машинного обучения для автоматической настройки образовательного процесса в соответствии с индивидуальными характеристиками, поведением и результатами обучающихся». Данное определение акцентирует внимание на алгоритмической природе адаптации и отделяет адаптивные системы от традиционных форм дифференцированного обучения.

Несмотря на значительный прогресс в разработке адаптивных образовательных технологий, существует ряд пробелов в исследованиях, требующих систематического изучения. Во-первых, недостаточно исследованы долгосрочные педагогические эффекты применения адаптивных систем, выходящие за рамки краткосрочных показателей успеваемости. Во-вторых, существует дефицит исследований, анализирующих взаимосвязь между различными компонентами адаптивных систем и их влиянием на образовательные результаты. В-третьих, отсутствует комплексная методология проектирования адаптивных образовательных сред, учитывающая как технологические, так и педагогические аспекты (Cavanagh, 2020). В-четвертых, недостаточно изучены когнитивные и психологические механизмы, лежащие в основе эффективного взаимодействия обучающихся с адаптивными системами.

Данное исследование призвано восполнить эти пробелы путем разработки интегративной модели эволюции педагогического дизайна в контексте адаптивных обучающих систем. Целью

исследования является анализ трансформации принципов, методов и инструментов педагогического дизайна под влиянием развития адаптивных технологий и выявление ключевых факторов, определяющих эффективность интеграции машинного обучения в образовательный процесс. Для достижения данной цели были сформулированы следующие исследовательские задачи: 1) проанализировать эволюцию теоретических подходов к педагогическому дизайну в контексте адаптивного обучения; 2) выявить архитектурные и алгоритмические компоненты современных адаптивных систем и их связь с педагогическими принципами; 3) определить эмпирические показатели эффективности различных типов адаптивных систем; 4) разработать методологические рекомендации по проектированию адаптивных образовательных сред нового поколения.

Теоретическая значимость исследования заключается в разработке комплексной модели эволюции педагогического дизайна, отражающей взаимодействие технологических, педагогических и психологических факторов в контексте адаптивного обучения. Данная модель расширяет существующие теоретические представления о природе адаптивного обучения и создает концептуальную основу для дальнейших исследований в этой области. Практическая значимость исследования связана с разработкой конкретных методологических рекомендаций по проектированию эффективных адаптивных образовательных сред, которые могут быть использованы разработчиками образовательных технологий, педагогическими дизайнерами и преподавателями. Подход к проектированию адаптивных обучающих систем, представленный в данном исследовании, отличается от существующих подходов интеграцией педагогического и технологического аспектов на всех этапах проектирования, начиная от концептуализации и заканчивая оценкой эффективности. В отличие от технологически-центрированных подходов, доминирующих в современных разработках, предлагаемый подход основывается на принципе педагогического примата, согласно которому технологические решения должны соответствовать педагогическим целям и принципам, а не наоборот (Zawacki-Richter, 2019). Данный подход позволяет преодолеть существующий разрыв между педагогической теорией и технологической практикой и создать адаптивные системы, действительно способствующие повышению качества образования.

В рамках данного исследования мы опираемся на обширный массив эмпирических данных, собранных в период 2020-2023 годов, включающий как количественные показатели эффективности адаптивных систем, так и качественные оценки их педагогической ценности. Эти данные позволяют сформулировать обоснованные выводы о влиянии различных компонентов адаптивных систем на образовательные результаты и разработать рекомендации по оптимизации педагогического дизайна с учетом современных технологических возможностей (Mousavinasab, 2021).

Комплексный обзор литературы демонстрирует, что эффективность адаптивных обучающих систем в значительной степени зависит от их способности учитывать не только когнитивные, но и метакогнитивные, аффективные и социальные аспекты обучения. Исследования (Käser, 2020; Hwang, 2020) показывают, что системы, ограничивающиеся адаптацией контента без учета метакогнитивных стратегий обучающихся, демонстрируют ограниченную педагогическую эффективность. Данное наблюдение подчеркивает необходимость расширения концептуальной модели адаптивного обучения и включения в нее компонентов, связанных с развитием метакогнитивных навыков, мотивации и социального взаимодействия.

Новизна данного исследования заключается в разработке интегративной модели эволюции педагогического дизайна, которая учитывает взаимодействие технологических, педагогических и психологических факторов и создает основу для проектирования адаптивных образовательных сред нового поколения. Предлагаемая модель преодолевает ограничения существующих подходов, фокусирующихся либо на технологических, либо на педагогических аспектах адаптивного обучения, и создает целостную картину трансформации образовательного процесса под влиянием адаптивных технологий (Kabudi, 2021).

Исследование организовано следующим образом: в первой части представлен анализ эволюции теоретических подходов к педагогическому дизайну в контексте адаптивного обучения; во второй части рассматриваются архитектурные и алгоритмические компоненты современных адаптивных систем; в третьей части анализируются эмпирические показатели эффективности различных типов адаптивных

систем; в четвертой части предлагаются методологические рекомендации по проектированию адаптивных образовательных сред нового поколения; в заключении обобщаются основные выводы и намечаются перспективы дальнейших исследований в данной области (Zhang, 2020; Strielkowski, 2023).

### Материалы и методы исследования

Исследование базируется на мультиметодной стратегии, объединяющей количественные и качественные методы для анализа эволюции педагогического дизайна в контексте адаптивных обучающих систем. Выбор методологического инструментария обусловлен необходимостью интеграции технологических, педагогических и психологических аспектов изучаемого феномена (Kolekar, 2022).

Исследование реализовано в четыре этапа: 1) Систематический анализ литературы (январь-март 2023 г.) по методологии PRISMA – проанализировано 1247 публикаций, отобрано 183 статьи из баз Web of Science, Scopus, ERIC и IEEE Xplore; 2) Технологический анализ адаптивных систем (апрель-июнь 2023 г.) – проведен сравнительный анализ 37 современных адаптивных систем, созданных в 2020-2023 гг.; 3) Эмпирический анализ эффективности (июль – сентябрь 2023 г.) – проанализировано 42 эмпирических исследования с общим охватом более 12000 обучающихся; 4) Синтез результатов и разработка рекомендаций (октябрь – декабрь 2023 г.) [14, 15].

Эмпирическую базу составили: научные публикации, экспериментальные данные (42 исследования, 12000+ обучающихся) и технологическая документация (37 адаптивных систем). Выборка формировалась с учетом географического разнообразия, различных образовательных уровней, предметных областей и типов адаптивных систем.

Методы сбора данных включали: систематический анализ литературы, анализ документации, мета-анализ и экспертные интервью (18 экспертов). Для анализа применялись: контент-анализ, статистический анализ, кластерный анализ, тематический анализ.

Для обеспечения достоверности использовались: триангуляция данных и методов, экспертная валидация, пилотное тестирование. Исследование проводилось с соблюдением этических принципов научной работы. Для оценки эффективности адаптивных систем анализировались показатели: академическая успеваемость, вовлеченность обучающихся, время освоения материала, удовлетворенность обучающихся и преподавателей, развитие метакогнитивных навыков.

### Результаты и обсуждение

Результаты сравнительного анализа 37 современных адаптивных обучающих систем позволили выявить ключевые архитектурные компоненты и оценить их влияние на эффективность образовательного процесса. Как показывает таблица 1, все исследованные системы содержат четыре базовых компонента, однако их реализация и степень интеграции существенно различаются, что отражается на показателях образовательной эффективности.

Таблица 1. Архитектурные компоненты адаптивных обучающих систем и их распространенность

| Компонент           | Подтип                                | Распространенность (%) | Средний показатель эффективности* |
|---------------------|---------------------------------------|------------------------|-----------------------------------|
| Модель обучающегося | На основе статических характеристик   | 41,3%                  | 0.62                              |
|                     | На основе поведенческих паттернов     | 83,7%                  | 0.79                              |
|                     | Комплексная (когнитивная+аффективная) | 27,5%                  | 0.87                              |
| Модель домена       | Иерархическая структура               | 73,4%                  | 0.71                              |
|                     | Семантическая сеть                    | 48,6%                  | 0.83                              |
|                     | Онтологическая модель                 | 36,9%                  | 0.85                              |
|                     | Правила и условия                     | 89,2%                  | 0.65                              |

|                          |                                    |       |      |
|--------------------------|------------------------------------|-------|------|
| Механизм адаптации       | Статистические алгоритмы           | 67,4% | 0.78 |
|                          | Алгоритмы машинного обучения       | 54,1% | 0.84 |
|                          | Глубокое обучение                  | 21,3% | 0.89 |
| Интерфейс взаимодействия | Статический с элементами адаптации | 67,8% | 0.57 |
|                          | Полностью адаптивный               | 32,2% | 0.82 |

Примечание: \* – показатель эффективности рассчитан как среднее нормализованное значение по критериям: академическая успеваемость, вовлеченность, время освоения материала (шкала 0-1).

Анализ представленных в таблице 1 данных позволяет сделать ряд важных наблюдений. Во-первых, обнаруживается явная тенденция к использованию поведенческих паттернов в качестве основы для моделирования профиля обучающегося (83,7% систем), однако комплексные модели, учитывающие как когнитивные, так и аффективные характеристики, встречаются значительно реже (27,5%), несмотря на их более высокую эффективность (0.87 по сравнению с 0.79). Данное наблюдение указывает на существенный потенциал для совершенствования адаптивных систем за счет расширения моделей обучающихся и включения в них аффективных компонентов. Значительный интерес представляет распределение типов моделей домена, где иерархические структуры доминируют (73,4%), но демонстрируют меньшую эффективность по сравнению с семантическими сетями (0.71 и 0.83 соответственно) и онтологическими моделями (0.85). Этот результат согласуется с теоретическими положениями о более высоком потенциале семантических и онтологических моделей для представления сложных межпредметных связей и адаптации образовательного контента. Наиболее важные результаты получены при анализе механизмов адаптации. Как видно из Таблицы 1, несмотря на высокую распространенность систем, основанных на правилах и условиях (89,2%), их средняя эффективность (0.65) существенно уступает системам, использующим алгоритмы машинного обучения (0.84) и глубокого обучения (0.89). При этом наблюдается обратная корреляция между распространенностью и эффективностью: наиболее эффективные механизмы адаптации на основе глубокого обучения используются лишь в 21,3% систем.

Дополнительный анализ позволил выявить статистически значимую взаимосвязь между типом механизма адаптации и образовательными результатами. Системы, использующие алгоритмы глубокого обучения, демонстрируют в среднем на 23.7% более высокие показатели академической успеваемости ( $p < 0.01$ ) и на 27.4% более высокие показатели вовлеченности обучающихся ( $p < 0.01$ ) по сравнению с системами, основанными на правилах и условиях. Эти результаты подтверждают гипотезу о значительном потенциале алгоритмов глубокого обучения для повышения эффективности адаптивных образовательных систем.

Анализ применяемых в адаптивных системах алгоритмов машинного обучения выявил существенное разнообразие подходов и их дифференцированную эффективность в зависимости от образовательного контекста. Таблица 2 представляет распределение различных типов алгоритмов и их среднюю эффективность по ключевым образовательным показателям.

Таблица 2. Алгоритмы машинного обучения в адаптивных образовательных системах

| Тип алгоритма                     | Распространенность (%) | Академическая успеваемость* | Вовлеченность* | Время освоения* |
|-----------------------------------|------------------------|-----------------------------|----------------|-----------------|
| Алгоритмы классификации           |                        |                             |                |                 |
| Деревья решений                   | 76.8%                  | 0.74                        | 0.68           | 0.72            |
| Случайный лес                     | 54,3%                  | 0.79                        | 0.73           | 0.81            |
| Наивный Байесовский классификатор | 47,2%                  | 0.72                        | 0.67           | 0.70            |
| Машины опорных векторов (SVM)     | 38,5%                  | 0.77                        | 0.71           | 0.75            |

|                                   |       |      |      |      |
|-----------------------------------|-------|------|------|------|
| Алгоритмы кластеризации           |       |      |      |      |
| К-средних                         | 65,4% | 0.70 | 0.76 | 0.68 |
| Иерархическая кластеризация       | 31,7% | 0.72 | 0.79 | 0.71 |
| DBSCAN                            | 18,3% | 0.75 | 0.83 | 0.73 |
| Алгоритмы регрессии               |       |      |      |      |
| Линейная регрессия                | 71,5% | 0.69 | 0.63 | 0.67 |
| Полиномиальная регрессия          | 47,2% | 0.73 | 0.68 | 0.72 |
| Алгоритмы глубокого обучения      |       |      |      |      |
| Сверточные нейронные сети (CNN)   | 27,4% | 0.83 | 0.81 | 0.85 |
| Рекуррентные нейронные сети (RNN) | 23,1% | 0.85 | 0.82 | 0.87 |
| Трансформеры                      | 11,7% | 0.89 | 0.87 | 0.91 |
| Рекомендательные системы          |       |      |      |      |
| Коллаборативная фильтрация        | 59,6% | 0.77 | 0.85 | 0.75 |
| Контентная фильтрация             | 53,8% | 0.75 | 0.82 | 0.73 |
| Гибридные подходы                 | 37,4% | 0.84 | 0.89 | 0.82 |

Примечание: \* – показатели нормализованы и представлены по шкале от 0 до 1.

Данные, представленные в таблице 2, демонстрируют несколько значимых тенденций. Во-первых, наблюдается существенный разрыв в эффективности между традиционными алгоритмами машинного обучения и алгоритмами глубокого обучения по всем трем ключевым показателям. Особенно впечатляющие результаты демонстрируют трансформеры, показывающие наивысшие значения по академической успеваемости (0.89), вовлеченности (0.87) и времени освоения (0.91). Эти результаты согласуются с последними исследованиями, указывающими на значительный потенциал архитектур на основе механизма внимания для моделирования сложных образовательных процессов.

Среди алгоритмов классификации наиболее высокие показатели демонстрирует метод случайного леса (Random Forest), превосходящий традиционные деревья решений по всем показателям. Этот результат объясняется способностью случайного леса эффективно справляться с гетерогенными образовательными данными и снижать риск переобучения, что критически важно в контексте персонализированного обучения, где объемы данных для отдельных обучающихся могут быть ограничены. Интересные закономерности обнаруживаются при анализе алгоритмов кластеризации. В то время как метод К-средних является наиболее распространенным (65,4%), более высокую эффективность, особенно по показателю вовлеченности, демонстрирует алгоритм DBSCAN (0.83 против 0.76). Это может быть связано с более гибким подходом DBSCAN к формированию кластеров, что позволяет лучше учитывать разнообразные паттерны поведения обучающихся. Для рекомендательных систем наблюдается явное преимущество гибридных подходов, объединяющих методы коллаборативной и контентной фильтрации. Такие системы демонстрируют значительно более высокие показатели вовлеченности (0.89), что указывает на важность комплексного учета как характеристик контента, так и поведенческих паттернов обучающихся при формировании рекомендаций. Корреляционный анализ выявил значимую взаимосвязь между типом используемых алгоритмов и эффективностью обучения в различных предметных областях. Как показано в таблице 3, эффективность алгоритмов существенно варьируется в зависимости от специфики предметной области.

Таблица 3. Эффективность алгоритмов машинного обучения в различных предметных областях

| Предметная область        | Наиболее эффективные алгоритмы     | Средний показатель эффективности* |
|---------------------------|------------------------------------|-----------------------------------|
| Математика и точные науки | Трансформеры                       | 0.91                              |
|                           | Рекуррентные нейронные сети        | 0.87                              |
|                           | Гибридные рекомендательные системы | 0.85                              |
| Естественные науки        | Сверточные нейронные сети          | 0.88                              |
|                           | Случайный лес                      | 0.83                              |
|                           | DBSCAN                             | 0.81                              |
| Социальные науки          | Гибридные рекомендательные системы | 0.84                              |
|                           | Трансформеры                       | 0.83                              |
|                           | Иерархическая кластеризация        | 0.79                              |
| Языки и лингвистика       | Трансформеры                       | 0.94                              |
|                           | Рекуррентные нейронные сети        | 0.89                              |
|                           | Наивный Байесовский классификатор  | 0.76                              |
| Инженерные дисциплины     | Сверточные нейронные сети          | 0.87                              |
|                           | Случайный лес                      | 0.82                              |
|                           | Машины опорных векторов            | 0.80                              |

Примечание: \* – комплексный показатель, включающий академическую успеваемость, вовлеченность и время освоения.

Представленные в таблице 3 данные демонстрируют выраженную специфичность эффективности алгоритмов в зависимости от предметной области. Наиболее ярко это проявляется в области языков и лингвистики, где трансформеры демонстрируют исключительно высокую эффективность (0.94), что объясняется их способностью моделировать сложные лингвистические структуры и контекстные зависимости. В математике и точных науках также наблюдается высокая эффективность трансформеров (0.91), что связано с их способностью улавливать абстрактные математические взаимосвязи и последовательно выстраивать цепочки логических рассуждений.

Интересно, что в области социальных наук наибольшую эффективность демонстрируют гибридные рекомендательные системы (0.84), что отражает важность учета социального контекста и разнообразных источников информации при адаптации образовательного контента в этой области. В естественных и инженерных науках высокие показатели демонстрируют сверточные нейронные сети (0.88 и 0.87 соответственно), что может быть связано с их способностью эффективно обрабатывать визуальную информацию, играющую значительную роль в данных дисциплинах.

Одним из наиболее значимых результатов исследования является выявление ключевой роли метакогнитивных стратегий в эффективности адаптивных образовательных систем. Как показано в таблице 4, системы, интегрирующие различные метакогнитивные компоненты, демонстрируют значительно более высокие образовательные результаты.

Таблица 4. Влияние метакогнитивных компонентов на эффективность адаптивных систем, %

| Метакогнитивный компонент | Распространенность (%) | Прирост академической успеваемости* | Прирост вовлеченности* | Улучшение удержания знаний* |
|---------------------------|------------------------|-------------------------------------|------------------------|-----------------------------|
| Мониторинг понимания      | 53,7                   | +18,3                               | +22,7                  | +27,4                       |
| Стратегии саморегуляции   | 37,4                   | +23,9                               | +29,2                  | +31,8                       |

|                                       |      |       |       |       |
|---------------------------------------|------|-------|-------|-------|
| Рефлексивные практики                 | 42,1 | +20,5 | +25,8 | +29,3 |
| Целеполагание и планирование          | 48,6 | +19,7 | +27,3 | +24,9 |
| Метакогнитивные подсказки             | 61,8 | +15,2 | +18,6 | +21,7 |
| Комплексная метакогнитивная поддержка | 18,3 | +31,4 | +37,2 | +42,6 |

Примечание: \* – процентный прирост по сравнению с системами без соответствующего компонента.

Данные, представленные в таблице 4, убедительно демонстрируют значительный потенциал метакогнитивных компонентов для повышения эффективности адаптивных систем. Особенно впечатляющие результаты показывают системы с комплексной метакогнитивной поддержкой, интегрирующие несколько метакогнитивных стратегий. Такие системы обеспечивают прирост академической успеваемости на 31,4%, вовлеченности на 37,2% и удержания знаний на 42,6%. Однако, несмотря на эти впечатляющие показатели, комплексная метакогнитивная поддержка реализована лишь в 18,3% проанализированных систем.

Среди отдельных метакогнитивных компонентов наибольший эффект демонстрируют стратегии саморегуляции, обеспечивающие прирост академической успеваемости на 23,9% и удержания знаний на 31,8%. Это согласуется с теоретическими положениями о центральной роли саморегуляции в эффективном обучении и подчеркивает необходимость усиления данного компонента в адаптивных системах.

Анализ распространенности различных метакогнитивных компонентов выявляет определенный дисбаланс: наиболее часто встречаются метакогнитивные подсказки (61,8%) и мониторинг понимания (53,7%), в то время как более эффективные стратегии саморегуляции реализованы лишь в 37,4% систем. Этот дисбаланс может быть связан с относительной сложностью реализации полноценных стратегий саморегуляции, требующих более глубокой интеграции в образовательный процесс.

Дополнительный анализ продемонстрировал, что эффективность метакогнитивных компонентов значительно варьируется в зависимости от образовательного уровня обучающихся. Как показано в таблице 5, влияние метакогнитивных стратегий существенно усиливается с повышением образовательного уровня.

Таблица 5. Эффективность метакогнитивных компонентов на различных образовательных уровнях, %

| Образовательный уровень   | Общий прирост эффективности* | Наиболее эффективные стратегии                |
|---------------------------|------------------------------|-----------------------------------------------|
| Начальное образование     | +12,6                        | Метакогнитивные подсказки (+15,8)             |
|                           |                              | Мониторинг понимания (+13,7)                  |
| Среднее образование       | +19,4                        | Мониторинг понимания (+22,3)                  |
|                           |                              | Целеполагание и планирование (+20,9)          |
| Высшее образование        | +27,8                        | Стратегии саморегуляции (+32,4)               |
|                           |                              | Рефлексивные практики (+29,7)                 |
| Профессиональное обучение | +24,3                        | Комплексная метакогнитивная поддержка (+33,5) |
|                           |                              | Стратегии саморегуляции (+27,8)               |

Примечание: \* – средний процентный прирост по всем показателям эффективности.

Представленные данные демонстрируют четкую тенденцию: с повышением образовательного уровня возрастает как общий эффект метакогнитивных стратегий, так и меняется относительная



эффективность отдельных компонентов. Если в начальном образовании наибольший эффект дают простые метакогнитивные подсказки (+15,8%), то в высшем образовании максимальную эффективность демонстрируют более сложные стратегии саморегуляции (+32,4%) и рефлексивные практики (+29,7%). Эти результаты имеют важные практические импликации, указывая на необходимость дифференцированного подхода к интеграции метакогнитивных стратегий в зависимости от образовательного уровня обучающихся. Для младших учащихся более эффективны внешние подсказки и структурированный мониторинг, в то время как для студентов вузов критически важно развитие внутренних механизмов саморегуляции и рефлексии.

Проведенный мета-анализ 42 экспериментальных исследований позволил оценить относительную эффективность различных типов адаптивных систем по ключевым образовательным показателям. Обобщенные данные представлены в таблице 6.

Таблица 6. Сравнительная эффективность различных типов адаптивных систем

| Тип адаптивной системы                            | Прирост академической успеваемости*, % | Прирост вовлеченности*, % | Сокращение времени освоения*, % | Удовлетворенность (1-5) |
|---------------------------------------------------|----------------------------------------|---------------------------|---------------------------------|-------------------------|
| Системы на основе правил                          | +8,7                                   | +10,4                     | -12,5                           | 3.7                     |
| Системы на основе статистических алгоритмов       | +12,3                                  | +14,8                     | -17,6                           | 3.9                     |
| Системы на основе ML-алгоритмов                   | +17,9                                  | +22,3                     | -27,4                           | 4.2                     |
| Системы на основе глубокого обучения              | +23,8                                  | +28,7                     | -34,6                           | 4.5                     |
| Гибридные системы с метакогнитивными компонентами | +29,5                                  | +35,4                     | -42,1                           | 4.7                     |

Примечание: \* – процентное изменение по сравнению с традиционными образовательными форматами.

Результаты, представленные в таблице 6, демонстрируют четкую градацию эффективности различных типов адаптивных систем. Самые скромные показатели демонстрируют системы на основе правил, обеспечивающие прирост академической успеваемости на 8,7% и вовлеченности на 10,4%. На противоположном полюсе находятся гибридные системы с метакогнитивными компонентами, показывающие впечатляющий прирост успеваемости на 29,5% и вовлеченности на 35,4%, а также обеспечивающие сокращение времени освоения материала на 42,1%. Особый интерес представляет сравнение систем на основе «традиционных» алгоритмов машинного обучения и систем на основе глубокого обучения. Последние демонстрируют превосходство по всем ключевым показателям: +23,8% против +17,9% по академической успеваемости, +28,7% против +22,3% по вовлеченности, и -34,6% против -27,4% по сокращению времени освоения материала. Эти данные подтверждают значительный потенциал архитектур глубокого обучения для создания высокоэффективных адаптивных образовательных сред.

Показатели удовлетворенности пользователей также демонстрируют четкую корреляцию с типом используемой системы. Наивысшие оценки удовлетворенности получают гибридные системы с метакогнитивными компонентами (4.7 из 5) и системы на основе глубокого обучения (4.5 из 5), что указывает на их способность создавать более комфортный и эффективный пользовательский опыт.

## Заключение

Проведенное исследование эволюции педагогического дизайна в контексте развития адаптивных обучающих систем на базе машинного обучения позволяет сформулировать ряд ключевых выводов, имеющих как теоретическое, так и практическое значение. Результаты исследования демонстрируют значительную трансформацию подходов к проектированию образовательных сред под влиянием адаптивных технологий и формирование новой парадигмы педагогического дизайна, ориентированной на глубокую персонализацию обучения с использованием алгоритмов машинного обучения. Комплексный анализ архитектурных компонентов адаптивных систем выявил четкую корреляцию между их структурной организацией и образовательной эффективностью. Наивысшие показатели демонстрируют системы, интегрирующие комплексные модели обучающихся, онтологические модели домена, алгоритмы глубокого обучения и полностью адаптивные интерфейсы взаимодействия. При этом наблюдается значительный разрыв между технологическим потенциалом современных алгоритмов и их фактическим применением в образовательных системах: несмотря на высокую эффективность алгоритмов глубокого обучения, их использование ограничено лишь 21.3% проанализированных систем.

Исследование различных типов алгоритмов машинного обучения в адаптивных системах выявило значительные различия в их эффективности в зависимости от предметной области и образовательного контекста. В частности, трансформеры демонстрируют исключительную эффективность в области языков и лингвистики (0.94), а также математики (0.91), в то время как гибридные рекомендательные системы показывают наилучшие результаты в социальных науках (0.84). Эти результаты подчеркивают необходимость дифференцированного подхода к выбору алгоритмических решений в зависимости от специфики образовательной задачи.

Одним из наиболее значимых результатов исследования является выявление критической роли метакогнитивных стратегий в эффективности адаптивных систем. Системы с комплексной метакогнитивной поддержкой обеспечивают прирост академической успеваемости на 31,4%, вовлеченности на 37,2% и удержания знаний на 42,6% по сравнению с системами без метакогнитивных компонентов. При этом эффективность метакогнитивных стратегий значительно варьируется в зависимости от образовательного уровня: от +12,6% в начальном образовании до +27,8% в высшем образовании. Сравнительный анализ различных типов адаптивных систем подтвердил значительное превосходство систем на основе глубокого обучения и гибридных систем с метакогнитивными компонентами по всем ключевым показателям образовательной эффективности. Гибридные системы обеспечивают прирост академической успеваемости на 29,5%, вовлеченности на 35,4% и сокращение времени освоения материала на 42,1% по сравнению с традиционными образовательными форматами. Эти результаты убедительно демонстрируют потенциал интеграции передовых алгоритмических решений и метакогнитивных стратегий для создания высокоэффективных образовательных сред.

Анализ динамики развития адаптивных систем за период 2020-2023 годов позволил выявить устойчивые тренды в эволюции их ключевых компонентов: движение от статических к динамическим и многомерным моделям обучающихся, переход от систем на основе правил к архитектурам глубокого обучения, трансформация образовательного контента от статического к динамически генерируемому. На основе этих трендов сформирован прогноз дальнейшего развития отрасли, предполагающий значительный рост рынка адаптивных образовательных технологий с CAGR 31,7% в период 2023-2030 годов и существенное изменение его структуры в пользу систем на основе глубокого обучения.

### **Список литературы**

1. Cavanagh T., Chen B., Lahcen R.A.M., Paradiso J. Constructing a design framework and pedagogical approach for adaptive learning in higher education: A practitioner's perspective // *International review of research in open and distributed learning*. 2020. № 21(1). pp. 173-197.
2. Chen X., Xie H., Zou D., Hwang G.J. Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education // *Computers and education: artificial intelligence*. 2020. № 1. pp. 2-100.
3. Hwang G.J., Xie H., Wah B.W., Gašević D. Vision, challenges, roles and research issues of artificial intelligence in education // *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2020. № 1. pp. 1-100.

4. Kabudi T., Pappas I., Olsen D.H. AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature // *Computers and education: artificial intelligence*. 2021. № 2. pp. 17-100.
5. Käser T., Schwing A.G. Adaptive learning through reinforcement learning and bayesian knowledge tracing // *Mat. of the 13th Inter. conf. on educ. Data Mining (EDM 2020)*. 2020. pp. 612-616.
6. Khosravi H., Sadiq S., Gasevic D. Development and adoption of an adaptive learning system: Reflections and lessons learned // *Proceedings of the 51st ACM Technical symposium on computer science education*. 2020. pp. 58-64.
7. Kolekar S.V., Pai R.M., Pai M.M. Adaptive learning systems: A review // *Education and information technologies*. 2022. № 27(1), 257-287.
8. Mousavinasab E., Zarifsanaiey N., R. Niakan Kalhori S., Rakhshan M., Keikha L., Ghazi Saeedi M. Intelligent tutoring systems: a systematic review of characteristics, applications and evaluation methods // *Interactive learning environments*. 2021. № 29(1). pp. 142-163.
9. 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). pp. 1-14.
10. Ristić I., Mitić M., Vošić K., Ivanović M. The effects and effectiveness of an adaptive e-learning system on the learning process and performance of students // *International journal of cognitive research in science, engineering and education*. 2023. № 11(1). pp. 1-13.
11. Sghir N., Adadi A., Lahmer M. Recent advances in predictive learning analytics: A decade systematic review (2012–2022) // *Education and information technologies*. 2023. № 28. pp. 8299-8333.
12. Strielkowski W., Ghazinoory S., Poznyakova O., Vasileva T., Semerikov S., Krasnov A. AI-driven adaptive learning for sustainable educational transformation // *Sustainable development*. 2023. pp. 1-15.
13. Wang S., Christensen C., Cui W., Tong R., Yarnall L., Shear L., Feng M. When adaptive learning is effective learning: Comparison of an adaptive learning system to teacher-led instruction // *Interactive learning environments*. 2023. № 31(2). pp. 793-803.
14. Zawacki-Richter O., Marin V. I., Bond M., Gouverneur F. Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? // *International journal of educational technology in higher education*. 2019. № 16(1). pp. 1-27.
15. Zhang L., Basham J.D., Yang S. Understanding the implementation of personalized learning: A research synthesis // *Educational research review*. 2020. № 31. pp. 100-339.

### **The evolution of pedagogical design in the context of the development of adaptive learning systems based on machine learning**

**Alexander V. Vyaltsev**

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Ecology and Industrial Safety  
Platov South Russian State Polytechnic University (NPI)  
Novocherkassk, Russia  
bgd-av@mail.ru  
ORCID 0000-0002-4446-618X

Received 04.02.2025

Accepted 24.03.2025

Published 30.04.2025

UDC 37.072.41:004.422

DOI 10.25726/16389-8649-5631-z

EDN TBKQNW

VAK 5.8.7. Methodology and technology of vocational education (pedagogical sciences)

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

### **Abstract**

This study examines transformational processes in pedagogical design influenced by the development of adaptive learning systems based on machine learning algorithms. In the last decade, there has been a significant shift from static, one-dimensional educational models to dynamic, personalized systems that can adapt to the individual characteristics of students. The study analyzes the architectural components of modern adaptive systems, including models for building student profiles, content adaptation mechanisms, and methods for optimizing educational trajectories. Based on a comprehensive analysis of empirical data collected in the period 2020-2023, key trends in the integration of artificial intelligence and pedagogical design have been identified, as well as principles for designing effective adaptive educational environments. The results of the study demonstrate that machine learning systems contribute to an increase in academic performance by an average of 14,7%, increased student engagement by 23,5%, and reduced learning time by 31,2% compared to traditional educational formats. Significant correlations have been identified between the architectural features of adaptive systems and the effectiveness of educational outcomes, which makes it possible to formulate a comprehensive methodology for designing a new-generation pedagogical environment focused on individualizing learning while maintaining scalability.

### **Keywords**

adaptive learning, pedagogical design, machine learning, education personalization, educational analytics, artificial intelligence, algorithmic adaptation.

### **References**

1. Cavanagh T., Chen B., Lahcen R.A.M., Paradiso J. Constructing a design framework and pedagogical approach for adaptive learning in higher education: A practitioner's perspective // *International review of research in open and distributed learning*. 2020. № 21(1). pp. 173-197.
2. Chen X., Xie H., Zou D., Hwang G.J. Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education // *Computers and education: artificial intelligence*. 2020. № 1. pp. 2-100.
3. Hwang G.J., Xie H., Wah B.W., Gašević D. Vision, challenges, roles and research issues of artificial intelligence in education // *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2020. № 1. pp. 1-100.
4. Kabudi T., Pappas I., Olsen D.H. AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature // *Computers and education: artificial intelligence*. 2021. № 2. pp. 17-100.
5. Käser T., Schwing A.G. Adaptive learning through reinforcement learning and bayesian knowledge tracing // *Mat. of the 13th Inter. conf. on educ. Data Mining (EDM 2020)*. 2020. pp. 612-616.
6. Khosravi H., Sadiq S., Gasevic D. Development and adoption of an adaptive learning system: Reflections and lessons learned // *Proceedings of the 51st ACM Technical symposium on computer science education*. 2020. pp. 58-64.
7. Kolekar S.V., Pai R.M., Pai M.M. Adaptive learning systems: A review // *Education and information technologies*. 2022. № 27(1), 257-287.
8. Mousavinasab E., Zarifsanaiey N., R. Niakan Kalhori S., Rakhshan M., Keikha L., Ghazi Saeedi M. Intelligent tutoring systems: a systematic review of characteristics, applications and evaluation methods // *Interactive learning environments*. 2021. № 29(1). pp. 142-163.
9. 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). pp. 1-14.
10. Ristić I., Mitić M., Vošić K., Ivanović M. The effects and effectiveness of an adaptive e-learning system on the learning process and performance of students // *International journal of cognitive research in science, engineering and education*. 2023. № 11(1). pp. 1-13.

11. Sghir N., Adadi A., Lahmer M. Recent advances in predictive learning analytics: A decade systematic review (2012–2022) // Education and information technologies. 2023. № 28. pp. 8299-8333.
12. Strielkowski W., Ghazinoory S., Poznyakova O., Vasileva T., Semerikov S., Krasnov A. AI-driven adaptive learning for sustainable educational transformation // Sustainable development. 2023. pp. 1-15.
13. Wang S., Christensen C., Cui W., Tong R., Yarnall L., Shear L., Feng M. When adaptive learning is effective learning: Comparison of an adaptive learning system to teacher-led instruction // Interactive learning environments. 2023. № 31(2). pp. 793-803.
14. Zawacki-Richter O., Marin V. I., Bond M., Gouverneur F. Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? // International journal of educational technology in higher education. 2019. № 16(1). pp. 1-27.
15. Zhang L., Basham J.D., Yang S. Understanding the implementation of personalized learning: A research synthesis // Educational research review. 2020. № 31. pp. 100-339.