

Левин Семён Михайлович,  
К.ю.н., PhD, доцент, Профессор кафедры АСУ,  
Томский государственный университет  
систем управления и радиоэлектроники  
Levin Semen Mikhailovich, Professor,  
Department of Automated Control Systems,  
Tomsk State University of Control  
Systems and Radioelectronics

**МОДЕЛЬ УПРАВЛЕНИЯ АДАПТИВНЫМ ОБУЧЕНИЕМ  
В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ОРГАНИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ  
И ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ**  
**A DATA-DRIVEN AND DECISION-SUPPORTED ADAPTIVE LEARNING  
MANAGEMENT MODEL IN AN EDUCATIONAL ORGANIZATION**

**Аннотация.** Адаптивное обучение в вузах даёт неоднородные результаты. Причина – концептуальная: оно рассматривается как инструмент индивидуальной персонализации, а не как элемент управления образованием. Предлагается модель многоуровневой обратной связи, объединяющая анализ данных, принятие решений, вмешательство и оценку на уровнях учащегося, преподавателя, дисциплины и вуза.

**Abstract.** Adaptive learning in higher education produces uneven results. The problem is conceptual: it is treated as a tool for individual personalization rather than as a component of educational management. This paper proposes a multi-level feedback model integrating data analysis, decision-making, intervention, and evaluation across learner, instructor, course, and institutional levels.

**Ключевые слова:** Адаптивное обучение, управление в организационных системах, системы поддержки принятия решений, социотехнические системы, многоуровневые системы управления, цифровые образовательные технологии.

**Keywords:** Adaptive learning, organizational systems management, decision support, socio-technical systems, multi-level systems, digital learning environments.

**Введение**

Адаптивное обучение стало одним из ключевых элементов цифровой трансформации высшего образования. Идея, лежащая в его основе, обманчиво проста: образовательные системы должны подстраивать содержание, темп и обратную связь под реальное поведение обучающихся. Стремительное развитие искусственного интеллекта и аналитики учебных данных существенно расширило возможности таких систем, открывая перед учебными заведениями путь, по крайней мере в теории, от статичной, унифицированной подачи материала к более гибким и индивидуально ориентированным образовательным средам [1]. Эмпирическая картина, впрочем, оказывается сложнее, чем обещания. Результаты мета-анализов интеллектуальных обучающих систем показывают, что они, как правило, превосходят традиционное обучение в больших группах и в ряде конфигураций приближаются по результативности к индивидуальному занятию с живым преподавателем [2]. Однако величина эффекта в значительной мере определяется контекстом: качеством педагогического дизайна, степенью согласованности оценочных заданий с учебной деятельностью и характеристиками самих студентов [3]. Работы, посвящённые адаптивным платформам в высшей школе, рисуют столь же неоднозначную картину – осязаемые



улучшения в успеваемости и вовлечённости в одних условиях [4, 5], но заметные различия в результатах между дисциплинами и группами студентов. В отдельных случаях адаптивные системы, по-видимому, приносят непропорционально больше пользы и без того успешным студентам, что ставит неудобный вопрос о возможном усилении существующего образовательного неравенства [6, 7].

Эти данные подводят к выводу, задающему рамку для всей дальнейшей работы: эффективность адаптивного обучения зависит не только от технологической изощрённости, но и от того, каким образом эти системы вплетены в ткань образовательной практики. Доминирующая парадигма по-прежнему сфокусирована на персонализации уровня отдельного обучающегося и уделяет мало внимания тому, как адаптивные процессы взаимодействуют с педагогическими решениями, проектированием курсов и управлением на уровне ВУЗа. Именно этот разрыв и призвана восполнить предлагаемая далее модель адаптивного образовательного управления – рамочная конструкция, переосмысливающая адаптивное обучение как процесс системного уровня, рассчитанный на координированную адаптацию на нескольких уровнях образовательной системы.

### **Обзор литературы**

Исследования адаптивного обучения в высшем образовании развивались преимущественно в рамках парадигмы персонализации: образовательные системы динамически подстраивают содержание, последовательность подачи материала и обратную связь под характеристики учащегося [1, 8]. На практике это реализовывалось главным образом через системы управления обучением, дополненные адаптивными модулями с функциями моделирования профиля обучающегося, адаптации контента и обратной связи [9, 10]. Достижения последних лет в области машинного обучения и обработки естественного языка расширили эти возможности, обеспечив более точное прогнозирование успеваемости, оптимизацию учебных траекторий и автоматическую выдачу рекомендаций по содержанию [11, 12].

При всём этом техническом прогрессе ряд устойчивых затруднений остаётся неизменным. На практике адаптивные системы, как правило, привязаны к одной платформе, плохо совместимы с другими и сильно зависят от условий, в которых применяются. Всё это мешает их масштабированию и встраиванию в инфраструктуру учебного заведения [5, 13]. Проблемы алгоритмической предвзятости и неодинаковая готовность вузов к переменам тоже не способствуют распространению подобных технологий [12, 14, 15, 16]. Есть, впрочем, и более серьёзное затруднение – оно связано с разрывом между аналитикой и реальным действием. Адаптивные системы накапливают огромные массивы данных и выдают прогнозы, но почти не помогают понять, что с этими прогнозами делать, как превратить их в конкретные педагогические шаги или управленческие решения. По большому счёту, аналитика служит инструментом наблюдения и предсказания, а не средством организации осмысленного вмешательства [14]. В результате адаптивное обучение остаётся запертым в границах отдельного курса или работы с конкретным студентом и почти не соприкасается с процессами управления образованием на уровне образовательного учреждения – разрозненность, которая со всей очевидностью указывает на потребность в системном подходе.

### **Постановка проблемы**

Рассмотренные ограничения сводятся к одному структурному разрыву: отсутствию связного механизма, соединяющего аналитические выходы с принятием образовательных решений и их реализацией [17-19]. Существующие системы формируют прогнозы, наполняют аналитические панели, формируют оповещения и при этом предоставляют минимальную поддержку для преобразования этих результатов в решения, которые можно воплотить в действие, тем более, для оценки того, достигли ли предпринятые действия ожидаемых



результатов [14, 15]. Допущение о том, что адаптивное обучение может функционировать как полностью автоматизированный контур обратной связи – данные на входе, вмешательство на выходе – не выдерживает столкновения со сложностью реальных образовательных условий, где значимые решения зависят от понимания контекста, профессионального суждения и взаимодействия множества заинтересованных сторон [18, 20, 21]. Чтобы преодолеть этот разрыв, нужно изменить подход – от фокуса на данных к фокусу на принятии решений, способным поддерживать скоординированные действия на тех множественных уровнях, на которых высшее образование реально функционирует [19, 22].

### **Теоретические основания**

Представление об адаптивном обучении как о системе управления уходит корнями в кибернетику. Паск [23] одним из первых формализовал преподавание в терминах теории управления [23, 24], рассматривая обучающегося как динамическую систему, развитие которой определяется непрерывным согласованием между педагогическим воздействием и состоянием ученика. В современной научной литературе эти идеи кибернетики получили наиболее яркое воплощение в цикле аналитики обучения Клоу [17] – в контуре обратной связи, в котором обучающиеся формируют данные, данные преобразуются в метрики, а полученные выводы возвращаются в учебный процесс через вмешательство. Ключевой вклад этой модели – это требование «замкнуть контур»: сбор и анализ данных дают немного, если обратный канал к обучающимся и преподавателям отсутствует или организован небрежно [17, 18, 25]. Зайлер с соавторами [26] оформили эту идею в структурированную замкнутую модель, однако их анализ выявил показательный дисбаланс: прогностические возможности продвинулись значительно, тогда как способность переводить аналитические результаты в осмысленное педагогическое действие за этим прогрессом не поспевает [16, 26, 27]. Исследования подтверждают, что многие аналитические системы эффективно выявляют поведенческие шаблоны, но испытывают серьёзные затруднения при генерации контекстно-чувствительных и практически реализуемых интервенций [15, 27-30]. Параллельно крепнет понимание того, что человеческую составляющую в адаптивных системах устранить невозможно. Подходы «человек в контуре» настаивают на том, что аналитика должна дополнять, а не подменять профессиональное суждение [21, 31-33], и эмпирические данные подтверждают эту позицию: эффективная адаптация зависит от взаимодействия между аналитическими выходами и человеческой интерпретацией.

В совокупности эти линии исследований подводят к заключению: адаптивное обучение наиболее продуктивно интерпретировать как социотехническую систему [22, 34, 35], функционирующую на основе механизмов обратной связи. Теоретический фундамент замкнутого обучения заложен прочно; чего не хватает – так это интеграции принятия решений и вмешательств как явных, структурированных компонентов цикла [36-38]. Именно эта незавершённость и послужила отправной точкой для модели, предлагаемой в данной статье.

### **Предлагаемая модель адаптивного образовательного управления**

#### **Концепция**

Модель устраняет два ключевых ограничения, которые предшествующий анализ выявил с наибольшей отчётливостью: отсутствие структурированного слоя принятия решений между анализом и откликом и неполная реализация контуров обратной связи, которые позволили бы системам учиться на результатах собственных интервенций. Вместо того чтобы трактовать адаптивное обучение как совокупность изолированных механизмов персонализации, модель переосмысливает адаптацию как процесс системного уровня, управляемый обратной связью. Центральное допущение состоит в том, что адаптация в образовании не происходит исключительно на уровне отдельного обучающегося. Она возникает во взаимодействиях, пронизывающих несколько слоёв – преподаватели выносят



педагогические суждения, структура курсов определяет пространство возможного, институциональные процессы распределяют ресурсы. Эффективная адаптация, следовательно, требует координации между аналитическими выводами и принятием решений на каждом из этих уровней.

Из этой посылки вытекают два ключевых положения модели. Во-первых, она вводит слой принятия решений между результатами анализа и вмешательством – слой, существующий потому, что образовательные решения требуют контекстуальной интерпретации, сопоставления разных факторов и профессионального суждения, которое не поддаётся полной автоматизации. Во-вторых, она встраивает весь процесс в непрерывный цикл обратной связи, в котором результаты вмешательств систематически оцениваются и используются для совершенствования как аналитических моделей, так и стратегий принятия решений. Вместе эти расширения уводят область от преимущественно предиктивной парадигмы к модели, ориентированной на принятие управленческих решений.

### Определение и описание

Модель представляет собой многоуровневую систему обратной связи [24, 39], включающую шесть взаимосвязанных компонентов в рамках непрерывного адаптивного контура (рис.1).

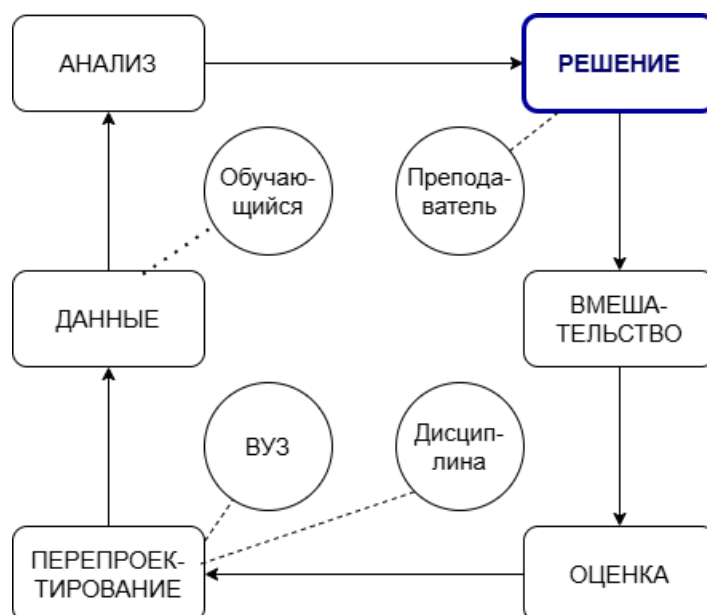


Рисунок 1. Цикл управления адаптивным обучением на основе данных

Сбор данных фиксирует поведенческую, результативную и контекстуальную информацию из учебной среды [40, 41]. Этот этап достиг относительной зрелости, хотя собираемые данные по-прежнему нередко разрознены между системами при слабой интеграции на уровне организации.

На этапе аналитической обработки «сырые» данные превращаются в материал, с которым уже можно работать: показатели успеваемости [29, 42], оценки рисков, прогнозные модели. Здесь, однако, проявляется характерный перекокс – системы неплохо предсказывают, что может случиться, но практически не подсказывают, что с этим делать [28, 43]. Эта асимметрия и порождает зависимость от того, насколько качественно организован следующий этап.

Принятие решений занимает в модели центральное место. Традиционные адаптивные системы исходят из того, что аналитический результат сам по себе запускает отклик –



появился прогноз и последовало действие. Предлагаемая модель устроена иначе: она разделяет вычисление и его осмысление, и это не теоретическая прихоть. Исследования раз за разом фиксируют, что именно на этом стыке большинство систем ломается: преподаватели и администраторы учебных процессов не реагируют на сигналы механически – они их оценивают, сопоставляют с альтернативами, привлекают собственный опыт и лишь затем решают, стоит ли вмешиваться и как [20].

Когда решение принято, наступает черёд вмешательства – выполнения конкретных действий: адресная обратная связь студенту, изменение способа подачи материала, дополнительная поддержка, пересмотр структуры курса или организационные меры на уровне вуза [30, 44]. Модель намеренно расширяет узкий репертуар существующих систем, включая как автоматизированные, так и отклики с участием человека.

Оценка определяет результаты интервенций через измеримые показатели. Её роль очень важна, однако она остаётся одним из наименее развитых этапов: немногие исследования корректно измеряют эффекты интервенций, и ещё меньше – систематически возвращают результаты в систему [16, 45, 46].

Переработка (далее – редизайн) курса дисциплины замыкает контур, направляя результаты оценки в совершенствование системы – перекалибровку моделей, корректировку правил принятия решений, пересмотр стратегий [38, 47]. Включая редизайн как структурный компонент, модель преобразует адаптивное обучение из реактивного процесса в систему, способную к непрерывному самосовершенствованию.

Эти компоненты образуют взаимосвязанную систему, в которой слабость в любой точке снижает качество всего цикла. Данные показывают, что наиболее критичными точками являются два перехода: от анализа к принятию решений и от вмешательства к оценке.

#### Математическое представление

Модель может быть формализована как дискретный во времени процесс с обратной связью на последовательных временных шагах  $t$ .

$$A_t = f(D_t, S_t) \quad (1)$$

– аналитическая обработка, преобразующая данные ( $D$ ) и состояние системы ( $S$ ) в интерпретируемые результаты

$$I_t = \delta(A_t, S_t) \quad (2)$$

– принятие решений ( $I$  – вмешательство), определяющее, требуется ли вмешательство и какую форму ему придать. Чёткое разделение  $\delta$  (принятие решений) от  $f$  (аналитическая функция) является наиболее значимым формальным отступлением модели: оно отражает эмпирическую реальность, в которой образовательные решения требуют учёта контекста, выходящего за рамки алгоритмических расчётов

$$O_t = g(I_t, S_t) \quad (3)$$

– результаты вмешательства, отражающие, что эффект зависит не только от самого действия, но и от состояния системы, в котором оно осуществляется

$$S_{\{t+1\}} = R(S_t, O_t) \quad (4)$$

– редизайн, обновляющий систему на основе наблюдаемых результатов

Состояние системы имеет составную структуру:

$$S_t = \left\{ S_t^{\{\text{учащийся}\}}, S_t^{\{\text{преподаватель}\}}, S_t^{\{\text{дисциплина}\}}, S_t^{\{\text{университет}\}} \right\} \quad (5)$$

Полный процесс:

$$D_t \rightarrow A_t \rightarrow \delta \rightarrow I_t \rightarrow O_t \rightarrow S_{\{t+1\}} \quad (6)$$

Ключевое формальное отличие состоит в явном разделении четырёх функций, которые традиционные системы склонны объединять: аналитический вывод ( $f$ ), принятие решений ( $\delta$ ), эффекты интервенции ( $g$ ) и системная адаптация ( $R$ ).



### Многоуровневая структура модели

Наиболее принципиально отличает модель её многоуровневая архитектура, отражающая устойчивые показатели о том, что учебные результаты формируются не одним лишь индивидуальным поведением, а его взаимодействием с преподавательскими практиками, дизайном курса и условиями образовательной организации (рис.2).



Рисунок 2. Иерархия уровней управления адаптивным обучением

На уровне учащегося модель обеспечивает персонализированную обратную связь и выстраивание учебных траекторий. На уровне преподавателя модель помогает принимать педагогические решения, которые невозможны без живого знания аудитории – кто отстаёт в группе, где теряется внимание, какой материал вызывает затруднения. На уровне курса она открывает возможность для структурных изменений: пересмотра порядка тем, перераспределения нагрузки по неделям, корректировки формата оценивания. На уровне вуза помогает принимать решения о том, куда направить ресурсы и как скорректировать образовательную политику.

Важно, что эти уровни не существуют порознь. Они переплетены. Если, допустим, у группы студентов обнаруживается систематическая проблема с определённым типом заданий, это может побудить преподавателя изменить подход. Удачная находка преподавателя может лечь в основу пересмотра всего курса. А если та же проблема всплывает в нескольких курсах одновременно – это уже сигнал для вуза: возможно, дело в учебном плане или в нехватке ресурсов. Работает и обратная связь сверху вниз: решения на уровне учреждения меняют условия, в которых действуют преподаватели и учатся студенты. Цикл, иными словами, не замкнут внутри одного слоя, он пронизывает все слои насквозь.

### Ключевой вклад модели

Модель вносит три конкретных вклада в решение обозначенной проблемы. Первый: выделение принятия решений в отдельный слой даёт преподавателям и администраторам законное место внутри адаптивного цикла – их контекстуальное понимание и профессиональный опыт перестают быть чем-то внешним по отношению к системе и становятся её рабочим элементом. Второй: многоуровневое устройство модели связывает действия на разных уровнях – вмешательство на уровне конкретного студента или курса не повисает в пустоте, а соотносится с тем, что происходит на уровне кафедры или вуза в целом. Третий: встроенный механизм пересмотра на основе реальных результатов не позволяет системе бесконечно работать «по инерции» – она вынуждена проверять, сработало ли то, что было сделано, и корректировать себя, а не опираться на предположения, которые никто не проверял.

В практическом плане модель может быть реализована через поэтапное внедрение на уровне учебного учреждения: начиная с анализа на уровне обучающегося, интегрированной в существующую LMS-инфраструктуру, постепенно включая аналитические панели поддержки



принятия решений для преподавателей с контекстуальными рекомендациями и в итоге распространяясь на механизмы обратной связи уровня курса и учебного заведения, координируемые через общие рамки управления данными. Конкретная конфигурация неизбежно будет варьироваться в зависимости от контекста на уровне учреждения, однако послонная архитектура модели рассчитана на поэтапное внедрение, а не на одномоментную системную трансформацию.

#### Операционная логика и реализация модели

С помощью предшествующих разделов мы определили, чем модель является. Вопрос теперь в том, как она функционирует на практике и где её реализация с наибольшей вероятностью столкнётся с ограничениями.

Операционная логика принципиально итеративна: результаты каждого этапа возвращаются назад, обеспечивая постепенное совершенствование системы. На практике этапы перекрываются и взаимодействуют способами, которые сопротивляются аккуратному последовательному описанию, но общий поток задаёт организующую ось. Операционно значимы не отдельные этапы – они уже определены выше – а динамика их взаимодействия.

Наиболее уязвимыми оказываются два перехода, выступающие критическими точками отказа (рис.3).

ДАННЫЕ → АНАЛИЗ → X → РЕШЕНИЕ → ВМЕШАТЕЛЬСТВО → X → ОЦЕНКА

X - Разрыв в интерпретации

Рисунок 3. Критические разрывы в управлении адаптивным обучением

Первый – переход от анализа к принятию решений. Аналитические выходы поступают, но инфраструктура для их контекстуальной интерпретации в значительной мере отсутствует. Преподаватели формируют понимание через взаимодействие с данными; их реакции определяются знанием контекста, которое не отражается в аналитических панелях. Этот переход невозможно автоматизировать. Он требует институциональной поддержки – обучения интерпретации данных, выделенного времени для рефлексии и чётких протоколов передачи вопросов между уровнями.

Второй – это переход от вмешательства к оценке результатов. В большинстве случаев именно на этом этапе происходит разрыв контура. Вмешательство произведено, но его последствия отслеживаются редко и без должной строгости. Без систематической оценки система не способна отличить работающее от неработающего, и внесение изменений в учебный курс становится невозможным.

Определяющая операционная характеристика – одновременное функционирование модели в каждом слое с различными временными ритмами. На уровне обучающегося цикл оборачивается за дни. На уровне преподавателя педагогическая стратегия эволюционирует в течение недель. На уровне курса редизайн работает от семестра к семестру. На институциональном уровне цикл может охватывать годы. Координация этих ритмов, а не предоставление их самим себе – задача, которую ни одна существующая система адекватно не решила, но которую предложенная архитектура призвана поддержать.

#### Ограничения адаптивного обучения и систем аналитики данных

Существующие системы адаптивного обучения реализованы как замкнутые процессы лишь частично. Сбор данных и анализ достигли относительной зрелости. Именно на этапах принятия решений, интервенции и оценки цепочка чаще всего обрывается. Разрыв на этапе вмешательства остаётся наиболее изученной и задокументированной проблемой. Системы



выявляют паттерны и прогнозируют риски достаточно компетентно, но репертуар доступных откликов узок и данных о том, какие вмешательства действительно работают, для кого и при каких условиях, удивительно мало [2 – 5, 8, 15]. Аналитические панели иллюстрируют это наглядно: они делают данные доступнее, но их влияние на реальные учебные результаты остаётся неустойчивым [14, 48].

Алгоритмическая предвзятость представляет собой отдельную, но не менее весомую проблему. Прогностические модели, построенные на исторических данных, рискуют воспроизводить уже существующее неравенство, и в первую очередь это затрагивает студентов из недостаточно представленных групп [49]. Попытки смягчить предвзятость сопряжены с компромиссами между справедливостью и точностью, подчёркивающими ограниченность полностью автоматизированного принятия решений. Профессиональные и организационные факторы усугубляют технические недостатки. Скептицизм преподавателей в отношении аналитических инструментов [50] в сочетании с недостаточной подготовкой и институциональной поддержкой нередко ведёт к поверхностному использованию данных даже там, где инструменты формально внедрены [51].

Ограничения обостряются на различных уровнях. На уровне преподавателя принятие решений требует интерпретации и не поддаётся автоматизации [20]. На уровне студента интервенции, основанные на аналитике, предполагают навыки самоанализа и осознанного управления собственным учением (метакогнитивные навыки), которыми многие обучающиеся не обладают [16, 45]. На институциональном уровне внедрение требует согласованной работы между академическими, административными и техническими подразделениями, которую исследователи характеризуют как «злокачественную проблему» [37], причём большинство приложений остаётся сфокусировано на отдельных обучающихся, а не на процессах системного уровня [52].

Эти устойчивые ограничения укрепляют аргументацию в пользу моделей, рассматривающих принятие решений как явно выделенный структурный компонент, а не как нечто, что должно возникнуть само собой в ходе аналитической работы.

### **Обсуждение**

Полученные результаты указывают на то, что основное ограничение нынешних систем адаптивного обучения носит структурный, а не технологический характер. Разрыв обнаруживается не в данных и не в аналитических мощностях, а в механизмах, связывающих аналитику со скоординированным действием.

Предложенная модель восполняет этот пробел, выделяя принятие решений в самостоятельный компонент и распространяя обратную связь на несколько уровней образовательной системы. Особую роль играет механизм пересмотра системы на основе полученных результатов: именно он обеспечивает подлинное непрерывное совершенствование, а не простое реагирование на уже возникшие проблемы.

Данные последовательно указывают на то, что эффективное адаптивное обучение зависит от активного участия живых людей. Данные необходимо интерпретировать, приоритеты – взвешивать, контекстно-чувствительные суждения – выносить, и для этих задач профессиональная экспертиза остаётся незаменимой. Это подкрепляет гибридные архитектуры, в которых аналитика дополняет профессиональное суждение, а не пытается его заместить.

Реализация подобных моделей сопряжена с практическими трудностями. Управление данными необходимо совершенствовать. Аналитическую грамотность преподавателей нужно целенаправленно выращивать. Институциональные структуры могут потребовать существенной перестройки для обеспечения межуровневой координации. Ни одна из этих задач не тривиальна, однако альтернатива – продолжать инвестировать в прогностические системы, генерирующие выводы, на которые никто не реагирует – едва ли более продуктивна.



Данная работа продолжает линию исследований, рассматривающих адаптивное обучение не как чисто техническое решение, а как социотехническую систему, где данные, профессиональное суждение и институциональная среда связаны неразрывно. Связывая эти элементы в единой рамочной конструкции, мы закладываем фундамент для адаптивных образовательных сред, которые были бы аналитически состоятельными, педагогически обоснованными и устойчивыми на уровне образовательных организаций.

#### **Заключение**

Основное ограничение систем адаптивного обучения в высшем образовании носит структурный, а не технологический характер. Существующие системы эффективно собирают и анализируют данные, но лишены связных механизмов для перевода аналитических результатов в скоординированное образовательное действие.

Предложенная модель адаптивного образовательного управления восполняет этот разрыв в трёх направлениях: она выделяет принятие решений в самостоятельный слой между анализом и вмешательством, выстраивает многоуровневую архитектуру, связывающую процессы на уровнях обучающегося, преподавателя, курса и учебного заведения, и закрепляет пересмотр системы на основе результатов оценки как обязательный структурный элемент.

Вместе эти три элемента превращают адаптивное обучение из системы, ориентированной на прогнозирование, в систему, выстроенную вокруг принятия решений и управления образовательным процессом.

Дальнейшее развитие области требует смещения фокуса с подходов, сфокусированных на данных, на подходы, сфокусированные на принятии решений.

Для этого недостаточно одного лишь технологического прогресса, необходимо целенаправленно встраивать в адаптивные системы профессиональное суждение, механизмы институционального управления и организационную поддержку. Проверка предложенной модели на материале различных учебных заведений и разработка практических стратегий внедрения остаются первоочередными задачами для будущих исследований.

#### *Список литературы:*

1. Viberg O. et al. The current landscape of learning analytics in higher education // *Computers in human behavior*. – 2018. – Т. 89. – С. 98-110.
2. Ma W. et al. Intelligent tutoring systems and learning outcomes: A meta-analysis // *Journal of educational psychology*. – 2014. – Т. 106. – №. 4. – С. 901.
3. Kulik J. A., Fletcher J. D. Effectiveness of intelligent tutoring systems: a meta-analytic review // *Review of educational research*. – 2016. – Т. 86. – №. 1. – С. 42-78.
4. Steenbergen-Hu S., Cooper H. A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on college students' academic learning // *Journal of educational psychology*. – 2014. – Т. 106. – №. 2. – С. 331.
5. 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. – Т. 10. – №. 21.
6. Eau G., Hoodin D., Musaddiq T. Testing the effects of adaptive learning courseware on student performance: An experimental approach // *Southern Economic Journal*. – 2022. – Т. 88. – №. 3. – С. 1086-1118.
7. Ademi N., Loshkovska S. Gender Impact on Performance in Adaptive Learning Settings: Insights from a Four-Year University Study // *Education Sciences*. – 2025. – Т. 15. – №. 6. – С. 771.
8. Martin, F., Chen, Y., Moore, R., & Westine, C. D. (2020). Systematic review of adaptive learning research designs, context, strategies, and technologies from 2009 to 2018. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09793-2>



9. Alameen A., Dhupia B. Implementing adaptive e-learning conceptual model: A survey and comparison with open source LMS //International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET). – 2019. – Т. 14. – №. 21. – С. 28-45.
10. Marengo A., Pagano A., Barbone A. Adaptive learning: A new approach in student modeling //Proceedings of the ITI 2012 34th International Conference on Information Technology Interfaces. – IEEE, 2012. – С. 217-222.
11. Gligorea I. et al. Adaptive learning using artificial intelligence in e-learning: A literature review //Education Sciences. – 2023. – Т. 13. – №. 12. – С. 1216.
12. Yuensook T., Jantakoon T., Limpinan P. AI-driven adaptive learning systems in higher education: A systematic review //Journal of Education and Learning. – 2025.
13. Kucharski S. et al. Adaptive Learning Mechanisms for Learning Management Systems: A Scoping Review and Practical Considerations //arXiv preprint arXiv:2512.18383. – 2025.
14. Ramaswami G. et al. Use of predictive analytics within learning analytics dashboards: A review of case studies //Technology, Knowledge and Learning. – 2023. – Т. 28. – №. 3. – С. 959-980.
15. Wong B. T., Li K. C. A review of learning analytics intervention in higher education (2011–2018) //Journal of Computers in Education. – 2020. – Т. 7. – №. 1. – С. 7-28.
16. Larrabee Sønderlund A., Hughes E., Smith J. The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review //British Journal of Educational Technology. – 2019. – Т. 50. – №. 5. – С. 2594-2618.
17. Clow D. The learning analytics cycle: closing the loop effectively // Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge. – 2012. – С. 134-138.
18. Clow D. Data wranglers: human interpreters to help close the feedback loop // Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge. – 2014. – С. 49-53.
19. Gasevic D., Dawson S., Pardo A. How do we start? Sate and directions of learning analytics adoption. – International Council for Open and Distance Education, 2016.
20. Wise A. F., Jung Y. Teaching with analytics: Towards a situated model of instructional decision-making //Journal of Learning Analytics. – 2019. – Т. 6. – №. 2. – С. 53–69-53–69.
21. Ninaus M., Sailer M. Closing the loop–The human role in artificial intelligence for education //Frontiers in psychology. – 2022. – Т. 13. – С. 956798.
22. Pargman T. C., McGrath C. Be careful what you wish for! Learning analytics and the emergence of data-driven practices in higher education //Digital Human Sciences. – Stockholm University Press, 2021.
23. Pask G. Teaching as a control-engineering process. – 1965.
24. Abdulwahed M., Nagy Z. K., Blanchard R. The feedback impact on learning, a control systems view //20th Australian Association for Engineering education Conference, Adelaide: Australian Association of Engineering Education. – 2009.
25. Ferguson R. et al. Setting learning analytics in context: Overcoming the barriers to large-scale adoption //Proceedings of the fourth international conference on learning analytics and knowledge. – 2014. – С. 251-253.
26. Sailer M. et al. The End is the Beginning is the End: The closed-loop learning analytics framework //Computers in Human Behavior. – 2024. – Т. 158. – С. 108305.
27. Kennedy J. P. et al. Actionable learning analytics in education: an opportunity to close the learning loop //Frontiers in Education. – Frontiers Media SA, 2025. – Т. 10. – С. 1571177.
28. Kochmar E. et al. Automated data-driven generation of personalized pedagogical interventions in intelligent tutoring systems //International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2022. – Т. 32. – №. 2. – С. 323-349.
29. Dai W. et al. Learning Analytics for Early Identification of At-Risk Students and Feedback Intervention //Journal of Learning Analytics. – 2025. – Т. 12. – №. 3. – С. 102-125.



30. Suraworachet W., Zhou Q., Cukurova M. Impact of combining human and analytics feedback on students' engagement with, and performance in, reflective writing tasks //International Journal of Educational Technology in Higher Education. – 2023. – Т. 20. – №. 1. – С. 1-24.
31. Memarian B., Doleck T. Human-in-the-loop in artificial intelligence in education: A review and entity-relationship (ER) analysis //Computers in Human Behavior: Artificial Humans. – 2024. – Т. 2. – №. 1. – С. 100053.
32. McConvey K., Guha S., Kuzminykh A. A human-centered review of algorithms in decision-making in higher education //Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. – 2023. – С. 1-15.
33. Osmanoglu B. and Setting Up of Artificial Intelligence Based Learning Tools // Training, Education, and Learning Sciences. – 2023. – Т. 109. – С. 86.
34. Dziuban C. et al. Adaptive learning: Context and complexity //e-mentor. – 2018. – №. 5 (77). – С. 13-23.
35. Schneckenberg D. Understanding the real barriers to technology-enhanced innovation in higher education //Educational Research. – 2009. – Т. 51. – №. 4. – С. 411-424.
36. Elouazizi N. Critical factors in data governance for learning analytics // Journal of Learning Analytics. – 2014. – Т. 1. – №. 3. – С. 211-222.
37. Macfadyen, L. P., Dawson, S., Pardo, A., & Gašević, D. (2014). Embracing Big Data in Complex Educational Systems: The Learning Analytics Imperative and the Policy Challenge.
38. Mirata V. et al. Challenges and contexts in establishing adaptive learning in higher education: findings from a Delphi study //International Journal of Educational Technology in Higher Education. – 2020. – Т. 17. – №. 1. – С. 32.
39. Balid W. et al. Systems engineering design of engineering education: A case of an embedded systems course //Proceedings of IEEE International Conference on Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE) 2012. – IEEE, 2012. – С. W1D-7-W1D-12.
40. Corrigan O. et al. Using educational analytics to improve test performance // European Conference on Technology Enhanced Learning. – Cham: Springer International Publishing, 2015. – С. 42-55.
41. Rienties B. et al. Making sense of learning analytics dashboards: A technology acceptance perspective of 95 teachers //International Review of Research in Open and Distributed Learning. – 2018. – Т. 19. – №. 5.
42. Kia F. S. et al. How patterns of students dashboard use are related to their achievement and self-regulatory engagement //Proceedings of the tenth international conference on learning analytics & knowledge. – 2020. – С. 340-349.
43. Ajayi A. B. et al. From Data to Decisions: A Scoping Review of Actionable Learning Analytics for Teaching and Assessment //Asian Journal of Education and Social Studies. – 2025. – Т. 51. – №. 11. – С. 673-685.
44. Contrino M. F. et al. Using an adaptive learning tool to improve student performance and satisfaction in online and face-to-face education for a more personalized approach //Smart Learning Environments. – 2024. – Т. 11. – №. 1. – С. 6.
45. Li Q. et al. Varying Impacts: The Role of Student Self-Evaluation in Navigating Learning Analytics //Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning@ Scale. – 2024. – С. 535-538.
46. Fuller J., Lokey-Vega A. From data to action: Faculty experiences with a university-designed learning analytics system //International Journal on E-Learning. – Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2024. – С. 471-487.
47. Morze N., Varchenko-Trotsenko L., Terletska T. Stages of adaptive learning implementation by means of moodle lms //Proceedings of the 2nd Myroslav I. Zhaldak Symposium on Advances in Educational Technology-AET. – SciTePress, Portugal, 2023. – С. 476-487.



48. Çöpgeven N. S., Firat M. Effects of Dashboard Usage on eLearning Interactions and Academic Achievement of Distance Education Students //Journal of Educators Online. – 2024. – Т. 21. – №. 1. – С. n1.

49. Lee H., Kizilcec R. F. Evaluation of fairness trade-offs in predicting student success //arXiv preprint arXiv:2007.00088. – 2020.

50. Jones K. M. L. Advising the whole student: eAdvising analytics and the contextual suppression of advisor values //Education and Information Technologies. – 2019. – Т. 24. – №. 1. – С. 437-458.

51. Williams H. et al. Implementing Predictive Analytics in Academic Advising // The Mentor: Innovative Scholarship on Academic Advising. – 2024. – С. 28-52.

52. Stojanov A., Daniel B. K. A decade of research into the application of big data and analytics in higher education: A systematic review of the literature //Education and information technologies. – 2024. – Т. 29. – №. 5. – С. 5807-5831.

