Персонифицированное машинное обучение

Ненашев Михаил Борисович – эксперт по интегрированным системам управления и разработки программного обеспечения (Санкт-Петербург, Россия); nenashevmichael@gmail.com

Дахин Александр Николаевич – д-р пед. наук, профессор, Новосибирский военный ордена Жукова институт им. генерала армии И.К.Яковлева войск национальной гвардии Российской Федерации (Новосибирск, Россия); dakhin@mail.ru

Аннотация. *В статье представлена концепция платформы адаптивного обучения, использующей методы машинного обучения и искусственного интеллекта для персонализации образовательного процесса. Авторы рассматривают проблему необходимости постоянного образовательного развития в современных условиях быстро меняющихся технологий. В работе анализируются существующие образовательные платформы с элементами ИИ и выявляются их ограничения: фрагментарность подходов, сложности структурного представления дидактических единиц и проблемы интеграции педагогической деятельности. Авторы предлагают архитектурные принципы платформы LADAP, включающие пять взаимосвязанных компонентов, центральным из которых является «Модуль Знаний», реализующий технологию «Извлечение с дополненной генерацией». Концепция направлена на создание единого подхода к проектированию образовательных систем персонализированного обучения, способных гибко адаптироваться под культурные предпочтения обучающихся и эффективно решать комплекс образовательных задач.*

Ключевые слова. *Адаптивная дидактика, машинное обучение, персонализированное обучение, большие языковые модели, граф знаний, мотивационная спираль.*

Тот, кто хочет видеть результаты своего труда
немедленно, должен идти в сапожники.
Альберт Эйнштейн

Вхождение в проблему произведем в литературно-лирическом стиле. Вспомним, что в сказке Льюиса Кэрролла «Алиса в Зазеркалье» Красная Королева говорит Алисе: "Здесь, знаешь ли, приходится бежать со всех ног, чтобы только остаться на том же месте. Если же хочешь попасть в другое место, тогда нужно бежать по меньшей мере вдвое быстрее!». За более чем 150-летнюю историю эта фраза породила внушительный дискурс постоянного развития и обучения в условиях быстро меняющихся технологий, конкурентной среды, тенденций и требований рынка, метаморфизма экономических систем, эволюции социальных институтов (список можно продолжать). Упомянутая нами метафора успешно вошла в научный обиход и даже получила название «Эффект Красной Королевы», что используется в современной биологии для описания необходимости каждому живому виду постоянно эволюционировать, чтобы выживать в условиях совместной эволюции конкурирующих животных миров.

Вывод напрашивается сам собой: для того, чтобы индивиду просто сохранить свое социальное положение, ему необходимо постоянно двигаться вперед. Конечно, в этом движении важное место отводится образованию вообще и конкретному обучению, в частности, новым областям знаний с использованием высоких технологий, в которых интенсивно развиваются методы онлайн образования. А в последние несколько лет во многих сферах коммуникационных и IT-технологий стали активно применяться методы машинного обучения (Machine Learning, ML) как часть общего направ-

ления знаний, традиционно именуемого искусственным интеллектом (Artificial Intelligence, AI). Современное образование требует инновационных подходов для преодоления ограничений, накладываемых традиционными методиками из-за их низкой динамичности, фрагментарности, а порой даже дезадаптивности по отношению к участникам педагогической деятельности. В контексте обсуждаемого «Эффекта Красной Королевы», где постоянное развитие становится необходимым условием для сохранения актуальности знаний, особую значимость приобретает система персонализированного обучения. При обилии самых разнообразных дидактических наработок и успешной апробации педагогических практик, пока отсутствует единый подход к проектированию педагогических систем открытого персонализированного образования, решающих весь комплекс возникающих при этом задач. Предлагаемая нами концепция платформы адаптивного обучения LADAP (Learning Adaptive Didactic Assistant Platform) представляет собой вариант комплексного решения данной проблемы адаптивности образования и повышения его эффективности.

Завершая вводную часть, воспользуемся рекомендацией Рене Декарта, который считал, что люди избавились бы от половины своих неприятностей, если бы смогли договориться о значении слов. Поэтому ниже представим значение базовых понятий, на которых будет основан наш нарратив (табл.).

Таблица / Table

Сопоставление ключевых терминов, используемых для построения платформы LADAP / Comparison of key terms used to build a LADAP platform

Теория		Практика
Искусственный интеллект (ИИ, AI) – область знания, направленная на создание автоматизации решения интеллектуальных задач. В педагогическом контексте ИИ может использоваться для создания адаптивных обучающих систем, автоматизации оценки знаний и персонализации образовательного процесса		*Нейронные сети* (ИНС, NN) – вычислительные модели, созданные по аналогии со структурой и функциональностью биологических нейронных сетей мозга. Они состоят из взаимосвязанных узлов (нейронов), организованных в слои, которые обрабатывают входные данные через серию трансформаций для получения результата. В образовании нейронные сети могут анализировать образовательные данные, выявлять паттерны обучения и прогнозировать успеваемость учащихся
Машинное обучение (МО, ML) – раздел ИИ, направленный на разработку алгоритмов, которые позволяют компьютерным программам учиться на данных и улучшать свою производительность без явного программирования. В педагогической практике машинное обучение применяется для создания интеллектуальных обучающих систем, которые адаптируются к индивидуальным потребностям учащихся на основе их взаимодействия с системой		*Большие языковые модели* (БЯМ, LLM) – крупномасштабные нейронные сети, обученные на огромных массивах текстовых данных для понимания и генерации естественного языка. Они способны выполнять различные семантические задачи, включая перевод, ответы на вопросы, компиляцию и создание текста. В образовательной среде БЯМ могут служить инструментами для создания учебных материалов, автоматической проверки письменных работ и интерактивными ассистентами для учащихся и преподавателей

Дружественный интерфейс – концепция взаимодействия человека с компьютерной системой. Работа пользователя становится максимально комфортной, эффективной, приятной, с низкой когнитивной нагрузкой, позволяя ему сосредоточиться на задаче, а не на подробностях работы программы		*Генеративный предобученный трансформер* (ГПТ, GPT) – конкретный тип большой языковой модели; механизм внимания как алгоритма или вычислительного блока, который позволяет формировать контекст сообщений. ГПТ предварительно обучается на масштабных текстовых корпусах для прогнозирования следующего слова в последовательности, а затем дообучается для специфических задач. В педагогическом контексте ГПТ может использоваться для создания образовательного контента, ответов на вопросы учащихся и предоставления обратной связи по работам

Перейдем к постановке научной задачи. Большие языковые модели стали активно применяться для решения различных задач, связанных с обработкой информации и созданием автоматизированных конвейеров на базе «умных» ИИ-агентов (AI-agents). Этот новый, так похожий на живого собеседника инструмент стал претендовать на роль почти персонального преподавателя, который может улучшить качество образования, потому что он обладает следующими качествами:

1) обучен на огромных массивах текстовых данных из сети и демонстрирует широкую эрудицию;

2) никогда не устает и может часами объяснять собеседнику любую тему; способен адаптировать материал в соответствии с уровнем культурного развития собеседника;

3) успешно создает поэтапный план обучения, генерируя релевантные для каждого этапа задания и оперативно проверяя их выполнение.

Существует ряд исследований, в которых содержатся результаты внедрения новых цифровых инструментов в структуру онлайн образования. Нами выделены группы ученых, педагогов, инженеров–программистов, которые подвергают глубокому анализу различные направления, методы и формы дистанционного образования, ставя во главу угла не столько качество образовательного контента, сколько способность педагога–проектировщика понять те когнитивные процессы, которые помогают студенту наиболее результативным образом продемонстрировать обретенные знания и применить закрепленные навыки. Поясним, что студентом мы будем называть любого человека, изучающего содержание образования: это школьник, студент колледжа/университета или слушатель на курсах повышения квалификации. Платформа LADAP легко адаптируется под любой тип организации любого уровня образования. Ниже приведем примеры научных результатов, на базе которых создается наша платформа.

1. Творческая группа из Пекинского университета разработала систему Smart Learning Partner с графом школьных знаний K12EduKG для диагностики «учебных препятствий» и персональной рекомендации упражнений (URL: https://doi.org/10.1145/3231644.3231698).

2. В Университете La Trobe (Бундура, Австралия) группой авторов установлено, что традиционные модели прогнозирования отсева часто упускают из виду сложные факторы, такие как временные зависимости и контекстно-зависимые переменные. Эти модели недостаточно адап-

тивны для управления динамическим характером учебной среды, что приводит к неточным прогнозам и неэффективным административным вмешательствам. Авторами произведено внедрение методов выбора признаков и объяснимых методов искусственного интеллекта, что улучшило интерпретируемость статистических сведений, сделав их более практичными для преподавателей. Кроме того, авторы провели всесторонний обзор методологий прогнозирования отсева студентов (URL: https://doi.org/10.3390/mti9010003).

3. Университет Пердью в США разработал систему Course Signals, которая с помощью предсказательной модели на основе более 20 показателей предоставляет студентам цветовые индикаторы риска и сопровождает их сообщениями с рекомендациями.

4. Существуют несколько прогрессивных и эффективных образовательных платформ, на создание которых было потрачено множество средств для выявления лучших образовательных практик, основанных на персонализированных траекториях обучения. Среди них можно выделить такие платформы, как Coursera, которая собирает детальные данные о действиях студентов, использует рекомендательные системы на основе BERT-модели; Open edX с инструментом edX Insights для визуализации активности и прогресса учащихся; Labster с иммерсивными 3D-симуляциями и встроенной обратной связью; Quanser QLabs с высоко-реалистичными моделями для инженерных дисциплин. Каждая из этих систем создавалась благодаря усилиям отдельных групп энтузиастов, которые значительно продвинулись в конкретных направлениях образовательных практик и опубликовали результаты исследований. Тем не менее, до сих пор не решен вопрос единого подхода к проектированию таких образовательных платформ, возможности которых значительно превосходили бы аналоги за счет умелого использования модулей машинного обучения, включая, но не ограничиваясь большими языковыми моделями.

Наше предположение заключается в том, что уже возникли вполне объективные научно-педагогические основания для постановки вопроса о едином подходе к проектированию образовательной платформы персонализированного обучения. Ниже представим обоснование этой идеи.

1. Доминирование фрагментарного способа решений вопросов адаптации дидактических приемов для персонализации обучения. Существует множество образовательных платформ с элементами ИИ, машинного обучения, но нет единого подхода к их проектированию, обеспечивающего гибкую адаптивность дидактической системы под культурные предпочтения обучающихся. Каждая из этих платформ решает отдельные утилитарные задачи, но комплексного решения, объединяющего все аспекты, пока не найдено. Нами сделано предположение, что комплексный подход все же возможен и базируется он на объединении всех познавательных устремлений студента [1].

2. Актуализация структурного представления дидактических единиц, оформленных в виде графа знаний. Упомянутые в статье технологии, такие как графы знаний (K12EduKG) и системы анализа данных (OU Analyse, Purdue Course Signals), действительно являются передовыми инструментами в области образовательных технологий. Они активно используются и развиваются на современных образовательных платформах, создавая предпосылки для внедрения механизмов самоорганизации содержания образования как «горизонта ожидания», который Х.-Г. Гадамер рассматривал как точку возможного пересечения мира знаков и индивидуальной культуры участников образования, в состав которых входит и большая языковая модель [2, с. 508].

3. Сложности интеграции разноплановой педагогической деятельности. Существуют серьезные вызовы при создании единой образовательной платформы с использованием ML/AI/LLM, включая технологи-

ческие ограничения, кадровые проблемы, вопросы стандартизации, качества статистических данных, их обработки, а также безопасности функционирования в сети.

Отмеченные нами проблемы подтверждают актуальность поиска единого архитектурного подхода к проектированию адаптивных дидактических методов; машинное обучение – вариант оформления таких методов в единую концептуальную схему. В статье мы представляем возможную архитектуру такой образовательной платформы, ссылаясь на исследования в каждом функциональном звене сложной структуры, и приглашаем читателей к участию в дискуссии о возможностях образовательных систем, которые бы не уступали лучшим мировым практикам персонализированного обучения в традиционных педагогических форматах.

Далее перейдем к презентации платформы LADAP, реализующей принципы адаптивной дидактики. Презентацию построим по развернутому плану, содержащему следующие аспекты: а) архитектурные принципы платформы; б) специализированные модули адаптивной дидактики; в) особенности функционирования LADAP; г) обоснование существующих и возникающих инноваций.

Концепцию LADAP представим в логике проектирования педагогической системы, предложенной в свое время Н.В.Кузьминой, дополнив ее идеи принципами самоорганизации открытых образовательных систем [3]. Предприняв попытку произвести своеобразный научный оммаж, мы построили свою систему адаптивной дидактики, также состоящую из пяти компонентов (рис. 1), хотя функциональные значения их несколько отличаются по сравнению с конструкцией Н.В.Кузьминой. Дело в том, что именно в открытых системах каждый элемент может стать системообразующим, что будет использовано нами ниже. Заметим, что, хотя автор и не предполагала широкого применения больших языковых моделей в обучении, однако ее принципы передачи знаний не потеряли своей актуальности и в век цифровизации образования.

В качестве небольшого лирического отступления позволим себе предположить, что в XXI в. система образования получила инструмент для успешного воплощения мечты М.Монтессори о построении образовательной среды, в которой ученик сам себя учит, что, собственно, достаточно эффективно реализуется в современных условиях создания цифровой образовательной среды, где ученик учится вместе с предобученным трансформером, создавая уникальный, «штучный» культурный продукт. Я.А.Коменский также порадовался бы появлению реального инструмента, реализующего идею пансофической школы, в которой учат всех и всему.

Общая архитектура функциональных модулей LADAP представлена на рис. 1. Центральным компонентом выступает «Модуль Знаний» (Knowledge Base), реализующий технологию «Извлечение с дополненной генерацией» (RAG – Retrieval-Augmented Generation). Данная технология есть метод расширения возможностей языковых моделей посредством доступа к внешним источникам знаний. RAG позволяет объединить преимущества предварительно обученных языковых моделей с доступом к специализированным базам знаний, что особенно важно в образовательном контексте, где точность и актуальность информации имеют критическое значение. Данный компонент платформы, отвечающий за структурирование учебного контента, выполняет три ключевые функции:

1) структурирование учебного контента путем выделения значимых сущностей и семантических связей между ними, что соответствует современным концепциям представления знаний в виде графов (URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-78270-2_18);

2) формирование персонализированного графа знаний для каждого студента, отражающего его текущий уровень понимания

предмета. Данный подход созвучен методологии, применяемой в системе K12EduKG, где когнитивные отношения между понятиями используются для моделирования предметной области, а также индивидуальных знаний учащихся (URL: https://doi.org/10.1145/3231644.3231698). В российской педагогике персонализация обучения исследована и технологически представлена А.А.Вербицким, построение конкретных графов знаний, по-видимому, не входило в задачи ученого-педагога [4]. Несколько «вынужденно» гибкую структуру содержания образования, открытую для доопределения, предложили А.М.Матюшкин и М.И.Махмутов [5; 6]. Именно проблемные ситуации, созданные, осмысленные и разрешенные учеником, требовали нового подхода к моделированию учебного материала, смысловым ядром которого являлась «когнитивная проблема», а не конкретная дидактическая единица;

3) организация системы тестирования с адаптивной сложностью, обеспечивающей оценку не только фактических знаний, но и глубины понимания материала.



Рис. 1. Функциональные модули адаптивной дидактики, реализованные на платформе персонализированного обучения /Fig. 1. Functional modules of adaptive didactics implemented on the personalized training platform

Модульная структура LADAP обеспечивает гибкость и масштабируемость системы, позволяя интегрировать различные функциональные компоненты. Рассмотрим второй модуль платформы – «Систему оценки» (Scoring Module). Данный модуль реализует комплексный подход к мониторингу активности обучающихся и оценке их академических результатов. В отличие от традиционных систем оценивания, ограниченных формальными тестами, в нашей платформе Scoring Module применяет многофакторный анализ, включающий как стандартные метрики оценки знаний, так и анализ поведенческих паттернов при взаимодействии студентов с учебными материалами. Подобные подходы, основанные на анализе образовательных данных (learning analytics), демонстрируют высокую эффективность для раннего выявления проблем в обучении (URL: https://er.educause.edu/articles/2011/9/penetrating-

the-fog-analytics-in-learning-and-education). Как показано в исследованиях Открытого университета Великобритании, системы прогностической аналитики (подобные OU Analyse) способны с высокой точностью идентифицировать студентов, нуждающихся в дополнительной поддержке, что позволяет своевременно корректировать их образовательную траекторию (URL: https://doi.org/10.1145/2460296.2460330).

Модуль представляет собой ключевой компонент платформы LADAP, отвечающий за комплексный мониторинг и анализ активности учащихся, а также объективную оценку результатов обучения. В отличие от традиционных систем оценивания, ограничивающихся только фиксацией итоговых баллов, Scoring Module а) реализует многофакторный анализ образовательного процесса, что позволяет формировать индивидуальные образовательные траектории на основе глубокого понимания когнитивных паттернов каждого студента; б) организован как многоуровневая система, включающая систему сбора данных, отслеживающей более 20-ти различных показателей активности студента в реальном времени. По аналогии с системой Purdue Course Signals, которая успешно применялась для прогнозирования успеваемости на основе разнообразных индикаторов вовлеченности, Scoring Module регистрирует широкий спектр взаимодействий студента с платформой. Вот примеры таких индикаторов:

1) время, затраченное на изучение материалов (общее и по отдельным разделам);

2) паттерны навигации между страницами контента;

3) частоту и длительность учебных сессий;

4) интенсивность взаимодействия с интерактивными элементами;

5) детальную статистику видеопросмотров (прокрутки, паузы, повторы);

6) метрики работы с практическими заданиями (время до первой попытки; количество попыток; относительное количество правильно выполненных заданий; зависимость качества решённых задач от количества обращений к ключевому понятию);

7) показатели социального взаимодействия (количество комментариев; активность на форумах; вовлечённость в групповую работу; количество откликов на дидактическую реплику студента).

Такой подход используется в существующих разработках, показывающих, что анализ цифровых следов учащихся позволяет с высокой точностью прогнозировать академические результаты (URL: https://er.educause.edu/articles/2011/9/penetrating-the-fog-analytics-in-learning-and-education).

Аналитический движок с ML-моделями обрабатывает собранные данные с применением комбинации алгоритмов машинного обучения. Исследования в области образовательного интеллектуального анализа данных (educational data mining) свидетельствуют о превосходстве ансамблевых моделей над одиночными алгоритмами при прогнозировании образовательных результатов. В соответствии с этими выводами, аналитический движок LADAP применяет:

• кластерный анализ для выявления устойчивых поведенческих паттернов, подобно методологии, использованной для определения различных типов вовлечения студентов (URL: https://doi.org/10.1145/2460296.2460330);

• ансамблевые модели прогнозирования успеваемости (сочетание Random Forest, Gradient Boosting и нейросетевых подходов), аналогично системе OU Analyse Открытого университета Великобритании, где комбинация нескольких алгоритмов показала более высокую точность предсказания, чем любая модель в отдельности (URL: http://www.laceproject.eu/learning-analytics-review/analysing-at-risk-students-at-open-university/);

• вероятностные модели для раннего выявления риска отсева. основанные на подходах, показавших эффективность уже к третьей неделе онлайн-курса (URL: https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/9620).

Модуль когнитивного профилирования – компонент, отличающий LADAP от ана-

логичных систем. Данный модуль выходит за рамки традиционной аналитики обучения, дополняя ее элементами когнитивной диагностики (URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7_4). На основе анализа поведенческих паттернов и результатов выполнения специальных диагностических заданий модуль позволяет осуществить следующие действия: 1) определяет доминирующие когнитивные механизмы восприятия информации; 2) выявляет оптимальное время суток для продуктивной работы на основе хронологических паттернов активности; 3) анализирует устойчивость внимания и факторы, влияющие на его концентрацию; 4) идентифицирует предпочтительные форматы подачи материала (визуальный, текстовый, практический, комбинированный).

Система динамической обратной связи передает результаты оценки в другие модули LADAP и предоставляет персонализированную обратную связь всем участникам образовательного процесса. Исследования показывают, что своевременная и содержательная обратная связь является критически важным фактором успешного обучения (URL: https://doi.org/10.3102/003465430298487).

Перейдем к «Системе лабораторных работ» (Laboratory Work Module). Практическое применение полученных студентами знаний реализуется через интерактивную среду, позволяющую обучающимся работать с симуляциями, виртуальными лабораториями и реальными проектами. Особенность модуля заключается в динамической адаптации содержания и сложности практических заданий в соответствии с текущим уровнем подготовки студента. Аналогичные подходы успешно применяются в таких системах, как Labster и Quanser QLabs, где высокореалистичные симуляции обеспечивают практическое освоение сложных технических концепций без необходимости доступа к дорогостоящему оборудованию (URL: https://www.labster.com/guides/evidence-labster-virtual-labs-work).

И последний модуль – «Система мотивации» (Motivation Module), инновационный компонент платформы, применяющий спиральный подход к активации внутренних мотивационных триггеров (своеобразных «спусковых крючков», запускающих внутренние механизмы мотивации, которые зависят от потребностей, ценностей и целей индивида). Модуль анализирует психологический профиль студента и подбирает оптимальные стимулы для поддержания устойчивого интереса к обучению. Учет индивидуальных мотивационных факторов значительно повышает вовлеченность учащихся в образовательный процесс и снижает риск преждевременного прекращения обучения (URL: https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2020.101860). В основе Motivation Module лежит концепция спирального подхода к развитию мотивации, которая опирается на фундаментальные представления о деятельности как способе познания собственной индивидуальности. Этот подход исходит из понимания того, что мотивация не является статичным состоянием, а представляет собой динамический процесс, развивающийся по спирали, где каждый новый виток обеспечивает более глубокое осознание личностью своих истинных мотивов и потребностей.

Нами была проверена гипотеза инвазивных смыслов, основанная на предположении, что мотивационные механизмы формируются на основе инвазивных (привнесенных извне) смыслов, которые определяют законы объединения нейронных структур и установления связей между объектами познания. Это позволяет выстраивать мотивационные стратегии, учитывающие нейрофизиологические аспекты обучения. Гипотеза инвазивных смыслов также указывает на важность понимания механизмов внутреннего опосредования интеллектуальных усилий, что, в свое время, отмечал Э.Ч.Толмен, предложив целый набор «промежуточных переменных» в когнитивном необихевиоризме. На платформе LADAP такие промежуточные пере-

менные относятся как к содержанию обучения (персонализированный граф учебного материала), так и к процессуальной части (взаимодействие с интерактивными элементами, социальное действие). Похожая идея принадлежит В.П.Зинченко, считавшему, что внешние причины возникновения интеллекта действуют через внутренние условия, которые, в сущности, и создает адаптивная дидактика, реализуя на практике использование «принципа детерминизма» психики [7]. При этом опосредование психики означает включенность всех психических актов, процессов, функциональных новообразований, персональных конструктов в культурный контекст персонализированного обучения, направленного на создание уникального культурного продукта средствами адаптивной дидактики. Заметим, что познавательными средствами в данном случае выступают как орудия труда, предметы быта, знаки, соединенные в соответствующие знаковые системы и образующие «язык впервые» в своем цифровом исполнении, овеществленный смыслами и ценностями, снабженный подходящими дидактическими мифами. Как видим, набор артефактов самый разнообразный и допускает языковое расширение через соответствующую коннотацию, что предопределяет самоорганизацию содержания персонализированного обучения. Студент при этом осуществляет свою деятельность, трояко опосредованную. Во-первых, «значимым Другим», допустим, авторитетным педагогом; во-вторых, семиотическим артефактом как знаковой системой, принятой на данной образовательной платформе, что, по мнению П.Я.Гальперина, важно для поэтапного формирования умственных действий [8]; в-третьих, техническим обеспечением (в нашем случае LADAP), присутствующим в виде «культурного орудия», если вспомнить терминологию Л.С.Выготского [9].

В завершение представим обоснование существующих и возникающих инноваций. Преимущество LADAP заключается в принципиально ином подходе к организации образовательного процесса, где центральным элементом становится не учебный материал, а способность и готовность студента к самообучению. Представленная схема образовательного цикла LADAP наглядно демонстрирует этот подход (рис. 2).



Рис. 2. Образовательный цикл LADAP / Fig. 2. Educational cycle LADAP

Knowledge Module применяет передовые методы NLP для автоматизированного построения графа знаний из образовательных материалов. При этом используется гибридная система извлечения сущностей и отношений, сочетающая: нейросетевые модели NER (Named Entity Recognition), специально дообученные на корпусе технической и образовательной документации; трансформерные архитектуры для выявления семантических связей между концепциями; правила и эвристики, кодирующие специфику образовательных отношений. Механизм выявления имплицитных когнитивных отношений позволяет автоматически определять скрытые связи между концепциями, явно не указанные в исходных материалах. Многоуровневое объединение контента позволяет генерировать сжатые версии описаний концепций разной степени детализации (от краткого определения до развернутого объяснения).

Knowledge Module LADAP реализует несколько ключевых инноваций в сфере образовательных технологий.

1. В отличие от большинства обучающих систем, где структура курса задается вручную, LADAP выстраивает онтологическую модель предметной области автоматически на основе анализа технической документации. Это позволяет быстро адаптировать систему к новым предметным областям без длительного процесса разработки курса, создавая целостную структуру знаний (URL: https://smythos.com/ai-industry-solutions/education/knowledge-graphs-in-education/https://www.purdue.edu/uns/x/2009b/090827ArnoldSignals.html).

2. Когнитивное моделирование освоения знаний учитывает не только факт изучения материала, но и когнитивные аспекты его усвоения: устойчивость знаний во времени; степень понимания логических взаимосвязей; способность применять концепции в различных контекстах. Это обеспечивает более глубокую персонализацию обучения.

3. Семантическая связность образовательного пространства позволяет отойти от курсов с жесткой структурой; граф знаний создает многомерное пространство, где студент может перемещаться по различным траекториям, сохраняя целостное понимание предмета. Система визуализирует эти связи, помогая обучающемуся формировать комплексную ментальную модель изучаемой области.

4. Масштабируемость и самообучаемость как новая архитектура модуля предусматривает постоянное обогащение и уточнение графа знаний на основе обновленных материалов и обратной связи с пользователями. Система выявляет и корректирует неточности в автоматически построенной модели, что повышает качество обучения с течением времени.

Scoring Module LADAP также выделяется рядом инновационных характеристик, выходящих за рамки существующих подходов к оценке образовательных результатов. Модуль содержит упреждающий анализ вместо ретроспективного: система не только фиксирует историю обучения, но и прогнозирует вероятные траектории развития, применяя модели глубокого обучения (LSTM, GRU) для анализа временных рядов образовательной активности. Этот подход основан на современных исследованиях, которые демонстрируют, что рекуррентные нейронные сети способны выявлять сложные временные паттерны в поведении студентов и предсказывать результаты обучения с высокой точностью. Практические испытания показали возможность выявления потенциальных проблем на ранних стадиях (после 2–3 недель обучения) с точностью до 80%, что значительно превосходит возможности традиционных систем оценивания (URL: https://doi.org/10.1186/s41239-019-0172-z).

Motivation Module использует ряд инновационных технологических подходов для формирования и поддержания устойчивой мотивации обучающихся. Среди основных – многофакторная мотивационная модель. Эта система формирует и визуализирует индивидуальные мотивационные профили, позволяющие обучающимся наглядно представить структуру своей мотивации и осознанно работать с ней. Ключевым элементом

здесь выступает разработанный нами «Квадрат самонаведения на цель», который позволяет отобразить сложные взаимосвязи между внутренними и внешними факторами мотивации в виде простой и понятной схемы.

Инструменты картирования мышления реализованы нами в системе интеллект-карт педагогического проекта «ЯСИЛА», что помогло обучающимся систематизировать свое мыслительное пространство и выявить смысловые связи между различными аспектами учебной деятельности. Важным технологическим аспектом является возможность двух способов заполнения карты – по секторам и по событиям, что обеспечивает комплексное представление индивидуальной мотивационной структуры [10; 11].

Адаптивные системы обратной связи – модуль, обеспечивающий персонализированную обратную связь, учитывающий индивидуальные особенности восприятия и реагирования на различные типы мотивационных воздействий. Система анализирует эффективность применяемых мотивационных стратегий и автоматически корректирует их на основе реакции обучающегося.

Механизмы геймификации с адаптивной сложностью также могут быть реализованы с помощью системы игровых элементов, динамически адаптирующихся к уровню компетентности и мотивации обучающегося. Важной особенностью является то, что геймификация не ограничивается поверхностными стимулами (баллы, бейджи), а интегрирована с глубинными мотивационными структурами, выявленными с помощью «Квадрата самонаведения» и интеллект-карты «ЯСИЛА» [10].

Целостный подход к мотивации не ограничивается отдельными психоэмоциональными техниками, а представляет собой комплексную систему, учитывающую взаимосвязь между различными аспектами мотивации: когнитивными, эмоциональными, социальными и нейрофизиологическими. Это позволяет создать по-настоящему эффективную мотивационную среду, способствующую устойчивому интересу к обучению.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Дахин А.Н.* Педагогика больших языковых моделей // Педагогика. 2025. № 2. С. 5–16.

2. *Гадамер Х.-Г.* Истина и метод: Основы философской герменевтики. М.: Прогресс, 1988. 704 с.

3. *Кузьмина Н.В.* Понятие «педагогической системы» и критерии ее оценки // Методы системного педагогического исследования. М.: Народное образование, 2002. С. 7–52.

4. *Вербицкий А.А.* Теория и технологии контекстного образования: Учеб. пособие. М.: МПГУ, 2017. 268 с.

5. *Матюшкин А.М.* Проблемные ситуации в мышлении и обучении. М.: Просвещение, 1972. 241 с.

6. *Махмутов М.И.* Проблемное обучение: Основные вопросы теории. М.: Педагогика, 1975. 238 с.

7. *Зинченко В.П.* Нужно ли преодоление постулата непосредственности? // Вопросы психологии. 2009. № 2. С. 3–20.

8. *Гальперин П.Я.* Психология мышления и учение о поэтапном формировании умственных действий // Исследование мышления в советской психологии. М.: Наука, 1966. С. 236–277.

9. *Выготский Л.С.* Психология. М.: ЭКСМО-Пресс, 2000. 1008 с.

10. *Ненашев М.Б., Дахин А.Н.* Мотивация – ценность – деятельность // Народное образование. 2025. № 1. С. 183–192.

11. *Ненашев М.Б., Дахин А.Н.* Обучение общению или Наша практика коммуникаций // Народное образование. 2024. № 8. С. 75–87.

Дата поступления – 08.04.2025

Personalized machine learning

Mikhail B. Nenashev – expert in integrated management systems and software development (Saint Petersburg, Russia); nenashevmichael@gmail.com

Alexander N. Dakhin – Dr. Sci. (Pedagogics), professor, Novosibirsk Military Order of Zhukov Institute named after Army General I.K.Yakovlev of the National Guard Troops of the Russian Federation (Novosibirsk, Russia); dakhin@mail.ru

Abstract. *The article presents the concept of an adaptive learning platform that uses machine learning and artificial intelligence methods for personalization of the educational process. The authors examine the problem of the need for continuous educational development in the modern context of rapidly changing technologies. The paper analyzes existing educational platforms with AI elements and identifies their limitations: fragmentation of approaches, difficulties in structural representation of didactic units, and problems with integrating pedagogical activities. The authors propose architectural principles for the LADAP platform, including five interconnected components, with the Knowledge Module being central, implementing Retrieval-Augmented Generation technology. The concept aims to create a unified approach to designing educational systems for personalized learning that can be flexibly adapted to students' cultural preferences and effectively solve a complex of educational tasks.*

Key words. *Adaptive didactics, machine learning, personalized learning, large language models, knowledge graph, motivational spiral.*

REFERENCES

1. *Dahin A.N.* Pedagogika bol'shih yazykovyh modelej [Pedagogy of large language models]. *Pedagogika* [Pedagogics]. 2025. No. 2. P. 5–16.

2. Gadamer H.-G. Istina i metod: Osnovy filosofskoj germenevtiki [Truth and method: Fundamentals of philosophical hermeneutics]. Moscow: Progress, 1988. 704 p.

3. *Kuz'mina N.V.* Ponyatie «pedagogicheskoj sistemy» i kriterii ee ocenki [The concept of "pedagogical system" and the criteria for its assessment]. *Metody sistemnogo pedagogicheskogo issledovaniya* [Methods of systemic pedagogical research]. Moscow: Narodnoe obrazovanie, 2002. P. 7–52.

4. *Verbickij A.A.* Teoriya i tekhnologii kontekstnogo obrazovaniya: Ucheb. posobie [Theory and technology of contextual education: Textbook]. Moscow: MPGU, 2017. 268 p.

5. *Matyushkin A.M.* Problemnye situacii v myshlenii i obuchenii [Problem situations in thinking and training]. Moscow: Prosveshchenie, 1972. 241 p.

6. *Mahmutov M.I.* Problemnoe obuchenie: Osnovnye voprosy teorii [Problem training: the main issues of theory]. Moscow: Pedagogika, 1975. 238 p.

7. *Zinchenko V.P.* Nuzhno li preodolenie postulata neposredstvennosti? [Is it necessary to overcome the postulate of immediacy?]. *Voprosy psihologii* [Questions of psychology]. 2009. No. 2. P. 3–20.

8. *Gal'perin P.Ya.* Psihologiya myshleniya i uchenie o poetapnom formirovanii umstvennyh dejstvij [The psychology of thinking and the doctrine of the phased formation of mental actions]. *Issledovanie myshleniya v sovetskoj psihologii* [Research of thinking in Soviet psychology]. Moscow: Nauka, 1966. P. 236–277.

9. *Vygotskij L.S.* Psihologiya [Psychology]. Moscow: EKSMO-Press, 2000. 1008 p.

10. *Nenashev M.B., Dahin A.N.* Motivaciya – cennost' – deyatel'nost' [Motivation – value – activity]. *Narodnoe obrazovanie* [Public education]. 2025. No. 1. P. 183–192.

11. *Nenashev M.B., Dahin A.N.* Obuchenie obshcheniyu ili Nasha praktika kommunikacij [Training in communication or Our practice of communications]. *Narodnoe obrazovanie* [Public education]. 2024. No. 8. P. 75–87.

Submitted – 08.04.2025