

Современные адаптивные и интеллектуальные цифровые системы обучения: механизмы и потенциал

Константин Скворчевский, Ольга Дятлова

Статья поступила в редакцию в январе 2024 г. **Скворчевский Константин Анатольевич** — доктор технических наук, кандидат философских наук, профессор Учебно-научного центра гуманитарных и социальных наук, Московский физико-технический институт. Адрес: 141701 Московская область, г. Долгопрудный, Институтский переулок, 9. E-mail: niirpo@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8878-8554> (контактное лицо для переписки)

Дятлова Ольга Вадимовна — кандидат экономических наук, главный специалист, НБК «Космософт». E-mail: dyatlovaolga@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4831-2594>

Аннотация Адаптивные и интеллектуальные образовательные системы позволяют учащимся получать образование, соответствующее их индивидуальным потребностям и способностям. Для эффективного обучения необходимо не только качественное содержание курса, но и персонализированный подход к обучающимся, который адаптивные системы способны предоставить. Кроме того, цифровые инструменты способны сгладить кадровый дефицит на всех уровнях рынка образовательных услуг.

В статье рассмотрены необходимые элементы адаптивной образовательной системы: модель домена знания, модель пользователя, модель адаптации и модель объяснения. Обсуждается влияние каждого из них на эффективность существующих и потенциально возможных систем. Особое внимание уделено индивидуальным характеристикам, которые создатели адаптивных систем используют для построения модели пользователя. Анализируются методы оценки этих характеристик и способы повышения точности их идентификации. Предложены не используемые в настоящее время механизмы адаптивности, которые ориентированы на овладение в большей степени новыми средствами и инструментами, чем знаниями как таковыми. В частности, рассмотрено взаимодействие «человек — компьютер», включающее индивидуальный и групповой формат, с участием как учащегося, так и преподавателя.

В заключение обсуждаются перспективы использования искусственного интеллекта и коллаборативных инструментов в создании и улучшении адаптивных систем, обосновывается необходимость междисциплинарного взаимодействия и учета сложных моделей когнитивных процессов при их создании и тестировании.

Ключевые слова адаптивные образовательные системы, интеллектуальные образовательные системы, модель пользователя, искусственный интеллект

Для цитирования Скворчевский К.А., Дятлова О.В. (2024) Современные адаптивные и интеллектуальные цифровые системы обучения: механизмы и потенциал. *Вопросы образования / Educational Studies Moscow*, № 3 (2), сс. 299–337. <https://doi.org/10.17323/vo-2024-19751>

Modern Adaptive and Intelligent Digital Learning Systems: Mechanisms and Potential

Konstantin Skvorchevsky, Olga Dyatlova

Konstantin A. Skvorchevsky — Doctor of Sciences in Technic, Candidate of Sciences in Philosophy, Professor, Humanities and Social Sciences Center, Moscow Institute of Physics and Technology. Address: 9 Institutskiy lane, 141701 Dolgoprudny, Moscow region, Russian Federation. E-mail: niirpo@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8878-8554> (corresponding author)

Olga V. Dyatlova — Candidate of Sciences in Economy, Head Specialist, Research and Development Company “Kosmosoft”. E-mail: dyatlovaolga@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4831-2594>

Abstract Adaptive educational systems are becoming increasingly promising in the modern world, as they allow students to receive education that meets their individual needs and abilities. Effective learning requires not only high-quality content, but also a personalized approach, which adaptive systems are capable of providing. Additionally, digital tools are able to mitigate the shortage of personnel at all levels of the education market.

This article examines the necessary elements of an adaptive system — the knowledge domain model, the user model, adaptivity mechanism, and explanation model — and the impact of each on the potential effectiveness of existing and potentially possible systems. Special attention is paid to the individual characteristics that creators of adaptive systems use to build a user model. These characteristics can be grouped into 4 categories corresponding to cognitive, affective, behavioral/psychomotor, and mixed domains. The article analyzes methods for determining user characteristics and possible ways to identify them more accurately.

The article also proposes currently unused adaptivity mechanisms that focus more on mastering new tools and instruments rather than knowledge per se. In particular, it explores human-computer interaction in both individual and group formats, involving both students and teachers. In conclusion, the prospects of using artificial intelligence and collaborative tools in creating and improving adaptive systems are described, emphasizing the need for interdisciplinary collaboration and consideration of complex cognitive process models while creating and testing the systems.

Keywords adaptive learning systems, intelligent tutoring systems, user model, artificial intelligence

For citing Skvorchevsky K.A., Dyatlova O.V. (2024) Modern Adaptive and Intelligent Digital Learning Systems: Mechanisms and Potential. *Voprosy obrazovaniya / Educational Studies Moscow*, no 3 (2), pp. 299–337 (In Russian). <https://doi.org/10.17323/vo-2024-19751>

Системы образования по всему миру активно интегрируют в процесс обучения цифровые технологии, соответствующие программы уже действуют как в РФ¹, так и в других странах². На рынок Ed-

¹ Федеральный проект «Цифровая образовательная среда»: <https://edu.gov.ru/national-project/projects/cos/> (дата обращения: 03.08.2024).

² U.S. Department of Education Office of Educational Technology (2024) National Educational Technology Plan: <https://tech.ed.gov/netp/>; Ministry of Education

Tech сегодня приходится 270 млрд долларов из 6,5 трлн — доли образования как отрасли мирового хозяйства (6% мирового ВВП) [Ручков, 2022]. Цифровые технологии — перспективное средство решения задачи, сохраняющей актуальность уже не первое десятилетие: создания системы персонализированного образования, доступного всем. Эффективность обучения зависит от того, насколько конкретному учащемуся подходит образовательный продукт [Gašević et al., 2016]. Добиться устойчивого качества обучения, одновременно персонализированного и массового, можно при помощи разных классов продуктов: агрегаторов онлайн-курсов и адаптивных и интеллектуальных образовательных веб-систем (АИОС).

Агрегаторы онлайн-курсов — это системы управления обучением (*learning management system*, LMS) и образовательные онлайн-платформы (*online learning platforms*). Системы управления обучением разработаны таким образом, что каждый провайдер образовательных продуктов на базе стандартной версии создает отдельную небольшую площадку, на которой публикует курс [Шершнева, Вайнштейн, Кочеткова, 2018]. Широко известны такие системы управления, как *Moodle*, *EdX*, *Canvas*. Платформы предоставляют провайдерам онлайн-курсов единую площадку для размещения их образовательных продуктов и могут работать по всему миру (*Coursera*, *Udacity*) или в отдельных странах (российские *OpenEdu* и *Stepik*, китайские *ShareCourse* и *XuetangX*). Основная черта этих решений — ограниченность функционала, что особенно характерно для образовательных онлайн-платформ, на которых отсутствует даже возможность кастомизировать систему, встроив готовые дополнительные модули или создав собственные, как в LMS.

Адаптивные и интеллектуальные образовательные веб-системы представляют собой технические решения, способные по-разному взаимодействовать с пользователями в зависимости от их характеристик или поведения. Любые эффективные технологии уменьшают нагрузку на преподавателя, и АИОС не являются исключением. Предельная точка в этом процессе — полное исключение из процесса обучения человека, который учит. Чтобы понять, как этого добиться и стоит ли это делать, необходима педагогическая модель живого процесса обучения, ее аналог для ситуации, в которой технологии частично или полностью замещают преподавателя, а также механизмы, за счет которых этого можно достичь.

Каждый продукт из класса АИОС имеет собственный интерфейс и архитектуру, поэтому механизмы, обеспечивающие их адаптивность, разнообразны и потенциально предоставляют ши-

of China (2023) Action Plan for Deepening the Reform of Basic Education Curriculum Teaching: https://www.edu.cn/xxh/focus/zc/202306/t20230607_2431262.shtml (дата обращения: 03.08.2024).

рокие возможности для персонализации образовательного опыта и, следовательно, делегирования обязанностей преподавателя технологиям. Архитектура АИОС предполагает четыре ключевых компонента: модель домена, модель пользователя, модель объяснения и модель адаптации. Модель домена эквивалентна предметной области и представляет собой связанный набор понятий. Модель пользователя — совокупность связанных между собой характеристик и данных о пользователе, на основе которой система выбирает способ взаимодействия. Модель объяснения — тот набор педагогических техник и приемов, которые система использует при изложении материала, предъявлении и проверке заданий. Модель адаптации — правила и методы сбора, использования данных, а также выбора действий по отношению к пользователю. Правила и методы сбора и использования данных о пользователе мы называем механизмом адаптации. Другими словами, это понятие подразумевает характер собираемых данных, технологии и правила их обработки.

Зарубежные исследования механизмов адаптации в АИОС посвящены системам для изучения языка [Slavuj, Meštrović, Kovačić, 2017], выявлению персональных характеристик как основы для персонализации [Normadhi et al., 2019], классификации подходов к адаптивности [Ennouamani, Mahani, 2017], однако все эти работы выполнены специалистами в области компьютерных наук и не содержат детального анализа механизмов адаптивности с точки зрения педагогики и соотнесения работы механизмов адаптивности с процессом обучения. Работы отечественных исследователей по данной теме малочисленны и посвящены адаптивным системам как феномену [Голубева, 2022], тестирующим системам [Мецлер, 2023], методикам их внедрения [Ткачева, Смык, 2023]. Нам не удалось найти среди публикаций последних лет обобщающих работ, в которых рассматривались бы технологии и механизмы адаптивности и направления их совершенствования.

В этой статье представлен обзор механизмов адаптации в АИОС, созданных за последние полтора десятка лет, и их анализ с позиций педагогики, имеющий целью определить направления развития таких систем. Первый раздел посвящен истории развития адаптивных и интеллектуальных образовательных систем и их связи с соответствующими технологиями, во втором описана модель традиционного процесса обучения и его специфические черты, затрудняющие эквивалентную организацию процесса с применением только АИОС. В третьем разделе рассмотрена обобщенная модель АИОС, в том числе правила и методы сбора и использования данных о пользователе, на основе которых затем будет построено персонализированное взаимодействие (механизм адаптации), а в четвертом разделе с учетом обобщенной модели АИОС и модели процесса обучения проведен анализ сце-

нариев возможного применения технологии в образовании. Пятый раздел завершает статью и посвящен перспективным направлениям развития адаптивных механизмов АИОС.

1. История развития адаптивных интеллектуальных образовательных веб-систем и сопутствующих технологий

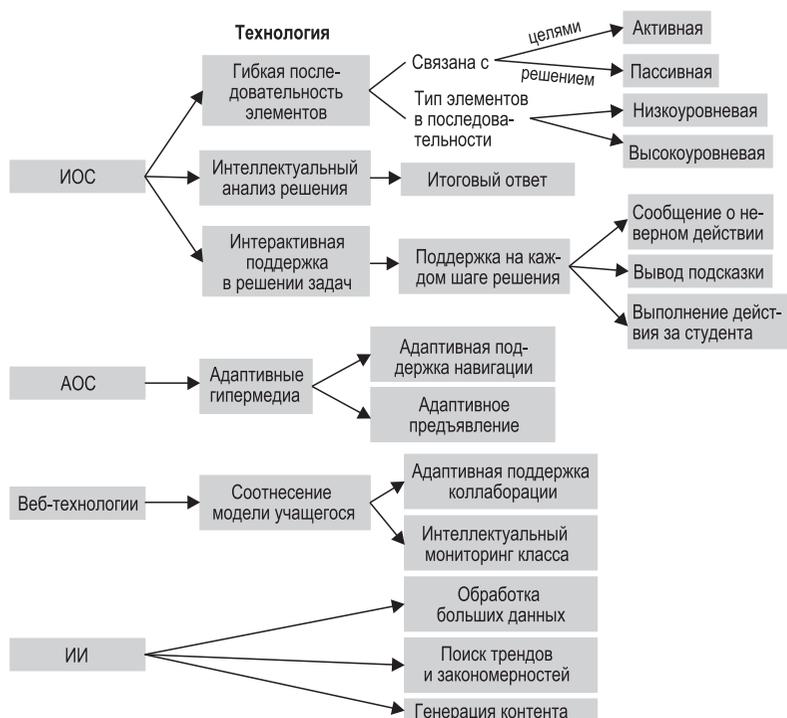
Компьютерные технологии начали массово применяться в образовании уже в конце прошлого века. Тем самым было положено начало обучению с помощью компьютера (*computer-assisted education*), и в результате появились системы обучения с поддержкой компьютера (*computer-assisted instruction systems*) — интегрированные технические решения, состоящие из нескольких специальных компонентов [Brusilovsky, 1992]. Эти системы помогают преподавателю объяснять новый материал, предъявлять примеры, давать задания и проверять их выполнение. Для создания эффективной интегрированной системы недостаточно просто совместить образовательную систему, цифровую среду и электронный учебник [Ibid.]. Критически важно анализировать и хранить историю взаимодействия учащегося с каждым элементом в модели пользователя — способе категоризации, который позволяет принимать решения о действиях в отношении пользователя. Именно эта модель в дальнейшем позволяет адаптировать систему к каждому учащемуся.

Технологии искусственного интеллекта дали толчок появлению систем следующего поколения — интеллектуальных образовательных систем. Первые такие системы были ориентированы на обучение программированию [Anderson, Conrad, Corbett, 1989] и математике [Koedinger et al., 1997], и это не случайно: программирование подразумевает обязательное использование компьютерных технологий [Brusilovsky, 1992], и дополнить уже существующую систему образовательным модулем, который удовлетворяет определенные потребности, в разы проще и дешевле, чем создать с нуля абсолютно новую, а потом убедить участников процесса обучения использовать именно ее, вместо того чтобы действовать привычным способом, при помощи ручки и бумаги. Кроме того, при обучении программированию преподаватели столкнулись с рядом проблем, решить которые они были не в силах: слишком многочисленные классы не давали возможности уделить достаточное внимание каждому ученику, нередко у учащихся обнаруживалось незнание математики уровня начальной школы, отсутствовали навыки чтения необходимого уровня и не было достаточной мотивации к освоению программирования. На помощь пришли электронные образовательные системы³.

³ Association for Computing Machinery Special Interest Group on Computer-Human Interaction (1988) Intelligent Tutoring Systems: The ACT Project: https://www.youtube.com/watch?v=boDH_pW14B0 (дата обращения: 06.08.2024).

П. Брусиловский в обзоре, посвященном АИОС, отмечает, что первые из них, интеллектуальные образовательные системы (ИОС), обеспечивали гибкую последовательность образовательных элементов — материалов для изучения и заданий, интеллектуальный анализ решений учащегося и интерактивную поддержку в решении задач [Brusilovsky, 1999]. Появление технологии адаптивных гипермедиа позволило создавать системы с адаптивным контентом — адаптивные образовательные системы (АОС) (рис. 1).

Рис. 1. Адаптивные технологии в АИОС



1.1. Адаптивные технологии в интеллектуальных образовательных системах

1.1.1. Гибкие последовательности

Обеспечение гибкой последовательности образовательных элементов может быть активным и пассивным. Технология пассивной последовательности включается в процесс, если учащийся не может решить задачу или допускает ошибку в решении. Активная последовательность требует образовательной цели как набора понятий или тем, которые должен освоить пользователь, и строит к ней ближайший путь. Цели могут быть фиксированными или регулируемые, доступными для корректировки преподавателем или самим учащимся. Гибкие последовательности обеспечивают механизмы низкого и высокого уровня. Низкоуровневые последовательности определяют следующее задание (задача, пример, тест), высокоуровневые — следующую учебную цель второ-

го уровня (понятие, набор понятий, тему или урок для изучения). Часто высокоуровневые и низкоуровневые последовательности обеспечиваются разными механизмами, например пользователь выбирает урок для изучения, а система определяет последовательность заданий.

Технология гибких последовательностей — самая старая технология для ИОС и использована практически во всех системах такого типа.

1.1.2. Технологии поддержки решения задач

Интеллектуальный анализ решения (*intelligent solution analysis*) оперирует только итоговым ответом к задаче независимо от способа его получения.

Интерактивная поддержка в решении (*interactive problem solving support*) как технология мощнее: она позволяет не только сообщать учащемуся о неверном действии, но также предоставлять подсказку или выполнять действие за него. Системы, созданные с применением этой технологии, отслеживают действия учащегося, интерпретируют их и используют эту интерпретацию, чтобы осуществлять поддержку и обновлять представления о пользователе. Классический пример такой системы — LISP-TUTOR [Anderson, Conrad, Corbett, 1989].

Технология решения задач по образцу (*example-based problem solving*) помогает учащемуся справляться с заданием, используя предыдущие успешные случаи решения [Brusilovsky, Schwarz, Weber, 1996].

1.2. Адаптивные технологии в адаптивных гипермедиа-системах

Адаптивные гипермедиа (*adaptive hypermedia*) позволяют подстраивать контент под пользователя и связаны с возникновением адаптивных гипермедиа-систем (*adaptive hypermedia systems*, AHS) — первые из них появились в 1996 г. [Brusilovsky, Schwarz, Weber, 1996]. Этот подход объединяет две технологии: адаптивное предъявление и поддержку в адаптивной навигации. Технология адаптивной поддержки навигации (*adaptive navigation support*) предполагает изменение внешнего вида видимых ссылок и похожа на технологию гибких последовательностей, но обеспечивает более широкие возможности, поскольку может направлять учащегося как прямым, так и косвенным образом. Самые популярные варианты использования технологии — прямое руководство, адаптивная аннотация ссылок и адаптивное скрытие ссылок.

В случае прямого руководства система информирует учащегося, какая из ссылок на странице приведет к самой подходящей в гиперпространстве (то, какая страница окажется самой подходящей, зависит от знаний и целей пользователя). Технология отличается от гибкой последовательности тем, что может создать

ссылку на страницу, которая будет сгенерирована из базы знаний системы, и попасть на нее можно только через ссылку.

Один из популярных вариантов использования адаптивной поддержки навигации — аннотация. Другой вариант — адаптивное скрытие и отключение, он предполагает невозможность перейти по ссылке к материалу, который пользователь еще не готов изучать.

Технология адаптивного предъявления (*adaptive presentation*) позволяет адаптировать контент гипермедиа-страницы к целям, знаниям и другой информации о пользователе. Эти страницы не статичны, они адаптивно генерируются или собираются из частей других страниц.

1.3. Веб-технологии в веб-образовании

В отличие от связанных с ИОС и АОС, эта группа технологий появилась уже в эпоху существования интернета, и первой из них была технология соотнесения моделей (*student model matching, model matching*). Принцип ее работы — сравнение наборов данных разных учащихся в режиме реального времени. Интеллектуальные и адаптивные образовательные системы имеют дело с данными только по одному пользователю в текущий момент времени, поэтому не могут работать с применением этой технологии. Данные из веб-систем централизованно хранятся на сервере, поэтому и возникает возможность соотносить данные разных пользователей. Технологию используют, в частности, для обеспечения адаптивной коллаборации и интеллектуального мониторинга класса.

Обеспечение адаптивной коллаборации подразумевает использование данных об учащих, чтобы создавать различные группы для совместной работы. Интеллектуальный мониторинг класса также возможен благодаря технологии сравнения данных пользователей, однако главная идея здесь — поиск не совпадений, а расхождений. Цель состоит в том, чтобы выявить тех, кто очень сильно отличается от остальных: слишком быстро или слишком медленно прогрессирует, взаимодействует с гораздо меньшим, чем остальные учащиеся, количеством материала. Такое резкое отличие — сигнал, что учащемуся нужно больше внимания, чем остальным, больше заданий, более подробные объяснения или стимул, чтобы бросить вызов прокрастинации и взяться за дело.

1.4. Современные технологии искусственного интеллекта в адаптивных образовательных системах

Алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ) активно используют при создании образовательных систем с конца прошлого века, а в последнее десятилетие их бурное развитие обеспечило широкий спектр новых возможностей.

Системы обучения с поддержкой искусственного интеллекта обеспечивают более насыщенную среду обучения, немедленную

обратную связь, гибкость в контроле процесса обучения и ускоренное развитие учащихся [Gligorea et al., 2023; Ruiz-Rojas et al., 2023]. Системы искусственного интеллекта могут обрабатывать большие объемы данных, учиться на закономерностях и опыте, а также делать прогнозы и давать рекомендации [Kabudi, Pappas, Olsen, 2021]. Учитывая таланты и способности каждого учащегося, а также академические трудности, которые он испытывает, ИИ позволяет применять разные методы обучения в рамках одной среды. Метаанализ работ, посвященных использованию одной из технологий ИИ, а именно машинного обучения, в образовательных системах, дает представление о возможностях его применения для решения различных образовательных задач [Gligorea et al., 2023]. Наивный байесовский классификатор, обучение с подкреплением, условные порождающие состязательные сети, глубокие нейросети и многие другие современные методы помогают адаптировать контент, прогнозировать академическую успеваемость, отображать пробелы в знаниях и предлагать динамические оценки. Благодаря этой комбинации технологий платформы онлайн-обучения постоянно меняют образовательный процесс, делая его персонализированным, проактивным и чувствительным к индивидуальным потребностям учащихся. По результатам этого метаанализа выделены преимущества и недостатки использования методов машинного обучения в адаптивных обучающих системах (рис. 2).

Рис. 2. Преимущества и ограничения применения машинного обучения в образовательных системах

Ограничения	Преимущества
Проблема ограниченных данных об учащихся на старте	Динамические рекомендации дополнительных материалов
Сложность объединения нескольких методов машинного обучения	Оптимизированные пути обучения
Обеспечение конфиденциальности и безопасности данных	Быстрая адаптация моделей обучающихся
Интеграция и совместимость с существующей инфраструктурой электронного обучения	Улучшенные системы рекомендаций и таргет учебных материалов
Необходимость постоянного обучения и обновления моделей машинного обучения	Эффективная кластеризация учащихся для разработки индивидуальных стратегий
Разработка, интеграция и обслуживание систем являются дорогостоящими	Определение стилей обучения для улучшения академических прогнозов
Чрезмерная зависимость от технологий — существует риск игнорирования человеческого аспекта образования	

**2. Подход
к анализу
адаптивных
интеллектуальных
образователь-
ных систем**

В этом разделе мы описываем традиционный процесс обучения с его составляющими, чтобы на этой основе сформулировать подход к анализу применения АИОС.

Чтобы внедрение технологий было эффективным и оправданным, при их применении нужно учитывать основные составляющие процесса обучения:

- модель процесса — кто, кого, чему, как и в каком контексте учит;
- какие результаты достигнуты в условиях привычной организации этого или похожих процессов;
- какие проблемы и сложности возникают в условиях привычной организации процесса и почему, какой эффект желаем;
- что планируется изменить;
- обоснование эффективности планируемых мер.

Рассмотрим подробнее каждую из составляющих.

Что касается модели процесса, создатель культурно-исторической теории Л.С. Выготский рассматривал обучение как формирование в контексте социального взаимодействия системы связей, основанной на собственном опыте [Выготский, 2005]. Основу обучения составляет деятельность ученика, а преподаватель направляет и регулирует этот процесс. Другими словами, чтобы обучение принесло желаемые результаты, нужно создать такой контекст, в котором учащийся включится в соответствующую деятельность, осуществит ее и будет иметь возможность контроля и корректировки процесса. Для этого необходимы:

- план обучения — образовательные результаты, задачи, содержание и его деление в формате разделов, глав и параграфов, поэлементная учебная нагрузка. При традиционном обучении этот элемент часто есть в рекомендованном учебнике по предмету или в образовательных стандартах. При отсутствии плана обучения в готовом виде он создается в логике потенциальных образовательных потребностей для выбранной категории учащихся, для данной предметной области и связанных с ней профессиональных или общечеловеческих задач;
- образовательный контент — материалы для изучения в виде текста, видео, изображений, таблиц или диаграмм и задания для отработки и проверки навыков. Основная масса контента в случае обучения с учителем также обычно доступна благодаря учебникам и другим методическим материалам, однако в ряде случаев, как и с планом обучения, может возникнуть необходимость их создания. Обычно есть возможность использовать существующие материалы и адаптировать их содержимое — применить другой стиль изложения, изъять узкоспециальные детали, добавить понятные примеры и аналогии;

- правила, приемы, способы и подходы к проверке навыков и знаний, соответствующие предметной области, задачам и типу контента. Этот элемент модели процесса представляет собой сочетание профессиональных педагогических инструментов, определенным образом организованной образовательной среды и знания предметной области;
- способы вовлечь учащегося в деятельность и не дать ему бросить это занятие. Это самый трудноформализуемый элемент модели процесса, он сильно зависит от опыта, профессиональной квалификации и личностных свойств преподавателя, поскольку разных учеников увлекают разные вещи и на неодинаковый срок, а способы определить, какие именно, как правило, ограничены и ненадежны;
- способ ознакомить учащегося с разнообразием образовательного контента и опыта и научить его свободно ими пользоваться. Преподаваемые дисциплины очень сильно различаются между собой: материалы и приемы, необходимые тому, кто учится рисовать, бесполезны для обучающегося математике, языку или любому другому предмету. И даже хороший преподаватель не всегда может объяснить, как он учит. Он просто укажет на ошибку, покажет правильный способ выполнения действия и создаст условия, в которых учащийся отработает навык. Кроме того, человек может быстро и точно сформулировать принципы правильного действия, опираясь на собственный опыт: в режиме реального времени выделить чувственные ориентиры и объяснить, как это делать, используя именно те слова и фразы, которые отражают человеческий способ взаимодействия с миром. Машина не способна воспринимать мир как человек, а потому не может выделять такие аспекты, которые часто имеют критическое значение для обучения, а то и составляют его суть.

Результаты, которые достигнуты в условиях привычной организации этого или похожих процессов, отражаются в некоторых конкретных показателях, таких как средний балл по группе, отсутствие оценок «неудовлетворительно», количество призовых мест на предметной олимпиаде, удовлетворенность учащихся преподавателем или образовательной организацией по результатам опросов и т.д.

При анализе проблем и сложностей, возникающих в условиях привычной организации обучения, необходимо оценивать их причины и сопоставлять текущее состояние процесса с желаемым эффектом. Независимо от того, в какой среде происходит обучение — традиционной или электронной, — модель процесса должна включать действующие внешние факторы и эффект от изменения их значений. Скажем, слабая академическая успева-

емость в группе может быть вызвана пробелами в знаниях предмета, накопившимися за предыдущие годы, недостаточной квалификацией или отсутствием необходимых личностных качеств у преподавателя, чрезмерным объемом отчетности, которая отнимает время от подготовки к урокам. Одна и та же проблема может быть вызвана разными причинами, и в каждом конкретном случае требуется особое решение.

Планируя изменения, нужно иметь в виду, что для получения результата необходимо предпринимать меры, адекватные сложившейся ситуации. Например, если в группе учащихся продолжительное время отмечаются неудовлетворительные показатели успеваемости, недостаточно квалифицированного преподавателя необходимо обучить справляться с конкретными трудностями, а если обучение длится непозволительно долго, то и снять с преподавания в проблемном классе и назначить в другую группу, а разобраться с текущей проблемой поручить более опытному коллеге. Загруженного отчетностью учителя можно обучить навыкам рационального заполнения документов, снабдить инструкциями к заполнению или освободить от этой обязанности совсем, делегировав ее кому-то другому. Сотрудника, не соответствующего занимаемой позиции, нужно выявить и перевести на другое место или прекратить с ним рабочие отношения. Главное — четко понимать проблему, ее причины и действенные способы решения.

Планируя и внедряя меры, направленные на достижение определенного результата, необходимо привести надежное обоснование убеждения, что эффект будет именно таким, как запланировано, и именно по причине предпринятых мер.

Таким образом, в традиционном обучении и результаты, и проблемы, и сложности во многом обусловлены специфическим человеческим опытом, который невозможно адекватно эксплицировать и передать в формате, доступном технологиям.

3. Обобщенная модель АИОС

3.1. Строеение АИОС

Адаптивные и интеллектуальные образовательные системы состоят из четырех элементов: это модель пользователя, модель домена, модель адаптации и модель объяснения [Shute, Towle, 2003].

Такая структура представлена как в самых ранних работах, посвященных адаптивным и интеллектуальным образовательным системам [Brusilovsky, 1992], так и в более поздних, с той лишь разницей, что модель адаптации и модель объяснения могут быть объединены в один элемент [Alshammari, Anane, Hendley, 2014] (рис. 3).

Модель домена — аналог предметной области, то знание, которое должно быть усвоено в ходе курса, и связанное с ним. Это знание состоит из трех элементов:

- базовый (определения, примеры, дополнительные ссылки, формулы и т.д.) — знание «что»;
- процедурный (пошаговые планы выполнения, связь между шагами, дополнительные операции) — знание «как»;
- концептуальный (связь понятий между собой, а также связь базового и процедурного элементов знания) — знание «почему».

Рис. 3. Составляющие модели адаптивной обучающей системы [Shute, Towle, 2003]



Эта модель более эффективна, если содержит привязку к разным видам содержания наиболее подходящего для каждого из них формата предъявления: например, какой контент лучше представлять в виде текста, какой — в виде презентации, анимации или видео. Связанное с моделью домена понятие «модель контента» определяет требования к содержанию курса. Так, контент должен быть независимым, устойчивым, гибким и масштабируемым. Независимость контента подразумевает способность системы его предъявлять, устойчивость — размещение в интернете и возможность быть представленным многим пользователям одновременно. Гибкость связана с адаптивностью и предполагает наличие разных типов и последовательностей предъявления контента, а масштабируемость — устойчивость системы к возможному повышению требований: к увеличению количества контента, числа элементов, численности пользователей и проч.

Модель пользователя — именно тот элемент системы, на который ориентирована адаптация контента в курсе. Индивидуальные характеристики как часть модели пользователя могут быть определены эксплицитно (например, при помощи опросника) или имплицитно (методом сравнения поведения в системе с данными, предварительно собранными на других пользователях).

Модель объяснения — это педагогический дизайн, в соответствии с которым формируется контент и последовательность его предъявления.

При наличии модели домена, модели пользователя и модели объяснения адаптивный механизм может быть устроен достаточно просто. Сначала в зависимости от потребностей учащегося определяется тема для прохождения и связанный с ней контент, который затем будет предъявляться, пока тема не получит статус пройденной.

Создание адаптивной обучающей системы — многоступенчатый и многоуровневый процесс. Существует множество готовых практических решений, разработанных под определенные задачи обучения, но универсальной идеальной модели нет. В каждом конкретном случае разработка и подбор модели требуют детального рассмотрения домена обучения, особенностей предметной области, характеристик учащихся и желаемых результатов обучения. В качестве практических рекомендаций по выбору механизма адаптации можно отметить некоторые используемые модели, например модель теории ответа на задания (*Item Response Theory*): эта статистическая модель оценивает вероятность правильного ответа на вопрос на основе показателей способностей учащегося и сложности задания [Chen, Lee, Chen, 2005]. Множество других моделей — математических и статистических, с использованием машинного и немашинного обучения — разобраны в обзорах [Eryilmaz, Adabashi, 2020; Pelánek, 2017].

3.2. Современные адаптивные образовательные системы: обзор целевых характеристик

В одной из классификаций основания для адаптивности объединены в четыре группы (рис. 4): когнитивные, аффективные, поведенческие/психомоторные и смешанные [Normadhi et al., 2019].

Рис. 4. Классификация индивидуальных характеристик пользователей, используемых при построении адаптивных образовательных систем



Когнитивные характеристики — все то, что обеспечивает обработку информации за счет критического мышления и способствует созданию и получению знания. Группу составляют стиль обучения, когнитивный стиль, пререквизитное знание, объем рабочей памяти, тип личности и процесс мышления. Для оценки и описания стилей обучения используют разные классификации: Р. Фельдера — Л. Сильверман (четыре шкалы: «сенсорика — интуиция», «визуальная информация — вербальная информация», «активная обработка — рефлексивная обработка», «последовательное понимание — глобальное понимание»), на основании опросника VARK (четыре типа: визуалы, ораторы, кинестетики и читатели), классификацию Я. Вермунта (стили обучения: ненаправленный, ориентированный на воспроизведение, ориентированный на применение, ориентированный на смысл), К. Джексона (пять типов обучающихся в зависимости от когнитивных характеристик: ищущие ощущений, ориентированные на цели достигатели, эмоционально-интеллектуальные достигатели, сознательные достигатели, глубоко обучающиеся достигатели), Д. МакКарти (инновационный, аналитический, здравый смысл, динамический), Д. Колба (активный, теоретический, прагматичный, рефлексивный). Когнитивные стили обычно отражают предпочтение одного полюса шкалы: вербального или зрительного представления информации, холистической или аналитической обработки, рассуждения, зависимого или независимого от контекста.

Для определения типов личности используют модель Большой пятерки или простое отнесение к экстравертам или интровертам. Выделение объема рабочей памяти в качестве значимой характеристики пользователя основано на представлении о сознательном мышлении как о процессе, ограниченном количеством элементов, которыми человек может оперировать [Baddeley, Hitch, 1994].

К аффективным основаниям для обеспечения адаптивности относятся эмоции, психические состояния и вовлеченность. Для определения эмоций выбирают разные комбинации негативных и позитивных психических состояний — набор из дельта, гамма, альфа, тета и бета-состояния [Yamada et al., 2017]. Вовлеченность оценивают по состоянию потока или тупика, по наличию долгосрочного или краткосрочного интереса.

В группу поведенческих/психомоторных оснований для адаптивности входят когнитивные способности и поведение. Под когнитивными способностями имеется в виду рассуждение — индуктивное, дедуктивное и по аналогии [Huang et al., 2013], проактивность и реактивность [Tobarra et al., 2014], паттерны [Köck, Ramamythis, 2010] и опыт пользователя [Santos, Boticario, Pérez-Marín, 2014] — степень вовлеченности и следования рекомендациям.

Смешанные основания для адаптивности включают характеристики из разных групп, например стиль обучения и вовлеченность.

Согласно систематическому обзору исследований [Normadhi et al., 2019], в тройку лидеров среди используемых механизмов адаптивности входят стили обучения из группы когнитивных характеристик (38 статей из 75 проанализированных), когнитивные стили (5 из 75) и когнитивные способности (5 из 75).

3.3. Подходы к определению индивидуальных характеристик

В этом разделе рассматриваются подходы к определению индивидуальных характеристик в адаптивных образовательных системах на основании работ, отобранных для систематического обзора по релевантности ключевых слов и по типу издания (статьи в научных журналах или материалах конференций) [Normadhi et al., 2019]. К сожалению, русскоязычных публикаций по данной теме обнаружить не удалось.

Для оценки индивидуальных характеристик как основы модели пользователя в адаптивной образовательной системе используют эксплицитные и имплицитные методы. Среди эксплицитных самыми популярными остаются всевозможные опросники, например опросники стиля обучения, когнитивного стиля. Кроме того, используют задачные методы или сходные с ними. Например, в зависимости от того, какой цвет одежды пользователь предпочтет для своего персонажа в геймифицированной системе, он будет отнесен к экстравертам или интровертам [Trif, Lemnaru, Potolea, 2010]. Задания могут быть построены по технологии CAPTCHA⁴: пользователи сами выбирают, решать ли им задания в текстовом варианте или в рисуночном [Papatheocharous et al., 2013].

Имплицитные методы оценки индивидуальных характеристик могут быть компьютерными и гибридными [Normadhi et al., 2019]. Так, если создатели адаптивных образовательных систем имеют в своем распоряжении четкий набор правил для соотнесения поведения и выраженности индивидуальной характеристики, то можно обойтись лишь компьютерными методами, например при определении объема рабочей памяти [Khenissi, Essalmi, 2015]. Во всех остальных случаях нужно иметь данные, собранные эксплицитными методами, т.е. комбинировать компьютерные и некомпьютерные методы определения характеристик. Компьютерные методы включают методы машинного и немашинного обучения. Немашинных методов среди используемых в адаптивных системах оказалось всего три: распознавание паттернов [Graf, Kinshuk, 2010], роботизированные сенсорные системы [Paradopoulos et al., 2013] и воспроизведение [Tanaka et al., 2017]. Машинные методы обучения могут применяться с учителем и без учителя. Кроме того, методы машинного обучения часто дополнительно усиливают, например, факторным анализом или скрытыми марковскими моделями.

⁴ Completely Automated Public Turing test to tell Computers and Humans Apart.

Согласно результатам проведенного обзора исследований, среди компьютерных методов наиболее часто используются:

- методы машинного обучения: правила ассоциаций (четыре самостоятельных применения и одно — в комбинации с данными опросника), неточные правила (четыре самостоятельных применения и одно — в сочетании с данными опросника), байесовские сети (три самостоятельных применения и два — в комбинации с опросниками или другими машинными методами);
- методы немашинного обучения: распознавание паттернов (четыре самостоятельных применения и одно — в комбинации с распознаванием средних).

Оценка характеристик пользователя в существующих АИОС несет в себе определенные риски, связанные, во-первых, с выбором, какие именно характеристики оценивать, и, во-вторых, с искажениями в измерении, обусловленными субъективными факторами оценивающего и оцениваемого, ограниченными возможностями диагностических средств и даже применением неадекватных методов.

4. Сбор и использование данных о пользователе в механизме адаптивности АИОС и модель процесса обучения

Обучение с использованием компьютерных технологий не обязательно предполагает исключение из этого процесса человека, который учит. Например, систему управления обучением вполне можно использовать как специфическую среду, в которой хранятся связанные с дисциплиной материалы: текст учебника, дополнительные материалы для изучения, презентации, структура курса, формулировки заданий, сами задания, выполненные учащимися. В этом случае технологии разгружают преподавателя: нет необходимости носить с собой как бланки заданий, так и выполненные работы в материальном виде, отправлять дополнительные материалы учащимся по электронной почте или копировать материалы к занятию на съемный носитель, управлять доступом к материалам или разрешать конфликты, которые возникают, если эту функцию делегировать одному учащемуся в группе.

Чтобы еще больше разгрузить учителя, можно делегировать технологиям и другие обязанности: проверку заданий, подбор их количества и уровня сложности, мотивирование учащихся, помощь в восприятии материала — система может при необходимости показывать объяснения многократно и даже с разной степенью детализации. Уже существуют образовательные сервисы, которые решают эти задачи. Например, на платформе для изучения иностранных языков *Duolingo* пользователь может открывать теоретические материалы к уроку столько раз, сколько требуется, имеет доступ к персонализированным урокам, в которые система

включает давно не использовавшиеся слова, а в качестве работы над ошибками получает адаптированную под свой ответ версию задания: не пустое поле ввода текста, как при первом предъявлении, а частично заполненное там, где введенное в первый раз содержимое совпало с образцом. В сервисе «Учи.ру» предусмотрено адаптивное количество заданий и работа с мотивацией. За ошибку учащийся получает штраф: нужно не только правильно решить задание, но и выполнить еще одно в дополнение к запланированному количеству. А за выполнение заданий начисляется игровая валюта, на которую можно купить предметы интерьера для персонажа, который появляется в уроках.

Перспектива использовать безотказный, стабильный во времени и масштабируемый инструмент выглядит невероятно заманчивой, а идея заменить человека цифровыми технологиями уже не первое десятилетие будоражит умы инноваторов в образовании. Но для того чтобы применять технологии эффективно, нужно хорошо представлять себе каждый элемент процесса обучения и точно оценивать факторы, которые на него влияют, а также возможности и опасности, сильные и слабые стороны использования технологий. Для анализа использованы компоненты модели, описанной в разделе 2.

Человек учится решать жизненные задачи, используя общественно накопленный опыт и переживая его [Выготский, 2005]. Технологии, решая ту же задачу и опираясь на человеческий опыт, либо следуют его представлению в виде свода правил, либо формулируют эти правила, анализируя большие массивы данных. Другими словами, чтобы решить конкретную задачу — повысить успеваемость в группе или у отдельного пользователя, — нужно либо иметь четкий и подробный алгоритм, который позволяет выявить из разнообразия возможных конкретную причину возникновения проблемы, либо собрать при возникновении аналогичных ситуаций огромное количество разных данных и вывести соответствующие закономерности. При этом остается открытым вопрос, насколько правила, выведенные человеком из собственного опыта или алгоритмами из данных, отражают реальный мир и обеспечивают ожидаемые результаты (табл. 2). Например, образовательная система изменяет содержимое или последовательность контента в курсе на основании результатов применения опросника или отнесения пользователя компьютерными методами к одной из категорий [Su, 2017], однако опросники — крайне ненадежный метод получения информации о людях, а категории могут быть бесполезным конструктом, выбранным только в силу его популярности. По этой причине полная замена учителя обучающими технологиями не выглядит хорошей идеей: слишком много в процессе обучения необходимо решить задач, с которыми люди по-прежнему справляются лучше машин.

Тем не менее технологии способны снимать с преподавателя часть самых утомительных, рутинных, а то и неадекватных обязанностей, оставляя время и силы на интересные задачи и творческие решения. Так, если система располагает хорошо проработанной моделью домена и большой базой дополнительных материалов или умеет на основе имеющегося генерировать контент с заданными характеристиками (например, объяснение темы на разных уровнях сложности), она может внести существенный вклад в решение проблемы объяснения, которое понятно не всем, в условиях группового обучения. Образовательная система также может проверять простые задания типа тестов, сама считать показатели или отвечать на самые частые и неинтересные вопросы, оставляя человеку только нестандартные.

Технологии могут не только брать на себя рутинные обязанности преподавателя, но и обеспечивать новые, дополнительные возможности, причем как тому, кто учит, так и учащемуся. Например, образовательная система может на основе собранных данных провести анализ, сделать выводы, сообщить о них и предложить какие-то меры учителю, который с учетом своего уникального человеческого опыта оценит сделанные выводы и предложенные методы, а потом примет окончательное решение. Пользователь системы, которая лишь рекомендует наиболее уместные в соответствии с заявленными целями действия, может поступить вопреки рекомендациям, в соответствии с собственными соображениями, например при подготовке к экзамену из-за чувства неуверенности продолжать решать задачи из раздела, который технология уже не подсвечивает как нуждающуюся в отработке [Barria-Pineda, Guerra-Hollstein, Brusilovsky, 2018; Khosravi, Sadiq, Gasevic, 2020; Sölch, Aberle, Krusche, 2023], но при этом знать, что система считает эту тему отработанной.

Образовательные рекомендательные системы могут помочь в развитии у пользователя навыков саморегуляции [Moleenaar, 2022] и управления эмоциями и аффективными состояниями [Aghaei, Hatala, Mogharrab, 2023].

4.1. Генеративный искусственный интеллект и его новый потенциал для адаптивных образовательных систем

Организаторы образовательного процесса часто сталкиваются с двумя значительными проблемами, которые затрудняют процесс обучения. Первая заключается в том, что разным пользователям для приобретения устойчивого навыка требуется разное количество заданий. Вторую проблему создает жульничество учащихся, в частности списывание у соучеников или из сторонних источников.

Для решения обеих проблем может быть использован банк заданий: учащиеся имеют доступ к нужному количеству заданий, а разные пользователи выполняют разные задания (табл. 1). С по-

мощью банка заданий можно предоставить каждому учащемуся столько упражнений, сколько необходимо для приобретения навыка именно ему, и предотвратить жульничество.

Таблица 1. Источники данных для компонентов образовательного процесса

	Традиционная модель обучения	Сложности при экспликации в виде правил	Сложности при выведении закономерностей из данных
План обучения	Стандарт, учебник или знание предметной области	Источник может содержать недостаточно детальную или вообще оторванную от реальности информацию, но работать в руках человека, который компенсирует недостатки своим опытом и навыками	Сильная зашумленность данных для обучения
Образовательный контент	Учебник или другие материалы для изучения	Источник может содержать недостаточно детальную или вообще оторванную от реальности информацию, но работать в руках человека, который компенсирует недостатки своим опытом и навыками	Сильная зашумленность данных для обучения
Проверка навыков и знаний	Опыт, профессиональные знания и навыки, советы коллег	Зачастую получено имплицитно или связано с личностными характеристиками	Необходимо очень большое количество данных разной модальности с привязкой к контексту и с последующей проверкой гипотез, что на текущий момент малореально
Способы вовлечения учащегося	Опыт, профессиональные знания и навыки, советы коллег	Зачастую получено имплицитно, связано с личностными характеристиками или тесно связано с человеческим способом коммуникации	Необходимо очень большое количество данных разной модальности с привязкой к контексту и с последующей проверкой гипотез, что на текущий момент малореально

Однако учителя или преподаватели обычно слишком загружены, чтобы наряду с выполнением своих основных обязанностей еще и создавать дополнительные задания. Их могут продуцировать обученные на подходящих данных генеративные нейросети. Кроме того, использование генеративных нейросетей позволяет создавать контент разной модальности: изображения, анимацию и видео — а значит, разрабатывать более разнообразные и увлекательные учебные материалы, которые обеспечивают более полное и глубокое усвоение знаний учащимися.

Генеративный ИИ оказывается особенно полезным в обучении программированию онлайн [Kwak, Jenkins, Kim, 2023], поскольку эта дисциплина зачастую вызывает большие сложности на ранних этапах освоения. В исследовании на небольшой выборке студенты экспериментальной группы (21 человек) использова-

ли *ChatGPT* во время еженедельных занятий по программированию, студенты контрольной группы (24 человека) не применяли этот инструмент [Yilmaz, Yilmaz, Gizem, 2023]. Установлено, что навыки вычислительного мышления, самоэффективность и мотивация к обучению у студентов экспериментальной группы были значительно выше, чем у студентов контрольной группы.

Генеративный ИИ может облегчить и ускорить дополнение обучающих систем новыми интерактивными функциями: например, прошли оценку и показали высокую эффективность автоматическая проверка эссе и обучение в форме диалога «машина — ученик» [Baidoo-Anu, Owusu Ansah, 2023]. Систематический обзор литературы показал, что результаты оценивания эссе генеративным ИИ и экспертом коррелируют на уровне от 60 до 86%. Модели способны определить ключевые особенности хорошо написанных эссе и обеспечить обратную связь, аналогичную той, которую дают учителя [Ramesh, Sanampudi, 2022].

Тем не менее применение генеративного ИИ в образовательных системах находится в начальной стадии развития и требует более глубокого исследования его возможностей и разработки алгоритмов. Выявлены проблемы, связанные с обеспечением точности и аутентичности языкового контента, генерируемого ИИ [Creely, 2023], а также с зависимостью образовательных результатов обучающихся от технологий и потенциальным снижением критического мышления и творческих способностей участников образовательного процесса. Предметом обсуждения в профессиональном сообществе являются также этические аспекты применения ИИ, риски и ответственность за генерируемые данные.

Таким образом, для максимально эффективной организации процесса обучения нужно комбинировать работу преподавателя, который воспринимает мир так же, как учащийся, и поэтому может быть адекватным источником критических релевантных данных, с применением технологий, которые могут брать на себя и лучше выполнять некоторые виды работ и предоставлять дополнительные возможности.

5. Потенциал развития адаптивных и интеллектуальных образовательных систем
5.1. Более совершенные способы определения индивидуальных характеристик

К сожалению, основным некомпьютерным способом определения индивидуальных характеристик, на основании которых адаптивная система приспосабливается к пользователю, остаются опросники — метод сбора данных, который плохо работает на недостаточно рефлексивных субъектах, подвержен серьезным искажениям в результате того, что респонденты склонны давать социально желательные ответы, и не способен учитывать тот факт, что люди ведут себя очень по-разному в похожих ситуациях. Например, опросник стилей обучения Р. Фельдера и Б. Соломан⁵

⁵ https://learningstyles.webtools.ncsu.edu/ilsweb_2.php

содержит пункты *I understand something better after I a) try it out; b) think it through*⁶, *When I think about what I did yesterday, I am most likely to get a) a picture, b) words*⁷. Чтобы дать точные ответы, пользователь должен иметь привычку отслеживать и анализировать процесс своего обучения и фиксировать результаты каждого акта, чего учащиеся обычно не делают. Кроме того, валидность этого инструмента вызывает сомнение, поскольку пункты часто сформулированы очень абстрактно. Например, *I would rather be considered a) realistic; b) innovative*⁸. Во-первых, сложно понять связь такой формулировки пункта опросника со стилем обучения. Во-вторых, реалист и новатор — не антонимы.

Более перспективным, чем опросники, средством определения индивидуальных характеристик пользователя выглядит анализ поведения в системе, который подразумевает сбор данных и их последующую интерпретацию специалистом в психологии или педагогике. Возможен гибридный сбор данных, включающий как онлайн-, так и офлайн-данные, например характеристики, которые преподаватель дает своим студентам. При сборе данных могут использоваться инструментальные методы, в частности регистрация движений глаз — учитывая доступность технологии, объем и глубину получаемой информации, его можно рекомендовать для широкого применения [Davalos et al., 2023], а также анализ логов [Choi et al., 2023]. Например, для оценки и предсказания вовлеченности в содержание читаемого текста можно использовать данные скроллинга страницы [Biederman et al., 2023]. При этом, чем больше разных видов деятельности можно осуществлять в системе (проходить курсы из разных категорий: обязательные и необязательные, относящиеся к гуманитарному и естественному циклам, необязательные тестирования, объявления и проч.), тем более точно можно определить, насколько пользователь в своем поведении последователен, что он предпочитает в действительности, а не на словах.

Многообещающим способом повышения точности оценивания представляется использование механизма краудсорсинга, например при оценке личностных качеств можно было бы применить многоэтапную процедуру:

- пользователи из одной выборки отвечают, как бы вели себя в четко описанной ситуации и какими внешними проявлениями это поведение могло бы сопровождаться;

⁶ Я понимаю что-то лучше, когда а) попробую это сделать; б) хорошенько это обдумаю (пер. авт.).

⁷ Когда я думаю о том, что делал вчера, я скорее выражу свои мысли а) изображением; б) словами (пер. авт.).

⁸ Я бы скорее предпочел, чтобы меня считали а) реалистом; б) новатором (пер. авт.).

- пользователи из другой выборки пытаются объяснить поведение другого человека;
- пользователи из первой выборки трактуют интерпретацию своего поведения, собственными силами или с посторонней помощью пытаются понять причины расхождений.

5.2. Адаптивная система как средство информирования не только пользователя, но и остальных участников процесса

Недавние исследования показали, что полное исключение других людей из образовательного процесса может иметь негативные последствия: пользователи, которые проходили курсы в онлайн-формате, сообщали о чувстве одиночества и потерянности в виртуальном пространстве [El Mansour, Muringa, 2007]. Адаптивная образовательная система не заменяет преподавателя, но она может быть полезна ему, выполняя образовательную и информирующую функцию. Например, если вовлеченность или результативность всей группы с течением времени снизилась, а у системы есть доступ ко всему контенту преподавателя, она может провести анализ учебных материалов и дать рекомендации относительно модификаций, которые стоит провести, чтобы студенты оставались вовлеченными [Gurung et al., 2023]. Преподаватель при этом оценивает и проверяет выводы, он может использовать предложенные рекомендации частично или полностью, а может проигнорировать их [Swamy et al., 2023]. Аналогичным образом преподаватель может использовать систему, которая анализирует эмоциональное состояние студентов [Alfredo et al., 2023]. Информационные образовательные системы также помогают работать с обучающимися, для которых характерны определенные особенности строения и функционирования мозга [Wong et al., 2023].

Любой сложный навык в широком смысле, в том числе преподавание, включает интуитивный компонент: носитель знания не осознает его, а просто использует, когда возникает такая необходимость. Если это знание не заложено в адаптивную образовательную систему, то и к учащемуся оно не будет применено. При этом когнитивные способности человека ограничены. Например, одни преподаватели вообще не запоминают своих студентов, другие могут с полной отдачей работать только в малочисленной группе, третьи более-менее точно оценивают текущее знание студента и его успехи относительно остальных студентов в группе, но так организовать учебный процесс, чтобы максимизировать эффект, уже не могут. Вычислительные способности систем значительно превосходят человеческие. Именно поэтому перспективной выглядит такая организация процесса обучения, при которой адаптивная образовательная система занимается сбором данных, анализирует эти данные и формулирует рекомендации, и на их основе преподаватель принимает решения [Baker, 2016]. Следующий шаг в этом направлении — система обучается на ре-

шениях, которые принял и аргументировал человек, анализирует эффективность принятых решений, предлагает в будущем более удачные варианты и приводит аргументы, почему стоит выбрать тот или иной вариант.

5.3. АОС как помощник в освоении общественно выработанного способа выполнения задачи и сопутствующих навыков

При проверке заданий обычно оценивается правильность решения и скорость выполнения, однако такой способ контроля таит в себе несколько опасностей. Рассмотрим пример: чтобы ученик мог решить математическую задачу, относящуюся к теме квадратных неравенств, навык находить корни квадратного уравнения у него должен быть на уровне автоматизма. Если этот навык не сформирован раньше на должном уровне, при освоении темы квадратных уравнений ученик вряд ли достигнет необходимой скорости решения. Система, которая ориентируется на правильность решения и скорость выполнения задания, может оценить эти показатели и сравнить их с некоторым нормативом, однако не сможет точно предсказать успешность учащегося в достижении желаемых значений при дополнительной тренировке. Для этого нужно анализировать процесс решения, что изначально не заложено создателями системы. Следовательно, и помочь пользователю добиться желаемых результатов система не сможет, если на более раннем этапе навык был сформирован некорректно. Чтобы преодолеть это ограничение, модель пользователя должна учитывать модель процесса обучения и соотносить с ней динамику изменений.

Такую возможность дает теория деятельности, и в частности учет принципов формирования умственных действий. Согласно этому подходу, обучение — это присвоение учащимися общественно выработанных способов решения некоторой задачи [Талызина, 1975]. У этих способов, которые относятся к самым разным сферам деятельности, есть четкие критерии оценки качества, а задача преподавателя в этом случае — так организовать освоение этих общественно выработанных способов, чтобы в итоге они удовлетворяли критериям оценки, а на освоение тратилось как можно меньше времени. В частности, навык решения уже упомянутых задач по математике наиболее адекватно оценивать качественно, т.е. анализировать письменный и устный ход решения, а не итоговый ответ. Такая многоплановая проверка исключает жульничество — решение, сформулированное на доске в режиме реального времени, точно не списано у одноклассника. При этом она обеспечивает возможность объяснить учащемуся то, что ему непонятно и блокирует обретение навыка и его совершенствование.

Каждая такая жизненная задача, которую учится решать учащийся, при возникновении в обществе имела причины и пред-

посылки и не имела решения. Оно появлялось с возникновением нового орудия в широком смысле — это могло быть как материальное приспособление, так и прием мышления или даже теоретический конструкт. Преподаватель или система имеют возможность поддерживать мотивацию учащихся, если будут начинать новую тему с такого представления задачи, при котором она выглядит понятным образом связанной с уже приобретенным жизненным опытом. Например, обучение 6–7-летних детей письму традиционно происходит путем проб и ошибок, однако весь процесс можно значительно упростить и ускорить, если выделить задачу — ребенок должен научиться копировать контур буквы. В условиях традиционной классно-урочной системы дети совместно составляют инструкцию по написанию выбранной буквы, которую затем у доски проверяет случайно вызванный ученик. Далее класс анализирует, как написана буква, и модифицирует инструкцию. Так продолжается, пока буква, написанная по многократно пересмотренной и адаптированной инструкции, не будет удовлетворять всем требованиям. В условиях адаптивных образовательных систем эта деятельность могла бы трансформироваться во взаимодействие «ученик — компьютер», где ученик составляет инструкцию, а компьютер ей следует и не дает бросить задачу на полпути. Эта же система может проверить навыки письма по данным с видеокамеры, если адаптивный механизм содержит алгоритм оценки движений при разных видах деятельности, или дать инструкции с пояснениями взрослому, который помогает ребенку разобраться с какой-то темой или заданием. В этом случае взрослому не нужно осваивать профессию учителя, достаточно следовать рекомендациям.

Отголоски этого подхода можно встретить в работах, посвященных не только предметным, но и метакогнитивным навыкам, например развитию саморегуляции: в процессе взаимодействия с гибридной образовательной системой учащийся проходит путь от регуляции деятельности искусственным интеллектом к саморегуляции [Molenaar, 2022].

5.4. Тесное междисциплинарное взаимодействие при проектировании и эксплуатации АОС

Разработкой адаптивных систем занимаются в основном специалисты в области компьютерных наук, и это понятно, ведь именно они создают эти системы в техническом смысле. Однако, выбирая основания для адаптивности системы, такие специалисты могут остановиться на популярных, но сомнительных с содержательной точки зрения характеристиках. В частности, по данным уже упомянутого обзора [Normadhi et al., 2019], 38 из 75 рассмотренных систем построены на адаптации к стилям обучения, хотя надежных данных, подтверждающих, что этот механизм действительно делает обучение более эффективным, нет [Howard-Jones, 2014].

Очевидно, что в разработке адаптивных систем должны принимать участие педагоги, психологи и другие специалисты. Междисциплинарное взаимодействие к тому же позволяет более содержательно интерпретировать полученные данные и учитывать их в следующих экспериментах.

Например, в одном из исследований, посвященных адаптивным образовательным системам, сравнивали результаты контрольной и экспериментальной групп, которые осваивали геометрию 5–6-го класса в геймифицированной системе [Su, 2017]. Пользователи из экспериментальной группы перед началом курса проходили тестирование, по результатам которого узнавали свой стиль обучения, и получали доступ к материалам курса в той последовательности, которая соответствовала стилю обучения. После 12-недельного курса пользователи из экспериментальной группы были довольны системой на 92 балла из 100 возможных и показали значимо более высокие результаты, чем те, кто занимался по неадаптированной программе. Интерпретация полученных данных представляет большой интерес. Например, какими были бы результаты в плацебо-группе, если бы она тоже проходила тестирование на определение предпочитаемого стиля обучения, но занималась по неадаптированной программе, хотя была проинформирована, что программа адаптирована в соответствии с результатами тестирования? Что было бы, если бы, несмотря на тестирование, система всем испытуемым из плацебо-группы сообщала один и тот же результат и предъявляла контент, расположенный в одинаковой последовательности? Довольны ли были геймифицированной системой пользователи из контрольной группы? К сожалению, оригинальная работа не содержит ответа на эти вопросы, и авторы не высказывают намерений продолжать исследования.

В другом исследовании сравнивали успешность обучения восьмиклассников математике посредством адаптивной образовательной системы и традиционных занятий с учителем в условиях малочисленного и большого класса [Wang et al., 2023]. В обоих случаях в экспериментальных группах получены значимо более высокие результаты, однако интерес представляет дизайн исследования. Оба эксперимента продолжались по три дня, учитель и ученики до этого не были знакомы и провели вместе в общей сложности 5 часов 50 минут в эксперименте с большим классом и 8 часов 30 минут в эксперименте с малочисленным классом. Опытные педагоги знают, что для эффективной работы и приспособления приемов обучения к нуждам конкретного класса преподавателю и учащимся нужно узнать друг друга, и трех дней для этого явно мало. Кроме того, в исследовании оценивался лишь кратковременный эффект использования адаптивной образовательной системы, в то время как с точки зрения эффективности обучения интерес представляет долгосрочный.

Набирающие популярность исследования эмоций как составной части модели пользователя также не свободны от недостатков, которые могут быть устранены при тесном междисциплинарном взаимодействии в разработке и проведении экспериментов. В недавнем исследовании, в котором за основу модели пользователя были взяты эмоции, использовались всего три даже не эмоции, а эмоциональных состояния: удовлетворенность, скука, смущение/замешательство [Alyuz et al., 2016]. Модель была обучена на специально собранном датасете, однако описание процедуры сбора этих данных не приводится. И наконец, как и в большинстве работ, посвященных адаптивным образовательным системам, нет оценки эффективности адаптивного модуля. Исследование с отслеживанием эмоции вовлечения в обучение проводилось с использованием нейросетей и показало, что отслеживание может повысить эффективность обучения и использоваться в качестве индикатора для смены предлагаемого материала [Savchenko, Savchenko, Makarov, 2022].

Исследования, проанализированные в обзоре [Normadhi et al., 2019], часто не содержат описаний, в чем же заключается адаптивность к индивидуальным характеристикам, или эти описания крайне скудны, однако эти детали также представляют большой исследовательский интерес.

Проектирование образовательной системы опирается на ту или иную модель педагогического дизайна. Таких моделей создано множество, среди них обратный педагогический дизайн [Tyler, 2013], а также таксономия учебных задач и образовательных результатов [Bloom, 1956]. В основе обратного педагогического дизайна — подхода, который автор сформулировал уже к 1949 г., лежит убеждение, что проектирование обучения нужно осуществлять в следующем порядке: определить образовательные результаты, подобрать учебный опыт, который приведет учащегося к выбранным образовательным результатам, организовать этот учебный опыт и оценить эффективность. Очевидно, что способ определения эффективности должен быть продуман на этапе определения образовательных результатов, т.е. создатели курса должны найти ответ на вопрос: как, по каким измеримым показателям можно понять, что учащийся действительно достиг образовательных результатов? Таксономия учебных задач и образовательных результатов представляет собой последовательность образовательных результатов по возрастанию сложности: запоминание, понимание, применение, анализ, оценка и создание. Очевидно, что это более частная концепция по отношению к обратному педагогическому дизайну: она соответствует 1-му и 2-му этапам дизайна. Тем не менее идея совместить эти идеи вполне жизнеспособна: например, одна концепция имеет статус официальной в учреждении, которое осуществляет образователь-

ную деятельность, а вторая показала свою надежность при создании курса.

Легко представить ситуацию, в которой возникнет необходимость сочетания в проектировании системы более чем двух подходов к педагогическому дизайну, и алгоритм их совместного применения в этом случае не разработан, хотя крайне необходим.

Не менее важно использовать сложные модели пользователя, которые учитывают разные аспекты его индивидуальности. Скажем, конкретно взятый учащийся на курсе может иметь пробелы в знаниях по определенным темам предыдущих лет, быть не слишком мотивированным, иметь свои интересы и при этом медленно включаться в работу. Если проигнорировать хотя бы одну из этих характеристик, очень вероятно, что такой пользователь будет учиться крайне неохотно и неэффективно или не будет вовсе.

Проблем, перечисленных выше, можно избежать, если в создание, тестирование и эксплуатацию будут вовлечены специалисты разных областей науки. Психологи помогут спроектировать модель, адекватно учитывающую разные аспекты индивидуальности учащегося, динамику ее изменений во времени [Roquet, Jovanovic, Pardo, 2023], и разработают показатели, которые действительно отражают эти характеристики. Педагоги предложат оптимальные решения и подходы для объяснения, составления контента, заданий и их проверки. Программисты обеспечат эффективные механизмы адаптивности. Несмотря на то что междисциплинарную работу организовать сложно, такие проекты уже существуют [Wise, Brackett, Maddox, 2023].

5.5. Генерация данных пользователями и их повторное использование в последующих запусках курса

Опытные преподаватели по всему миру активно используют два типа заданий — формирующие и оценочные. Первые необходимы для формирования и отработки навыков, вторые используются для проверки этих навыков в установленный срок. Не все задания требуют проверки, например учебники по гуманитарным и описательным естественным предметам зачастую содержат вопросы для самопроверки в конце каждого параграфа.

Рефлексивные эссе также могут служить формирующими заданиями, поскольку они позволяют учащимся рассмотреть пройденную тему применительно к собственной жизни. Если задание предполагает загрузку решения в систему, то эти решения могут стать контентом для последующих запусков курса после соотнесения с моделью пользователя.

Пользователи также могут вносить улучшения в систему, если предусмотрена оценка материала и поощряется выдвижение собственных идей. В этом случае учащиеся могут сообщить, что думают о материале, и предложить альтернативу с более простым или интересным подходом.

6. Заключение Актуальность проведенного исследования обусловлена общемировым трендом на широкое внедрение адаптивных обучающих технологий: об этом свидетельствуют и принимаемые государственные программы, и активная разработка коммерческих продуктов с акцентом на массово доступное персонализированное образование.

Технологии в образовании активно применяются с 1970-х годов, и уже существует нескольких поколений соответствующих систем: системы обучения с компьютерной поддержкой, интеллектуальные образовательные системы, адаптивные образовательные системы. Каждое поколение образовательных систем связано с появлением нового класса технологий: программное представление, искусственный интеллект, адаптивные гипермедиа и веб-технологии.

Адаптивная образовательная система включает четыре составляющие: модель домена, модель пользователя, модель объяснения и модель адаптации. Модель пользователя — это совокупность индивидуальных характеристик, на основе которых система адаптируется к пользователю. Модель объяснения — это подход в педагогическом дизайне, именно он определяет поведение системы в ответ на действия пользователя или его принадлежность к заранее выделенному и описанному классу. Модель адаптации — алгоритмы и правила, которые регламентируют сбор, использование данных и принятие решений о том, как система будет взаимодействовать с пользователем.

Анализ работ, посвященных адаптивным образовательным системам, свидетельствует, что в основном модели пользователя представлены одной, реже двумя или тремя характеристиками. Кроме того, в моделях не учитывается динамика их изменений. Характеристики определяют эксплицитными, имплицитными и гибридными методами. Эксплицитные методы представлены опросниками, сбором поведенческих данных, соотнесенных со значениями показателей, и видами деятельности, напоминающими задачи, — например, CAPTCHA в выбранной модальности. Имплицитные методы включают методы машинного, немашинного обучения, а также их сочетания.

С учетом вышеизложенного перспективы развития адаптивных образовательных систем видятся в нескольких направлениях:

- применение более совершенных методов и источников сбора данных. С развитием *Big Data* и информационных систем появляется возможность собирать о пользователях гораздо больше разнообразной информации и преодолеть ограничения, связанные с недостатками опросников как метода. Кроме того, теперь есть возможность воссоздавать в виртуальном пространстве ситуации, очень близкие к целевым, и получать валидные данные;

- использование технологий в качестве гармоничного дополнения к живому обучению, способного снять с человека рутинную нагрузку и даже предоставить новые возможности самым разным стейкхолдерам процесса — преподавателям, административному персоналу, государственным органам, учащимся и их родителям;
- изменение роли адаптивной системы в образовательной деятельности: АОС как навигатор и собеседник, а не инструмент механической проверки. Одной из важных задач образовательных систем является проверка заданий, особенно тех, которые требуют сложных алгоритмов. От доминирующего сегодня подхода — проверки правильности ответа и контроля скорости его получения — нужно переходить к другой парадигме: к решению заданий как диалогическому процессу, в ходе которого учащийся осваивает новые инструменты;
- междисциплинарное взаимодействие. Адаптивные образовательные системы обычно создают специалисты в области компьютерных наук, что неудивительно, однако содержательная часть таких систем часто вызывает вопросы у психологов и педагогов. В частности, адаптивная система эффективна, если в ее основу заложена сложная многокомпонентная модель пользователя, соотнесенная с детально проработанным сценарием действий. Кроме того, в процедуре проверки эффективности отсутствуют важные сценарии, а интерпретация результатов не содержит ответов на важные вопросы;
- повторное использование данных с предыдущих запусков курса. Анализ ответов учащихся позволяет выявить слабые места в образовательном материале и методиках преподавания. Их также можно использовать для создания персонализированных образовательных программ — как напрямую, так и косвенно, выявляя трудности в определенных группах пользователей и создавая дополнительный контент, чтобы нивелировать их.

Литература

1. Выготский Л.С. (2005) *Педагогическая психология*. М.: АСТ.
2. Голубева С.Л. (2022) Адаптивные образовательные системы. *Информационное обеспечение научно-технического прогресса: анализ проблем и поиск решений. Сборник статей Международной научно-практической конференции* (Пермь, 2022, 25 июня), Уфа: Аэтерна, сс. 179–181.
3. Мещлер Е.В. (2023) Тестирующие системы с динамическим подбором сложности в образовании. *Трансформация образования в цифровом обществе: сборник материалов Международной научно-практической конференции* (Челябинск, 2023, 29 марта — 5 апреля), сс. 241–247.
4. Ручков А.А. (2022) *Мировой рынок онлайн-образования (аналитический обзор: история, тенденции, перспективы, прогнозы)*. Доступно по ссылке: <https://habr.com/ru/articles/675612/> (дата обращения: 03.08.2024).
5. Талызина Н.Ф. (1975) *Управление процессом усвоения знаний*. М.: МГУ.

6. Ткачева Т.М., Смык А.Ф. (2023) Методики внедрения интеллектуальных образовательных систем. *Дистанционные образовательные технологии. Сборник трудов VIII Международной научно-практической конференции.* Симферополь: Ариал, сс. 162–164.
7. Шершнева В.А., Вайнштейн Ю.В., Кочеткова Т.О. (2018) Адаптивная система обучения в электронной среде. *Программные системы: теория и приложения*, т. 9, № 4 (39), сс. 159–177. <https://doi.org/10.25209/2079-3316-2018-9-4-159-177>
8. Aghaei K., Hatala M., Mogharrab A. (2023) How Students' Emotion and Motivation Changes after Viewing Dashboards with Varied Social Comparison Group: A Qualitative Study. Proceeding of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 663–669. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576107>
9. Alfredo R.D., Nie L., Kennedy P., Power T., Hayes C., Chen H. et al. (2023) "That Student Should be a Lion Tamer!" StressViz: Designing a Stress Analytics Dashboard for Teachers. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 57–67. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576058>
10. Alshammari M., Anane R., Hendley R.J. (2014) Adaptivity in e-Learning Systems. Proceeding of the *8th International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (Birmingham, 2014, July 2–4)*, pp. 79–86.
11. Alyuz N., Okur E., Oktay E., Genc U., Aslan S., Mete S.E. et al. (2016) Semi-Supervised Model Personalization for Improved Detection of Learner's Emotional Engagement. Proceedings of the *18th ACM International Conference on Multimodal Interaction (Tokyo, Japan, 2016, November 12–16)*, pp. 100–107. <https://doi.org/10.1145/2993148.2993166>
12. Anderson J.R., Conrad F.G., Corbett A.T. (1989) Skill Acquisition and the LISP Tutor. *Cognitive Science*, vol. 13, no 4, pp. 467–505.
13. Baddeley A.D., Hitch G.J. (1994) Developments in the Concept of Working Memory. *Neuropsychology*, vol. 8, no 4, pp. 485–493. <https://doi.org/10.1037/0894-4105.8.4.485>
14. Baker R.S. (2016) Stupid Tutoring Systems, Intelligent Humans. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 26, February, pp. 600–614. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0105-0>
15. Baidoo-Anu D., Owusu Ansah L. (2023) Education in the Era of Generative Artificial Intelligence (AI): Understanding the Potential Benefits of ChatGPT in Promoting Teaching and Learning. *Journal of AI*, vol. 7, no 1, pp. 52–62. <https://doi.org/10.61969/jai.1337500>
16. Barria-Pineda J., Guerra-Hollstein J., Brusilovsky P. (2018) A Fine-Grained Open Learner Model for an Introductory Programming Course. Proceedings of the *26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization (Singapore, 2018, July 8–11)*, pp. 53–61. <https://doi.org/10.1145/3209219.3209242>
17. Biedermann D., Schneider J., Ciordas-Hertel G.P., Eichmann B., Hahnel C., Goldhammer F., Drachsler H. (2023) Detecting the Disengaged Reader-Using Scrolling Data to Predict Disengagement during Reading. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 585–591. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576078>
18. Bloom B.S. (1956) *Taxonomy of Educational Objectives: The Classification of Educational Goals. Vol. I. Cognitive Domain*. New York: Longmans.
19. Brusilovsky P. (1999) Adaptive and Intelligent Technologies for Web-Based Education. *Künstliche Intelligenz*, no 4, pp. 19–25.
20. Brusilovsky P.L. (1992) Intelligent Tutor, Environment and Manual for Introductory Programming. *Educational & Training Technology International*, vol. 29, no 1, pp. 26–34. <https://doi.org/10.1080/0954730920290104>

21. Brusilovsky P., Schwarz E., Weber G. (1996) ELM-ART: An Intelligent Tutoring System on World Wide Web. Proceedings of the *Third International Conference "Intelligent Tutoring Systems", ITS'96 (Montréal, Canada, 1996, June 12–14)*, pp. 261–269.
22. Chen C.M., Lee H.M., Chen Y.H. (2005) Personalized e-Learning System Using Item Response Theory. *Computers & Education*, vol. 44, no 3, pp. 237–255. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2004.01.006>
23. Choi H., Winne P.H., Brooks C., Li W., Shedden K. (2023) Logs or Self-Reports? Misalignment Between Behavioral Trace Data and Surveys When Modeling Learner Achievement Goal Orientation. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 11–21. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576052>
24. Creely E. (2023) The Possibilities, Limitations, and Dangers of Generative AI in Language Learning and Literacy Practices. Proceedings of the *International Graduate Research Symposium (Hanoi, Vietnam, 2023, May 20–31)*, pp. 1–14.
25. Davalos E., Vatrál C., Cohn C., Horn Fonteles J., Biswas G., Mohammed N. et al. (2023) Identifying Gaze Behavior Evolution via Temporal Fully-Weighted Scanpath Graphs. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 476–487. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576117>
26. El Mansour B., Mupinga D.M. (2007) Students' Positive and Negative Experiences in Hybrid and Online Classes. *College Student Journal*, vol. 41, no 1, pp. 242–248.
27. Ennouamani S., Mahani Z. (2017) An Overview of Adaptive e-Learning Systems. Proceedings of the *8th International Conference on Intelligent Computing and Information Systems (Cairo, Egypt, 2017)*, pp. 342–347. <https://doi.org/10.1109/INTELCIS.2017.8260060>
28. Eryilmaz M., Adabashi A. (2020) Development of an Intelligent Tutoring System Using Bayesian Networks and Fuzzy Logic for a Higher Student Academic Performance. *Applied Sciences*, vol. 10, no 19, Article no 6638. <https://doi.org/10.3390/app10196638>
29. Gašević D., Dawson S., Rogers T., Gasevic D. (2016) Learning Analytics Should Not Promote One Size Fits All: The Effects of Instructional Conditions in Predicting Academic Success. *The Internet and Higher Education*, vol. 28, January, pp. 68–84. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.10.002>
30. Gligorea I., Cioca M., Oancea R., Gorski A.-T., Gorski H., Tudorache P. (2023) Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*, vol. 13, no 12, Article no 1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>
31. Graf S., Kinshuk (2010) Using Cognitive Traits for Improving the Detection of Learning Styles. Proceedings of the *2010 Workshops on Database and Expert Systems Applications (Bilbao, Spain, 2010, August 30 – September 3)*, pp. 74–78. <https://doi.org/10.1109/DEXA.2010.35>
32. Gurung A., Baral S., Vanacore K.P., McCreynolds A.A., Kreisberg H., Botelho A.F. et al. (2023) Identification, Exploration, and Remediation: Can Teachers Predict Common Wrong Answers? Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 399–410. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576109>
33. Howard-Jones P.A. (2014) Neuroscience and Education: Myths and Messages. *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 15, no 12, pp. 817–824. <https://doi.org/10.1038/nrn3817>
34. Huang M.-J., Chiang H.-K., Wu P.-F., Hsieh Y.-J. (2013) A Multi-Strategy Machine Learning Student Modeling for Intelligent Tutoring Systems: Based on Blackboard Approach. *Library Hi Tech*, vol. 31, no 2, pp. 274–293. <https://doi.org/10.1108/07378831311329059>

35. Kabudi T., Pappas I., Olsen D. (2021) AI-Enabled Adaptive Learning Systems: A Systematic Mapping of the Literature. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, Article no 100017. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100017>
36. Khenissi M.A., Essalmi F. (2015) Automatic Generation of Fuzzy Logic Components for Enhancing the Mechanism of Learner's Modeling while using Educational Games. *Proceeding of the 5th International Conference on Information & Communication Technology and Accessibility (Marrakech, Morocco, 2015, December 21–23)*, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICTA.2015.7426879>
37. Khosravi H., Sadiq S., Gasevic D. (2020) Development and Adoption of an Adaptive Learning System: Reflections and Lessons Learned. *Proceedings of the 51st ACM Technical Symposium on Computer Science Education (Portland, OR, USA, 2020, March 11–14)*, pp. 58–64. <https://doi.org/10.1145/3328778.3366900>
38. Köck M., Paramythis A. (2010) Towards Adaptive Learning Support on the Basis of Behavioural Patterns in Learning Activity Sequences. *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, INCOS 2010 (Thessaloniki, Greece, 2010, November 24–26)*, pp. 100–107. <https://doi.org/10.1109/INCOS.2010.76>
39. Koedinger K.R., Anderson J.R., Hadley W.H., Mark M.A. (1997) Intelligent Tutoring Goes to School in the Big City. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, no 8, pp. 30–43.
40. Kwak M., Jenkins J., Kim J. (2023) Adaptive Programming Language Learning System Based on Generative AI. *Issues in Information Systems*, vol. 24, no 3, pp. 222–231. https://doi.org/10.48009/3_iis_2023_119
41. Molenaar I. (2022) The Concept of Hybrid Human-AI Regulation: Exemplifying How to Support Young Learners' Self-Regulated Learning. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 3, Article no 100070. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100070>
42. Normadhi N.B.A., Shuib L., Nasir H.N.M., Bimba A., Idris N., Balakrishnan V. (2019) Identification of Personal Traits in Adaptive Learning Environment: Systematic Literature Review. *Computers & Education*, vol. 130, March, pp. 168–190. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.11.005>
43. Papadopoulos F., Corrigan L.J., Jones A., Castellano G. (2013) Learner Modeling and Automatic Engagement Recognition with Robotic Tutors. *Proceedings of the 2013 Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (Geneva, Switzerland, 2013, September 2–5)*, pp. 740–744. <https://doi.org/10.1109/ACII.2013.137>
44. Pelánek R. (2017) Bayesian Knowledge Tracing, Logistic Models, and Beyond: An Overview of Learner Modeling Techniques. *User Model User-Adap Inter*, vol. 27, pp. 313–350. <https://doi.org/10.1007/s11257-017-9193-2>
45. Poquet O., Jovanovic J., Pardo A. (2023) Student Profiles of Change in a University Course: A Complex Dynamical Systems Perspective. *Proceedings of the LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 197–207. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576077>
46. Ramesh D., Sanampudi S.K. (2022) An Automated Essay Scoring Systems: A Systematic Literature Review. *Artificial Intelligence Review*, vol. 55, no 3, pp. 2495–2527. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10068-2>
47. Ruiz-Rojas L.I., Acosta-Vargas P., De-Moreta-Llovet J., Gonzalez-Rodriguez M. (2023) Empowering Education with Generative Artificial Intelligence Tools: Approach with an Instructional Design Matrix. *Sustainability*, vol. 15, no 15, Article no 11524. <https://doi.org/10.3390/su151511524>
48. Santos O.C., Boticario J.G., Pérez-Marín D. (2014) Extending Web-Based Educational Systems with Personalised Support through User Centred Designed Recommendations along the e-Learning Life Cycle. *Science of Computer Programming*, vol. 88, August, pp. 92–109. <https://doi.org/10.1016/j.scico.2013.12.004>

49. Savchenko A., Savchenko L., Makarov I. (2022) Classifying Emotions and Engagement in Online Learning Based on a Single Facial Expression Recognition Neural Network. *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 13, no 4, pp. 2132–2143. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2022.3188390>
50. Shute V., Towle B. (2003) Adaptive E-Learning. *Educational Psychologist*, vol. 38, no 2, pp. 105–114. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3802_5
51. Slavuj V., Meštrović A., Kovačić B. (2017) Adaptivity in Educational Systems for Language Learning: A Review. *Computer Assisted Language Learning*, vol. 30, no 1–2, pp. 64–90. <https://doi.org/10.1080/09588221.2016.1242502>
52. Sölch M., Aberle M., Krusche S. (2023) Integrating Competency-Based Education in Interactive Learning Systems. *arXiv preprint arXiv:2309.12343*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.12343>
53. Su C. (2017) Designing and Developing a Novel Hybrid Adaptive Learning Path Recommendation System (ALPRS) for Gamification Mathematics Geometry Course. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, vol. 13, no 6, pp. 2275–2298. <https://doi.org/10.12973/eurasia.2017.01225a>
54. Swamy V., Du S., Marras M., Kaser T. (2023) Trusting the Explainers: Teacher Validation of Explainable Artificial Intelligence for Course Design. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 345–356. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.08955>
55. Tanaka T., Hashiura H., Hazeyama A., Komiya S., Hirai Y., Kaneko K. (2017) A Method for Collecting Learners' Thinking Process in ER Modeling Exercises and Its Application Experiment. Proceedings of the *2016 Intl IEEE Conferences on Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced and Trusted Computing, Scalable Computing and Communications, Cloud and Big Data Computing, Internet of People, and Smart World Congress (2016, July 18–21)*, pp. 482–488. <https://doi.org/10.1109/UIC-ATC-ScalCom-CBDCOM-IoP-SmartWorld.2016.0086>
56. Tobarra L., Robles-Gomez A., Ros S., Hernandez R., Caminero A.C. (2014) Analyzing the Students' Behavior and Relevant Topics in Virtual Learning Communities. *Computers in Human Behavior*, vol. 31, no 1, pp. 659–669. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.10.001>
57. Trif F., Lemnaru C., Potolea R. (2010) Identifying the User Typology for Adaptive e-Learning Systems. Proceedings of the *2010 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR) (Cluj-Napoca, 2010, May 28–30)*, vol. 3, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/AQTR.2010.5520728>
58. Tyler R.W. (2013) *Basic Principles of Curriculum and Instruction*. Chicago: University of Chicago.
59. Wang S., Christensen C., Cui W., Tong R., Yarnall L., Shear L., Feng M. (2023) When Adaptive Learning Is Effective Learning: Comparison of an Adaptive Learning System to Teacher-Led Instruction. *Interactive Learning Environments*, vol. 31, no 2, pp. 793–803. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1808794>
60. Wise A.F., Brackett A., Maddox B. (2023) Flexible Coupling of Learning Analytics Research and Practice in the University: A Collective Strengths Approach. Proceeding of the *31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (Taipei, Taiwan, 2017, March 27–29)*, p. 25.
61. Wong A.Y., Bryck R.L., Baker R.S., Hutt S., Mills C. (2023) Using a Webcam Based Eye-tracker to Understand Students' Thought Patterns and Reading Behaviors in Neurodivergent Classrooms. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 453–463. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576115>
62. Yamada M., Oda T., Liu Y., Matsuo K., Barolli L. (2017) Performance Evaluation of an IoT-Based e-Learning Testbed Using Mean Shift Clustering Approach

Considering Electroencephalogram Data. Proceeding of the *31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (Taipei, Taiwan, 2017, March 27–29)*, pp. 549–557. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49106-6_54

63. Yilmaz R., Yilmaz K., Gizem F. (2023) The Effect of Generative Artificial Intelligence (AI)-Based Tool Use on Students' Computational Thinking Skills, Programming Self-Efficacy and Motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 4, Article no 100147. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100147>

References

- Aghaei K., Hatala M., Mogharrab A. (2023) How Students' Emotion and Motivation Changes after Viewing Dashboards with Varied Social Comparison Group: A Qualitative Study. Proceeding of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 663–669. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576107>
- Alfredo R.D., Nie L., Kennedy P., Power T., Hayes C., Chen H. et al. (2023) "That Student Should be a Lion Tamer!" StressViz: Designing a Stress Analytics Dashboard for Teachers. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 57–67. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576058>
- Alshammari M., Anane R., Hendley R.J. (2014) Adaptivity in e-Learning Systems. Proceeding of the *8th International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (Birmingham, 2014, July 2–4)*, pp. 79–86.
- Alyuz N., Okur E., Oktay E., Genc U., Aslan S., Mete S.E. et al. (2016) Semi-Supervised Model Personalization for Improved Detection of Learner's Emotional Engagement. Proceedings of the *18th ACM International Conference on Multimodal Interaction (Tokyo, Japan, 2016, November 12–16)*, pp. 100–107. <https://doi.org/10.1145/2993148.2993166>
- Anderson J.R., Conrad F.G., Corbett A.T. (1989) Skill Acquisition and the LISP Tutor. *Cognitive Science*, vol. 13, no 4, pp. 467–505.
- Baddeley A.D., Hitch G.J. (1994) Developments in the Concept of Working Memory. *Neuropsychology*, vol. 8, no 4, pp. 485–493. <https://doi.org/10.1037/0894-4105.8.4.485>
- Baidoo-Anu D., Owusu Ansah L. (2023) Education in the Era of Generative Artificial Intelligence (AI): Understanding the Potential Benefits of ChatGPT in Promoting Teaching and Learning. *Journal of AI*, vol. 7, no 1, pp. 52–62. <https://doi.org/10.61969/jai.1337500>
- Baker R.S. (2016) Stupid Tutoring Systems, Intelligent Humans. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 26, February, pp. 600–614. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0105-0>
- Barria-Pineda J., Guerra-Hollstein J., Brusilovsky P. (2018) A Fine-Grained Open Learner Model for an Introductory Programming Course. Proceedings of the *26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization (Singapore, 2018, July 8–11)*, pp. 53–61. <https://doi.org/10.1145/3209219.3209242>
- Biedermann D., Schneider J., Ciordas-Hertel G.P., Eichmann B., Hahnel C., Goldhammer F., Drachsler H. (2023) Detecting the Disengaged Reader-Using Scrolling Data to Predict Disengagement during Reading. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 585–591. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576078>
- Bloom B.S. (1956) *Taxonomy of Educational Objectives: The Classification of Educational Goals. Vol. I. Cognitive Domain*. New York: Longmans.
- Brusilovsky P. (1999) Adaptive and Intelligent Technologies for Web-Based Education. *Künstliche Intelligenz*, no 4, pp. 19–25.
- Brusilovsky P.L. (1992) Intelligent Tutor, Environment and Manual for Introductory Programming. *Educational & Training Technology International*, vol. 29, no 1, pp. 26–34. <https://doi.org/10.1080/0954730920290104>

- Brusilovsky P., Schwarz E., Weber G. (1996) ELM-ART: An Intelligent Tutoring System on World Wide Web. Proceedings of the *Third International Conference "Intelligent Tutoring Systems", ITS'96 (Montréal, Canada, 1996, June 12–14)*, pp. 261–269.
- Chen C.M., Lee H.M., Chen Y.H. (2005) Personalized e-Learning System Using Item Response Theory. *Computers & Education*, vol. 44, no 3, pp. 237–255. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2004.01.006>
- Choi H., Winne P.H., Brooks C., Li W., Shedden K. (2023) Logs or Self-Reports? Misalignment Between Behavioral Trace Data and Surveys When Modeling Learner Achievement Goal Orientation. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 11–21. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576052>
- Creely E. (2023) The Possibilities, Limitations, and Dangers of Generative AI in Language Learning and Literacy Practices. Proceedings of the *International Graduate Research Symposium (Hanoi, Vietnam, 2023, May 20–31)*, pp. 1–14.
- Davalos E., Vatal C., Cohn C., Horn Fonteles J., Biswas G., Mohammed N. et al. (2023) Identifying Gaze Behavior Evolution via Temporal Fully-Weighted Scanpath Graphs. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 476–487. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576117>
- El Mansour B., Mupinga D.M. (2007) Students' Positive and Negative Experiences in Hybrid and Online Classes. *College Student Journal*, vol. 41, no 1, pp. 242–248.
- Ennouamani S., Mahani Z. (2017) An Overview of Adaptive e-Learning Systems. Proceedings of the *8th International Conference on Intelligent Computing and Information Systems (Cairo, Egypt, 2017)*, pp. 342–347. <https://doi.org/10.1109/INTELCIS.2017.8260060>
- Eryilmaz M., Adabashi A. (2020) Development of an Intelligent Tutoring System Using Bayesian Networks and Fuzzy Logic for a Higher Student Academic Performance. *Applied Sciences*, vol. 10, no 19, Article no 6638. <https://doi.org/10.3390/app10196638>
- Gašević D., Dawson S., Rogers T., Gasevic D. (2016) Learning Analytics Should Not Promote One Size Fits All: The Effects of Instructional Conditions in Predicting Academic Success. *The Internet and Higher Education*, vol. 28, January, pp. 68–84. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.10.002>
- Gligorea I., Cioca M., Oancea R., Gorski A.-T., Gorski H., Tudorache P. (2023) Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*, vol. 13, no 12, Article no 1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>
- Golubeva S.L. (2022) Adaptive Educational Systems. *Information Support of Scientific and Technological Progress: Analysis of Problems and Search for Solutions. Collection of Articles of the International Scientific and Practical Conference (Perm, 2022, June 25)*, Ufa: Aeterna, pp. 179–181 (In Russian).
- Graf S., Kinshuk (2010) Using Cognitive Traits for Improving the Detection of Learning Styles. Proceedings of the *2010 Workshops on Database and Expert Systems Applications (Bilbao, Spain, 2010, August 30 – September 3)*, pp. 74–78. <https://doi.org/10.1109/DEXA.2010.35>
- Gurung A., Baral S., Vanacore K.P., McReynolds A.A., Kreisberg H., Botelho A.F. et al. (2023) Identification, Exploration, and Remediation: Can Teachers Predict Common Wrong Answers? Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 399–410. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576109>
- Howard-Jones P.A. (2014) Neuroscience and Education: Myths and Messages. *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 15, no 12, pp. 817–824. <https://doi.org/10.1038/nrn3817>
- Huang M.-J., Chiang H.-K., Wu P.-F., Hsieh Y.-J. (2013) A Multi-Strategy Machine Learning Student Modeling for Intelligent Tutoring Systems: Based on Blackboard Approach. *Library Hi Tech*, vol. 31, no 2, pp. 274–293. <https://doi.org/10.1108/07378831311329059>

- Kabudi T., Pappas I., Olsen D. (2021) AI-Enabled Adaptive Learning Systems: A Systematic Mapping of the Literature. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, Article no 100017. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100017>
- Khenissi M.A., Essalmi F. (2015) Automatic Generation of Fuzzy Logic Components for Enhancing the Mechanism of Learner 's Modeling while using Educational Games. *Proceeding of the 5th International Conference on Information & Communication Technology and Accessibility (Marrakech, Morocco, 2015, December 21–23)*, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICTA.2015.7426879>
- Khosravi H., Sadiq S., Gasevic D. (2020) Development and Adoption of an Adaptive Learning System: Reflections and Lessons Learned. *Proceedings of the 51st ACM Technical Symposium on Computer Science Education (Portland, OR, USA, 2020, March 11–14)*, pp. 58–64. <https://doi.org/10.1145/3328778.3366900>
- Köck M., Paramythis A. (2010) Towards Adaptive Learning Support on the Basis of Behavioural Patterns in Learning Activity Sequences. *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, INCOS 2010 (Thessaloniki, Greece, 2010, November 24–26)*, pp. 100–107. <https://doi.org/10.1109/INCOS.2010.76>
- Koedinger K.R., Anderson J.R., Hadley W.H., Mark M.A. (1997) Intelligent Tutoring Goes to School in the Big City. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, no 8, pp. 30–43.
- Kwak M., Jenkins J., Kim J. (2023) Adaptive Programming Language Learning System Based on Generative AI. *Issues in Information Systems*, vol. 24, no 3, pp. 222–231. https://doi.org/10.48009/3_iis_2023_119
- Metsler E.V. (2023) Testing Systems with Dynamic Selection of Complexity in Education. *The Transformation of Education in a Digital Society: A Collection of Materials from the International Scientific and Practical Conference (Chelyabinsk, 2023, March 29 – April 5)*, pp. 241–247 (In Russian).
- Molenaar I. (2022) The Concept of Hybrid Human-AI Regulation: Exemplifying How to Support Young Learners' Self-Regulated Learning. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 3, Article no 100070. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100070>
- Normadhi N.B.A., Shuib L., Nasir H.N.M., Bimba A., Idris N., Balakrishnan V. (2019) Identification of Personal Traits in Adaptive Learning Environment: Systematic Literature Review. *Computers & Education*, vol. 130, March, pp. 168–190. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.11.005>
- Papadopoulos F., Corrigan L.J., Jones A., Castellano G. (2013) Learner Modelling and Automatic Engagement Recognition with Robotic Tutors. *Proceedings of the 2013 Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (Geneva, Switzerland, 2013, September, 2–5)*, pp. 740–744. <https://doi.org/10.1109/ACII.2013.137>
- Pelánek R. (2017) Bayesian Knowledge Tracing, Logistic Models, and Beyond: An Overview of Learner Modeling Techniques. *User Model User-Adap Inter*, vol. 27, pp. 313–350. <https://doi.org/10.1007/s11257-017-9193-2>
- Poquet O., Jovanovic J., Pardo A. (2023) Student Profiles of Change in a University Course: A Complex Dynamical Systems Perspective. *Proceedings of the LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 197–207. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576077>
- Ramesh D., Sanampudi S.K. (2022) An Automated Essay Scoring Systems: A Systematic Literature Review. *Artificial Intelligence Review*, vol. 55, no 3, pp. 2495–2527. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10068-2>
- Ruiz-Rojas L.I., Acosta-Vargas P., De-Moreta-Llovet J., Gonzalez-Rodriguez M. (2023) Empowering Education with Generative Artificial Intelligence Tools: Approach with an Instructional Design Matrix. *Sustainability*, vol. 15, no 15, Article no 11524. <https://doi.org/10.3390/su15151524>
- Ruchkov A.A. (2022) *The Global Online Education Market (Analytical Review: History, Trends, Prospects, Forecasts)* (In Russian). Available at: <https://habr.com/ru/articles/675612/> (accessed 3 August 2024).

- Santos O.C., Boticario J.G., Pérez-Marín D. (2014) Extending Web-Based Educational Systems with Personalised Support through User Centred Designed Recommendations along the e-Learning Life Cycle. *Science of Computer Programming*, vol. 88, August, pp. 92–109. <https://doi.org/10.1016/j.scico.2013.12.004>
- Savchenko A., Savchenko L., Makarov I. (2022) Classifying Emotions and Engagement in Online Learning Based on a Single Facial Expression Recognition Neural Network. *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 13, no 4, pp. 2132–2143. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2022.3188390>
- Shershneva V.A., Vainshtein Y.V., Kochetkova T.O. (2018) Adaptive System of Web-Based Teaching. *Program Systems: Theory and Applications*, vol. 9, no 4 (39), pp. 159–177 (In Russian). <https://doi.org/10.25209/2079-3316-2018-9-4-159-177>
- Shute V., Towle B. (2003) Adaptive E-Learning. *Educational Psychologist*, vol. 38, no 2, pp. 105–114. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3802_5
- Slavuj V., Meštrović A., Kovačić B. (2017) Adaptivity in Educational Systems for Language Learning: A Review. *Computer Assisted Language Learning*, vol. 30, no 1–2, pp. 64–90. <https://doi.org/10.1080/09588221.2016.1242502>
- Sölch M., Aberle M., Krusche S. (2023) Integrating Competency-Based Education in Interactive Learning Systems. *arXiv preprint arXiv:2309.12343*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.12343>
- Su C. (2017) Designing and Developing a Novel Hybrid Adaptive Learning Path Recommendation System (ALPRS) for Gamification Mathematics Geometry Course. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, vol. 13, no 6, pp. 2275–2298. <https://doi.org/10.12973/eurasia.2017.01225a>
- Swamy V., Du S., Marras M., Kaser T. (2023) Trusting the Explainers: Teacher Validation of Explainable Artificial Intelligence for Course Design. Proceedings of the *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 345–356. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.08955>
- Talyzina N.F. (1975) *Managing the Learning Process*. Moscow: MSU (In Russian).
- Tanaka T., Hashiura H., Hazeyama A., Komiya S., Hirai Y., Kaneko K. (2017) A Method for Collecting Learners' Thinking Process in ER Modeling Exercises and Its Application Experiment. Proceedings of the *2016 Intl IEEE Conferences on Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced and Trusted Computing, Scalable Computing and Communications, Cloud and Big Data Computing, Internet of People, and Smart World Congress (2016, July 18–21)*, pp. 482–488. <https://doi.org/10.1109/UIC-ATC-ScalCom-CBDCOM-IoP-SmartWorld.2016.0086>
- Tkacheva T.M., Smyk A.F. (2023) Methods of Implementation of Intelligent Educational Systems. *Distance Learning Technologies. Proceedings of the VIII International Scientific and Practical Conference*. Simferopol: Arial, pp. 162–164 (In Russian).
- Tobarra L., Robles-Gomez A., Ros S., Hernandez R., Caminero A.C. (2014) Analyzing the Students' Behavior and Relevant Topics in Virtual Learning Communities. *Computers in Human Behavior*, vol. 31, no 1, pp. 659–669. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.10.001>
- Trif F., Lemnaru C., Potolea R. (2010) Identifying the User Typology for Adaptive e-Learning Systems. Proceedings of the *2010 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR) (Cluj-Napoca, 2010, May 28–30)*, vol. 3, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/AQTR.2010.5520728>
- Tyler R.W. (2013) *Basic Principles of Curriculum and Instruction*. Chicago: University of Chicago.
- Vygotskiy L.S. (2005) *Educational Psychology*. Moscow: AST (In Russian).
- Wang S., Christensen C., Cui W., Tong R., Yarnall L., Shear L., Feng M. (2023) When Adaptive Learning Is Effective Learning: Comparison of an Adaptive Learning System to Teacher-Led Instruction. *Interactive Learning Environments*, vol. 31, no 2, pp. 793–803. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1808794>
- Wise A.F., Brackett A., Maddox B. (2023) Flexible Coupling of Learning Analytics Research and Practice in the University: A Collective Strengths Approach. Proceed-

- ing of the *31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (Taipei, Taiwan, 2017, March 27–29)*, p. 25.
- Wong A.Y., Bryck R.L., Baker R.S., Hutt S., Mills C. (2023) Using a Webcam Based Eye-tracker to Understand Students' Thought Patterns and Reading Behaviors in Neurodivergent Classrooms. *Proceedings of the LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (Arlington, TX, USA, 2023, March 13–17)*, pp. 453–463. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576115>
- Yamada M., Oda T., Liu Y., Matsuo K., Barolli L. (2017) Performance Evaluation of an IoT-Based e-Learning Testbed Using Mean Shift Clustering Approach Considering Electroencephalogram Data. *Proceeding of the 31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (Taipei, Taiwan, 2017, March 27–29)*, pp. 549–557. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49106-6_54
- Yılmaz R., Yılmaz K., Gizem F. (2023) The Effect of Generative Artificial Intelligence (AI)-Based Tool Use on Students' Computational Thinking Skills, Programming Self-Efficacy and Motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 4, Article no 100147. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100147>