

DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-06

АРХИТЕКТУРА УЧЕБНОЙ СИСТЕМЫ С ИНДИВИДУАЛИЗАЦИЕЙ ОБУЧЕНИЯ НА ОСНОВЕ НАКОПЛЕННЫХ ДАННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ПРОВЕРКИ ЗАДАНИЙ

М. С. Дьяченко^{1,a}, А. Г. Леонов^{1,2,3,4,b}

¹ Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук», г. Москва, Российская Федерация

² Государственный университет управления, г. Москва, Российская Федерация

³ Московский педагогический государственный университет, г. Москва, Российская Федерация

⁴ Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, г. Москва, Российская Федерация

^a ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5809-4981>, ✉ mdyachenko@niisi.ru

^b ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9622-1526>, dr.l@vip.niisi.ru

Аннотация: в условиях первоочередной потребности в технологической независимости Российской Федерации от системы образования ждущего гибкого подхода к обучению, при котором каждый студент может полностью раскрыть свой потенциал и получить максимальную пользу от обучения. Для внедрения индивидуализации образования применяются технологии адаптивного обучения, которые построены на регулярной проверке знаний и автоматическом выборе темы и уровня сложности материала, который должен изучать студент для достижения наилучших доступных ему результатов по итогам обучения. Современные адаптивные технологии разрабатываются с использованием больших объемов накопленных данных, которые формируют цифровой след обучения. Авторы применили для исследования процесса внедрения адаптивных технологий имитационное моделирование методом системной динамики. Разработанная авторами модель процесса внедрения описывает систему взаимосвязанных процессов обучения студентов, накопления данных для разработки, реализации адаптивной технологии, апробации адаптивной технологии и ее распространения. По результатам анализа для каждого этапа внедрения предложены архитектурные решения, нацеленные на ускорение процесса внедрения технологий индивидуализированного обучения за счет построения учебной среды, состоящей из локальных систем учебных заведений, единых внешних образовательных платформ и авторских учебных платформ.

Ключевые слова: адаптивные технологии, цифровой след обучения, внедрение адаптивных технологий, имитационное моделирование процесса внедрения.

Благодарности: работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 19-29-14057.

Для цитирования: Дьяченко М. С., Леонов А. Г. Архитектура учебной системы с индивидуализацией обучения на основе накопленных данных результатов автоматизированной проверки заданий. *Успехи кибернетики*. 2023;4(1):39–48. DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-06.

Поступила в редакцию: 08.02.2023.

В окончательном варианте: 22.02.2023.

ADAPTIVE LEARNING SYSTEM ARCHITECTURE WITH ACADEMIC PERFORMANCE TRACKING

M. S. Dyachenko^{1,a}, A. G. Leonov^{1,2,3,4,b}

¹ Federal State Institution “Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences”, Moscow, Russian Federation

² The State University of Management, Moscow, Russian Federation

³ Moscow Pedagogical State University, Moscow, Russian Federation

⁴ M. V. Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russian Federation

^a ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5809-4981>, ✉ mdyachenko@niisi.ru

^b ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9622-1526>, dr.l@vip.niisi.ru

Abstract: as the Russian Federation strives for technological independence, the educational system is expected to present a new, agile approach to learning to help each student unleash their potential and get the top value from learning. Adaptive learning is a way of customizing the learning path based on frequent assessment and automatic selection of the content and its level of complexity that the student should study to achieve the best academic performance available. Modern adaptive learning uses large amounts of student digital footprints. The authors applied simulation and system dynamics to analyze the adaptive learning implementation. The model defines a system of interrelated learning processes, data accumulation for adaptive learning support, adaptive technology validation, and dissemination. We also proposed architectural solutions for each stage of the system implementation. The solutions would accelerate the adoption of adaptive learning by building an educational environment consisting of local educational systems, unified external educational platforms, and instructors' educational platforms.

Keywords: adaptive technologies, digital learning footprint, implementation of adaptive technologies, simulation of the implementation process.

Acknowledgements: the research is supported by the RFBR grant No. 19-29-14057.

Cite this article: Dyachenko M. S., Leonov A. G. Adaptive learning System Architecture with Academic Performance Tracking. *Russian Journal of Cybernetics*. 2023;4(1):39–48. DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-06.

Original article submitted: 08.02.2023.

Revision submitted: 22.02.2023.

Введение

Необходимость технологической независимости Российской Федерации становится стимулом для дальнейшего повышения уровня подготовки выпускников вузов. В глазах работодателей современный молодой специалист-выпускник должен обладать знаниями в фундаментальных областях, знаниями о современном состоянии науки и одновременно навыками применения этих знаний при решении практических задач по созданию конкурентоспособных продуктов. От системы образования ждут гибкого подхода к обучению, при котором каждый студент может полностью раскрыть свой потенциал и получить максимальную пользу от обучения, а не только продемонстрировать освоение дисциплины на уровне выше среднего. Для достижения таких результатов требуется индивидуализация процесса обучения с возможностью (при общих целях учебной группы) обеспечить каждому студенту уникальную программу подготовки, соответствующую его возможностям.

Для реализации индивидуализации образования применяются технологии адаптивного обучения [1], которые построены на регулярной проверке знаний и автоматическом определении темы и уровня сложности материала, который должен изучать студент для достижения наилучших доступных ему результатов по итогам обучения. Результаты частой проверки знаний и данные о характере работы студента в процессе обучения вместе образуют детальный цифровой след обучения [2], который при использовании применительно к отдельному студенту дает возможность повышать эффективность его обучения за счет применения адаптивных технологий [1], а при накоплении данных большого количества студентов служит для обобщения и дальнейшего совершенствования учебных курсов [3]. Наблюдаемое преимущественно экспериментальное распространение адаптивных технологий и ограниченный выбор применяемых технологий вызваны несколькими факторами: большой трудоемкостью разработки учебных материалов [4], высокой сложностью реализации технологии [5, 6], длительностью проверки эффективности и организационной сложностью масштабирования использования адаптивных технологий.

Постановка проблемы

Высокий спрос на рынке труда на высококвалифицированных специалистов требует от системы образования в сжатые сроки внедрять методы индивидуализации в учебный процесс. Однако современные подходы к внедрению методов индивидуализации обучения не позволяют выполнять эти работы быстро из-за растянутого во времени этапа сбора данных перед разработкой и длительного периода проверки эффективности внедряемых методов до начала широкомасштабного распространения новой технологии. На практике при реализации систем адаптивного обучения исследователи или выбирают решения, не требующие большого объема накопленных данных, например, как в исследовании Кречетова [4, 5], или используются данные тысяч студентов для реализации более сложных алгоритмов с использованием глубокого обучения [6]. Современным развитием преобладающей технологии

адаптивного обучения «отслеживание знаний» (knowledge tracing) является «глубокое отслеживание знаний» (deep knowledge tracing) [7], использующее нейронные сети при оценке уровня подготовки обучаемого. Для автоматизированной оценки уровня подготовки по результатам проверки заданий по программированию лучших результатов позволяет достичь «глубокое отслеживание знаний на основе кода» (code-based deep knowledge tracing) [8], использующее в дополнение к бинарной информации об успешном или неуспешном выполненном задании непосредственно содержание решения, предложенного обучаемым. Для снижения потребности в данных для разработки моделей применяют предобученные модели и доменную адаптацию [9], что позволяет снизить требования к объему необходимых начальных данных при повторном использовании моделей, но для создания предобученных моделей все еще необходим большой объем данных детального цифрового следа обучения. При текущих подходах к сбору данных необходимый объем данных для разработки будет накапливаться годами. Авторы проводили эксперименты по внедрению учебных технологий на основе глубокого обучения [10, 11], по результатам которых можно заключить, что для разработки универсальных решений требуются большие объемы накопленных данных, которые генерируются студентами за несколько лет использования автоматизированной системы обучения. Таким образом, актуальной проблемой является разработка подходов к ускоренному внедрению методов адаптивного обучения, требующих накопления больших объемов данных об учебном процессе, и разработка архитектуры системы, воплощающей эти подходы.

Методы исследования

Исследуемый процесс внедрения может быть представлен в виде сложной параметризованной системы, описывающей изменение исследуемого процесса во времени. Для исследования процесса внедрения авторы применяют имитационное моделирование методом системной динамики, использующимся для анализа процессов, например процесса разработки программного обеспечения [12]. Разработанная модель описывает систему взаимосвязанных процессов обучения студентов, накопления данных для разработки, реализации, апробации и распространения адаптивной технологии. Использование имитационного моделирования создает предпосылки для исследования растянутых на годы процессов, протекание которых можно анализировать при различных начальных условиях и характеристиках внедряемых адаптивных методов. К преимуществам системной динамики можно отнести хорошо формализованное визуальное представление сложной системы, описанное в терминах предметной области, которое поддается интерпретации и модификации.

Модель процесса внедрения

Исследованная авторами модель описывает процесс внедрения адаптивной технологии, разрабатываемой с использованием накопленных данных об обучении. Процесс внедрения условно разделен на этапы: выбор адаптивной технологии и разработка методологии ее применения в учебном процессе; разработка инструментальных средств для создания учебных материалов этапа накопления данных и разработка средств для сбора данных об обучении с использованием подготовленных материалов; этап накопления данных об обучении и характере взаимодействия обучаемого с учебной системой; реализация адаптивной технологии на основе накопленных данных; разработка средств поддержки внедряемого метода в системе (индивидуализации учебной программы); проведение эксперимента; оценка краткосрочной и долгосрочной эффективности внедряемой адаптивной технологии; масштабирование использования адаптивной технологии. Модель описывает сложную систему взаимосвязанных процессов, таких как обучение студентов, накопление данных для разработки и проверки эффективности, разработки системы и ее масштабирования.

В основе модели обучения лежат потоки и накопители студентов, обучающихся на двух последовательных автоматизированных курсах (рисунок 1). По результатам обучения студенты оставляют цифровой след, данные которого используются для разработки и последующей проверки эффективности адаптивных методов. Обучение на двух последовательных курсах, при условии, что второй курс использует знания, полученные при обучении на первом курсе, создает предпосылки для оценки эффективности новой методики в долгосрочной перспективе. Обучение выполняется на двух потоках, где первый поток описывает обучение студентов автоматизированного курса, а второй поток — на курсе с исследуемой адаптивной технологией. На этапе накопления данных студенты обучаются только на автоматизированном курсе. После накопления необходимых данных и разработки технологии и материалов адаптивного курса поток обучающихся студентов начинает разделяться на два потока

пропорционально пропускной способности автоматизированного и адаптивного курсов.

Пропускная способность автоматизированного курса ограничена уровнем охвата студентов системой автоматизации, с допущением, что охват студентов одним курсом в одном учебном заведении в рамках одного семестра ограничен по организационным причинам. Поэтому для дальнейшего увеличения пропускной способности необходимо масштабирование системы — использование автоматизированного курса в других учебных заведениях. В свою очередь пропускная способность адаптивного курса изменяется исходя из текущего этапа проверки внедряемой технологии. Этапами проверки являются оценка краткосрочной эффективности, оценка долгосрочной эффективности, после чего выполняется контроль результатов широкомасштабного внедрения. Состав и порядок этапов проверки могут варьироваться в зависимости от внедряемой технологии.

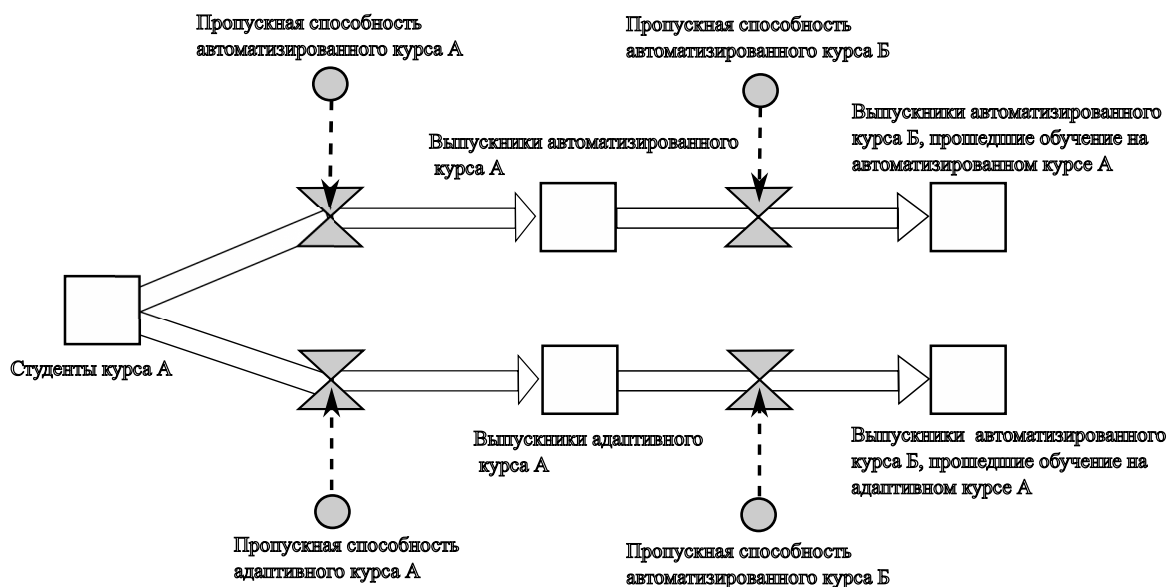


Рис. 1. Модель процесса обучения студентов на автоматизированном и адаптивном курсах

Модель процесса накопления цифрового следа построена в виде входящего и выходящего потоков с накопителем (рисунок 2). Центральный накопитель модели отражает текущий объем накопленных данных о цифровом следе обучения. Модель учитывает эффект устаревания данных, исключая из общего объема цифровые следы обучаемых, полученные раньше, чем за определенное параметром эксперимента время актуальности этих данных. Объем накопленных данных является ограничением для начала процесса разработки адаптивной технологии.

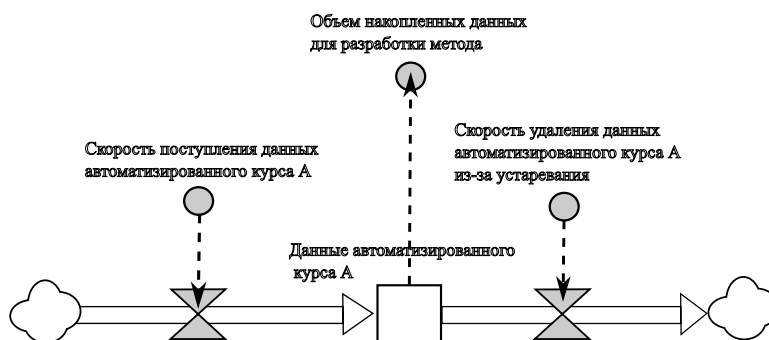


Рис. 2. Модель процесса накопления данных для разработки адаптивной технологии

Аналогично модели накопления данных для разработки построены модели накопления данных для контроля результатов эксперимента (рисунок 3) в краткосрочной перспективе — сразу после завершения курса — и долгосрочной перспективе — по результатам оценки остаточных знаний при обучении на следующем автоматизированном курсе. Поскольку обучение одновременно проходит на автоматизированном и адаптивном курсах, то данные о результатах обучения на автоматизированном курсе могут

быть использованы в качестве контрольных данных для сравнения при оценке эффективности новой технологии.



Рис. 3. Модель процесса накопления данных для оценки эффективности

Модель процесса разработки и внедрения описана в виде потока внедрения системы в учебные заведения (рисунок 4), где за каждый период времени происходит определенное количество внедрений — подключений новых учебных заведений к экспериментальной среде. Общее количество подключенных учебных заведений влияет на охват системой одновременно обучающихся студентов, то есть на пропускную способность автоматизированного и адаптивного курсов. Заметим, что это не единственный фактор, определяющий пропускную способность курсов. Пропускная способность курсов ограничена количеством использующих систему преподавателей, а пропускная способность адаптивного курса дополнительно ограничена уровнем его готовности к масштабированию.

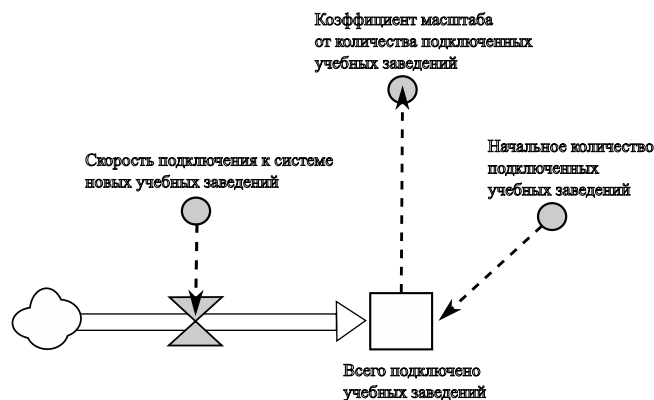


Рис. 4. Модель процесса масштабирования системы

Важным ограничивающим фактором пропускной способности курсов является количество преподавателей, работающих в автоматизированной системе (рисунок 5). Подключение новых учебных заведений создает запрос на подготовку преподавателей для работы в автоматизированной учебной системе, в том числе преподавателей для обучения на адаптивном курсе. Модель отражает организационные ограничения скорости обучения преподавателей для работы в системе, что является существенным ограничением охвата студентов, так как автоматизированная система может быть внедрена в учебном заведении, но ограниченное количество работающих в ней преподавателей не позволит в

действительности охватить всех доступных студентов. Допустимое количество студентов, обучаемых одним преподавателем, является параметром моделирования.

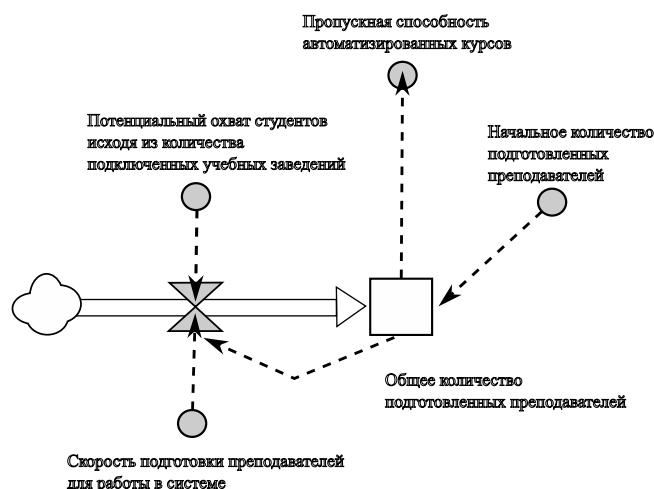


Рис. 5. Модель процесса масштабирования системы

Начальные параметры моделирования определяются характеристиками внедряемых адаптивных технологий и начальным состоянием экспериментальной среды. К параметрам внедряемой технологии относятся минимальные объемы данных, необходимые для начала разработки и для оценки эффективности технологии в краткосрочной и долгосрочной перспективах, а также время устаревания данных. Основными параметрами, характеризующими состояние экспериментальной среды, являются предельная пропускная способность учебного курса одного учебного заведения, количество подключенных учебных заведений и скорость подключения новых учебных заведений, количество подготовленных преподавателей и скорость их подготовки, начальная пропускная способность и скорость масштабирования адаптивного курса на этапе оценки краткосрочной и долгосрочной эффективности, допустимое количество студентов, обучаемых одним преподавателем.

Имитационное моделирование выполнено в системе AnyLogic 8 (<https://www.anylogic.ru/>).

Результаты исследования

Целью моделирования было выявить параметры, оказывающие основное влияние на скорость внедрения при условии минимизации используемых ресурсов, участвующих в эксперименте преподавателей и учебных заведений. Экспериментально определено, что основной вклад в скорость внедрения со стороны среды вносит начальный охват обучаемых автоматизированной системой и связанные с этим возможности по подключению к системе новых учебных заведений и подготовке преподавателей.

Интерпретация полученных результатов: процесс накопления данных является основным ограничивающим фактором процесса внедрения, поскольку текущий охват студентов автоматизированным курсом является постоянной величиной, которая не меняется за время учебного семестра. Дополнительно к этому для увеличения охвата необходимо вовлекать в процесс новые учебные заведения, инструктировать преподавателей, дорабатывать автоматизированные курсы под программу новых учебных заведений – это затратная по времени и ресурсам организационно сложная активность.

Сформулируем требования к целевой архитектуре адаптивной системы с учетом каждого этапа внедрения для реализации оптимального процесса внедрения новых технологий.

На этапе накопления данных необходимо обеспечить одновременно обучение на автоматизированном курсе сотен, а в ряде случаев тысяч студентов за счет подключения нескольких учебных заведений. Единый автоматизированный курс может не соответствовать локальным требованиям образовательной программы учебного заведения, поэтому система должна предоставлять техническую возможность вносить изменения в учебный курс под требования каждого учебного заведения, участвующего в накоплении данных. На этом этапе возможны различные варианты архитектуры: централизованная архитектура с сетевым доступом, вариант распределенной архитектуры с использованием локальных ресурсов учебного заведения, гибридная архитектура с обменом автоматизированными курсами и цифровым следом между разнородными учебными системами (рисунок 6). Централизованная

архитектура имеет минимальные затраты на внедрение, поскольку для использования системы достаточно проинструктировать преподавателей, подключить учебное заведение к единой системе обучения и доработать курс. Распределенная архитектура подходит для автоматизированных курсов с ресурсоемкой проверкой знаний, масштабирование которых в рамках единой системы ограничено ресурсами учебной системы. Поэтому учебные заведения могут, оставаясь связанными с единой системой, часть процессов выполнять локально, например, проверять ресурсоемкие задания, хранить данные о курсах, накапливать цифровой след. Гибридная архитектура возможна только в условиях стандартизации формата цифрового следа обучения и формата распространения автоматизированных курсов. В ситуации отсутствия общепринятых стандартов потребуется дорабатывать все подключаемые системы для обмена данными с централизованной системой, возникающая при этом необходимость разработки снизит скорость внедрения технологии. Выбор варианта архитектуры на данном этапе зависит от уровня стандартизации информации о цифровом следе и автоматизированных курсов, ресурсоемкости проверки знаний и уровня распространения какой-либо отдельной системы в учебной среде.

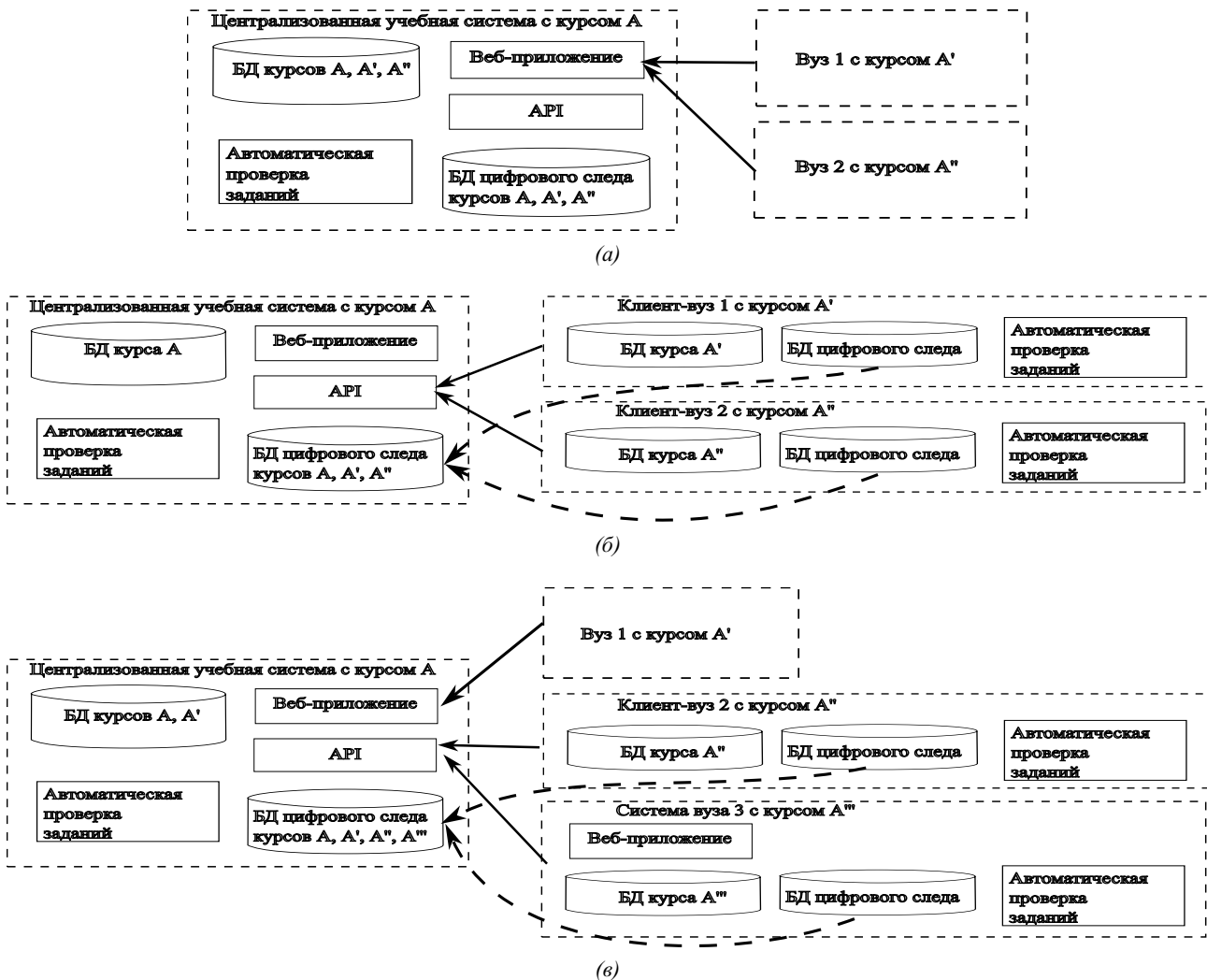


Рис. 6. Архитектура системы этапа накопления данных для разработки: централизованная (а), распределенная (б) и гибридная (в)

Разработанный адаптивный курс распространяется среди участников эксперимента для накопления данных этапа проверки эффективности внедряемой технологии. На этом этапе требуется меньший охват, но все еще шире, чем возможности отдельного учебного заведения. Поскольку адаптивные технологии требуют выполнения разработки для поддержки реализуемого варианта модификации программы обучения, то оптимальным вариантом будет использование единой централизованной системы для накопления данных на этапе проверки эффективности (рисунок 7). Перед началом эксперимента преподаватели-участники эксперимента проходят инструктаж, но в силу экспериментального харак-

тера технологии для контроля эксперимента система должна предоставлять средства аналитики для раннего выявления отклонений и средства поддержки преподавателей, поскольку фактически преподаватели также обучаются использованию новой технологии и им нужна автоматизированная поддержка при обучении студентов на адаптивном курсе.

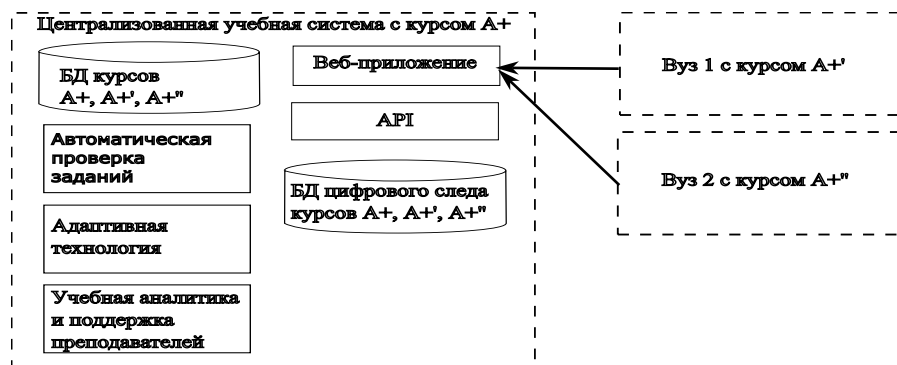


Рис. 7. Архитектура системы этапа накопления данных для проверки эффективности технологии

После подтверждения эффективности технологии начинается ее масштабирование: создаются новые адаптивные курсы за счет появления инструментов для разработки учебных материалов и появляются реализации технической поддержки адаптивной технологии в учебных системах. В системе высшего образования уже используются автоматизированные курсы, работающие в локальных системах учебных заведений, например «Цифровой тьютор» [13], на единых внешних образовательных платформах, например «Открытое образование» (<https://openedu.ru/>), и на авторских учебных платформах, например «Мирера» [14], поэтому целесообразно дорабатывать существующие курсы, а не создавать их заново в новой системе. Возможны варианты архитектуры с интеграцией адаптивного курса в систему учебного заведения без реализации в ней адаптивной технологии, вариант реализации адаптивной технологии непосредственно в учебной системе и вариант использования учебной системой адаптивной технологии в качестве внешнего сервиса (рисунок 8). Во всех этих вариантах важно продолжать накапливать данные для контроля эффективности адаптивной технологии, поэтому данные о цифровом следе продолжают собираться централизованно. Примерами архитектуры с подключением к внешним системам-поставщикам адаптивных курсов являются системы Squirrel AI (<https://squirrelai.com/>) и German Tutor [3]. Архитектура с адаптацией курсов за счет внешнего сервиса реализуется с использованием сервиса Knewton (<https://www.knewton.com/>). Эти адаптивные системы централизованно накапливают данные цифрового следа обучаемых для дальнейшего развития адаптивных методов и улучшения материалов адаптивных курсов.

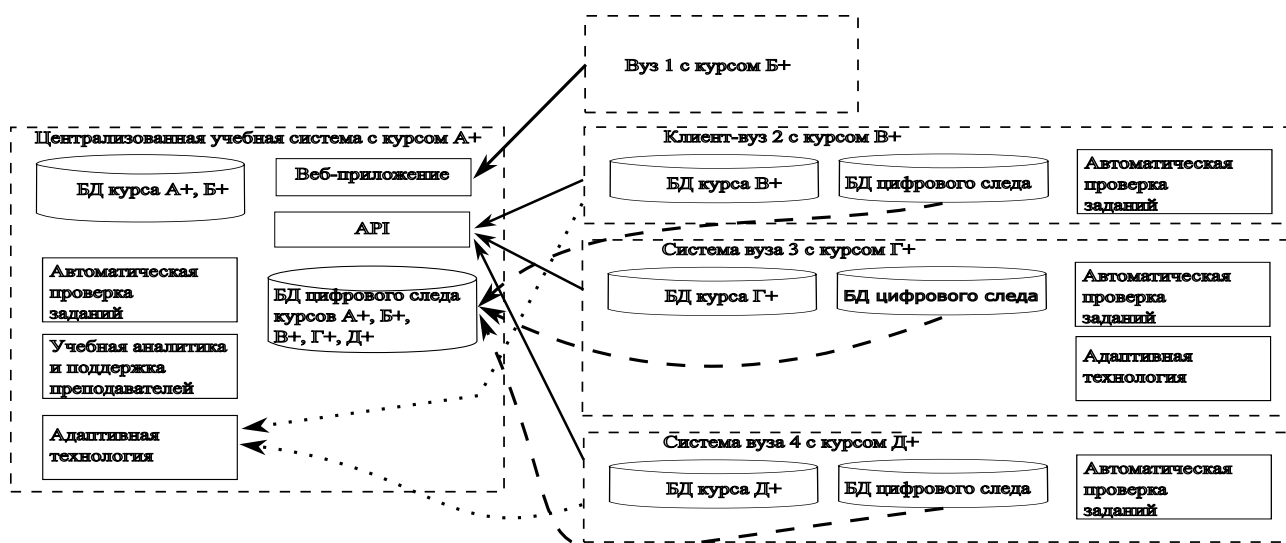


Рис. 8. Архитектура системы этапа масштабирования

Выводы

1. Предложенную авторами параметрическую модель процесса внедрения возможно использовать для имитационного моделирования внедрения новых адаптивных технологий. Помимо установления общих закономерностей процесса внедрения, модель также полезна при определении этапов, вносящих наибольшие задержки в процесс внедрения, и для поиска оптимального варианта внедрения выбранной технологии. В работе рассмотрен вариант накопления полного цифрового следа студента за все время обучения на курсе, однако предлагаемая модель может быть доработана для моделирования накопления данных при разработке адаптивных технологий, основанных на результатах выполненных заданий (это сотни заданий для каждого студента за семестр), на биометрических данных, данных о поведении студента при взаимодействии с системой и так далее.
2. Для ускорения накопления данных необходимо обеспечить широкий охват студентов, достичь которого организационно проще при обучении фундаментальным дисциплинам на младших курсах. По мере специализации студентов на старших курсах сбор данных для адаптивного обучения замедляется за счет снижения общего числа обучающихся студентов по каждому направлению. Для обучения на курсах с малым количеством студентов также могут быть применены адаптивные технологии, например цифровой двойник студента, учитывающий особенности восприятия информации. Цифровой двойник студента создается с использованием данных, полученных на младших курсах, и далее применяется для адаптивного обучения на старших курсах.
3. Для каждого этапа внедрения существуют оптимальные конфигурации архитектуры системы, обеспечивающие высокую скорость внедрения. На этапах накопления данных для разработки и проверки эффективности оптимальна централизованная система, на этапе масштабирования важно внедрять адаптивные технологии в существующие автоматизированные курсы, поэтому применимы централизованная архитектура, включая распределенную, и архитектура с внешним сервисом адаптации.
4. Распространение адаптивных курсов в централизованной архитектуре предполагает, что преподаватель учебного заведения вносит изменения в единый курс, чтобы приводить его к требованиям учебной программы. Технически это реализуется созданием копии базового курса с последующим ее редактированием или сборкой курса из учебных модулей, хранящихся в централизованном репозитории. Для гибридной архитектуры возникает вопрос о принятии единого стандарта описания адаптивных курсов, без решения которого обмен курсами без их конвертации и переработки затруднителен.
5. Вовлечение в процесс обучения на адаптивных курсах большого количества преподавателей из разных учебных заведений повышает требования к инструментам поддержки учебного процесса. Фактически преподаватели осваивают навык обучения студентов с использованием адаптивных технологий, еще недавно считавшихся экспериментальными. В адаптивных курсах требуется подсистема учебной аналитики для непрерывного анализа индивидуальных результатов и своевременного отслеживания отклонений в поведении или ожидаемых результатов студентов. Также необходима подсистема автоматизированной поддержки преподавателя, которая будет обращать внимание преподавателя на потенциальные проблемы и предлагать их решения, исходя из наработанной практики.

Заключение

Описанная в работе модель учитывает внедрение одного метода индивидуализации на определенном курсе, а на практике параллельно может внедряться несколько различных методов для разных курсов из-за рационального соображения, что параллельные эксперименты сокращают общее время на отбор эффективных учебных технологий. В результате этого исследовательская среда должна учитывать все параллельные эксперименты при формировании выборок обучаемых для сравнения и контроля эффективности, чтобы снизить вероятность некорректных выводов.

Проведенное исследование показало, что для оптимизации внедрения адаптивных технологий важно не только выбрать правильную архитектуру, но и создать полноценную экспериментальную среду. Эта среда за счет объединения большого количества учебных заведений не только ускорит процесс исследования, но и упростит создание и распространение новых адаптивных курсов. До момента создания подобной экспериментальной среды разработчики адаптивных технологий будут вынуждены ограничиваться реализацией методов, не требующих больших объемов накопленных данных.

Авторы на текущем этапе развития не предлагают создавать централизованную систему для учебных заведений, понимая, что в учебном процессе уже применяются платформа «Открытое образование» (<https://openedu.ru/>), а также различные локальные системы и авторские среды, содержа-

щие наработки, перенос которых в какую-либо единую централизованную систему будет сопряжен с большим объемом работы, а в некоторых случаях потребует создать учебные материалы с нуля. Реалистичным путем развития авторы считают поэтапную трансформацию систем из неадаптивной в адаптивную форму [15] для создания экспериментальной среды, стандартизацию форматов обмена данными о курсах и цифровом следе, разработку инструментов для автоматизированного преобразования неадаптивных курсов в адаптивные, что в свою очередь является предпосылкой для ускорения внедрения новых технологий в образование.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Decoding Adaptive*. Режим доступа: <https://www.edsurge.com/research/reports/adaptive-learning-close-up>.
2. Дьяченко М. С., Леонов А. Г. Цифровой след в образовании как драйвер профессионального роста в цифровую эпоху. *E-Management*. 2022;5(4):23–30. DOI: 10.26425/2658-3445-2022-5-4-23-30.
3. Heift T. Web Delivery of Adaptive and Interactive Language Tutoring: Revisited. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2015. DOI: 10.1007/s40593-015-0061-0.
4. Кречетов И. А., Дорофеева М. Ю., Дегтярев А. В. Раскрываем потенциал адаптивного обучения: от разработки до внедрения. *Материалы международной конференции, Москва, 05–06 декабря 2018 года* / Отв. ред. Е. Ю. Кулик. Москва: Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»; 2018. С. 76–88.
5. Кречетов И. А., Романенко В. В. Реализация методов адаптивного обучения. *Вопросы образования*. 2020;2:252–277. DOI: 10.17323/1814-9545-2020-2-252-277.
6. Tang H., Jiang G., Wang Q. Personalized Learning Behavior Evaluation Method Based on Deep Neural Network. *Scientific Programming*. 2022;2022:9993271. DOI: 10.1155/2022/9993271.
7. Miao D., Jui-Long H., Xu D., Hengtao T., Hao L. Knowledge Tracing: A Review of Available Technologies. *Journal of Educational Technology Development and Exchange*. 2021;14(2):1. DOI: 10.18785/jetde.1402.01.
8. Shi Y. et al. *Code-DKT: A Code-based Knowledge Tracing Model for Programming Tasks*. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2206.03545>. DOI: 10.48550/arXiv.2206.03545.
9. Cheng S., Liu Q., Chen E. *Domain Adaption for Knowledge Tracing*. Режим доступа: <http://arxiv.org/abs/2001.04841>. DOI: 10.48550/arXiv.2001.04841.
10. Leonov A. G., Matyushin M. A., Dyachenko M. S. Neural Networks for a priori Estimates of the Student Outcomes in Mirera. *Lecture Notes in Civil Engineering*. 2022;210:475–486. DOI: 10.1007/978-3-030-90843-0_55.
11. Дьяченко М. С., Леонов А. Г., Матюшин М. А. Исследование и разработка методов машинного обучения и архитектур нейронных сетей для применения в области проверки. *Труды НИИСИ РАН. Математическое и компьютерное моделирование сложных систем: теоретические и прикладные аспекты*. 2021;11(3):48–53.
12. Cocco L., Mannaro K., Concas G., Marchesi M. Simulating Kanban and Scrum vs. Waterfall with System Dynamics. *Agile Processes in Software Engineering and Extreme Programming. XP 2011. Lecture Notes in Business Information Processing* / Eds: Sillitti A., Hazzan O., Bache E., Albaladejo X. Vol. 77. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-642-20677-1_9.
13. Комлева Н. В., Вилявин Д. А. Цифровая платформа для создания персонализированных адаптивных онлайн курсов. *Открытое образование*. 2020;24(2):65–72. DOI: 10.21686/1818-4243-2020-2-65-72.
14. Бешапошников Н. О., Леонов А. Г., Прилипко А. А. Цифровизация образования — новые возможности управления образовательными треками. *Вестник кибернетики*. 2018;2:154–160.
15. Дьяченко М. С., Леонов А. Г. Применение подхода поэтапной трансформации при построении системы адаптивного обучения на примере цифровой образовательной платформы Мирера. *Информатизация образования и методика электронного обучения: цифровые технологии в образовании: материалы VI Международной науч. конф., г. Красноярск, 20–23 сентября 2022 г.*: в 3 ч. Ч. 3 / под общ. ред. М. В. Носкова. Красноярск: Красноярский государственный педагогический университет им. В. П. Астафьева; 2022. С. 166–172.