

*К. И. Брагин*¹✉

Мониторинг и управление образованием на основе данных и искусственного интеллекта

¹ Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики,
г. Новосибирск, Российская Федерация
e-mail: bragik.irl@yandex.com

Аннотация. Принятие решений на основе данных становится ключевым направлением цифровой трансформации в образовании. Однако, существующие системы все еще ограничиваются бюрократическими отчетами и неструктурированными данными, ценность которых сложно оценить. В данной статье рассматривается вопрос, готово ли российское высшее образование к управлению, основанному на данных при поддержке искусственного интеллекта (ИИ). Обзор последних международных исследований в области интеллектуального анализа образовательных данных, образовательной аналитики и обучающих платформ на основе искусственного интеллекта, позволяет рассмотреть успешные практические применения, такие как прогнозирование успеваемости, индивидуальная поддержка студентов и анализ данных об учебных заведениях. В то же время, в статье поднимаются нерешенные этические вопросы, связанные с рисками для персональных данных, возможной предвзятостью алгоритмов и прозрачностью автоматизированных процессов принятия решений. Отмечаются и существующие проблемы, такие как инфраструктурное неравенство, зависимость от зарубежного программного обеспечения и недостаточный уровень грамотности преподавателей и руководителей в области искусственного интеллекта. На этом фоне предлагается концептуальный проект интеллектуальной системы мониторинга и управления для университетов. Система состоит из четырех основных элементов, ориентированных на конкретную целевую группу пользователей: студентов, преподавателей, руководства ВУЗов, а также промышленных партнеров и государственных ведомств. Она призвана объединить различные виды собираемых образовательных данных и предоставить возможности для мониторинга посещаемости занятий, оценки успеваемости студентов, выявления признаков потенциальных трудностей, ведения экзаменационной ведомости и даже содействия в коммуникациях. Прежде чем делать окончательные выводы о целесообразности разработки и внедрения системы необходимо дальнейшее апробирование и критическая оценка эффективности и актуальности такой системы в российском высшем образовании.

Ключевые слова: управление на основе данных, искусственный интеллект, аналитика, системы мониторинга, прогностическая аналитика, высшее образование

*K. I. Bragin*¹✉

Data-driven Monitoring and Management with Artificial Intelligence in High Education School

¹ Siberian State University of Telecommunications and Information Science,
Novosibirsk, Russian Federation
e-mail: bragik.irl@yandex.com

Abstract. Data-driven decision-making is becoming a key focus of digital transformation in education. However, that systems are still limited to bureaucratic reports and unstructured data, the value of which is difficult to assess. This article examines whether Russian higher education is ready for

data-driven governance supported by artificial intelligence (AI). This paper provides an overview of the latest international research in the field of educational data mining, educational analytics, and AI-based learning platforms. Particular attention is paid to successful practical applications, such as academic performance prediction, individualized student support, and institutional data analysis. At the same time, the article discusses unresolved ethical issues related to privacy risks, potential algorithmic bias, and the transparency of automated decision-making processes. In the context of Russian education, particular attention is given to ambitious national AI strategies and major digital initiatives. However, existing challenges are noted, such as infrastructural inequalities, dependence on foreign software, and the insufficient level of artificial intelligence literacy among faculty and administrators. Against this backdrop, a conceptual design for an intelligent monitoring and management system for universities is proposed. The system consists of four main elements, each focused on a specific target group of users: students, faculty, university administration, and partners from industry and government. It integrates all the various types of collected educational data and provides capabilities for monitoring class attendance, assessing student performance, identifying signs of potential difficulties, maintaining exam records, and even facilitating communications. Before drawing final conclusions on the feasibility of developing and implementing the system, further testing and a critical assessment of its effectiveness and relevance in Russian higher education are necessary.

Keywords: data-driven management, artificial intelligence, analytics, monitoring systems, predictive analytics, higher education.

Введение

В ноябре 2025 года Владимир Владимирович Путин выступил на международной конференции AI Journey и затронул важную проблему трансформации системы образования, отметив, что сегодня учащиеся могут легко получить ответы практически на любой вопрос, просто нажав на кнопку [1]. Таким образом, был затронут вопрос этики использования искусственного интеллекта в образовании. Последующий указ, утвержденный в январе 2026, предписывал правительству разработать способы интеграции искусственного интеллекта в образовании как дополнительного метода обучения, сохраняя способность студентов к самостоятельной работе. Далее, месяц спустя, в феврале 2026 года, Путин подписал указ о создании «Президентской комиссии по развитию искусственного интеллекта» [2]. Эти шаги отражают последовательную политику – найти баланс между использованием искусственного интеллекта как инструмента и сохранением преимуществ традиционного обучения. Такой подход направлен на то, чтобы подготовить студентов к будущему, в котором ИИ станет неотъемлемой частью повседневной жизни, и, в то же время, развить у них навыки критического мышления и решения проблем. Внимание президента к этим вопросам однозначно доказывает их актуальность.

Важный проект, получивший название «Цифровая образовательная среда», был запущен на основании постановления Правительства № 2040 от 7 декабря 2020 года [3]. В рамках этого проекта была определена базовая инфраструктура, которая включает единую общенациональную платформу, обновление инфраструктуры ИКТ в школах и обеспечение равного доступа к цифровому контенту для всех, независимо от региона проживания.

Международное академическое сообщество разрабатывает инструменты, которые могли бы придать этой инфраструктуре глубину анализа.

Интеллектуальный анализ образовательных данных (англ. Educational data mining, EDM) и аналитика обучения (англ. Learning analytics, LA) за последнее десятилетие позволили собрать существенную доказательную базу. Прогностические модели выявляют учащихся из группы риска до того, как они потерпят неудачу, адаптивные платформы повышают академические результаты на 15 – 35 % по сравнению с традиционным обучением, а институциональные информационные панели позволяют администраторам в режиме реального времени отслеживать работу кафедр, факультетов и институтов.

По данным отчета Grand View Research, глобальный рынок решений на основе ИИ в образовании оценивался в 5,88 млрд долл. США в 2024 году и, согласно прогнозу, может достичь 32,27 млрд долл. к 2030 году [4]. Россия уже осваивается на этом рынке, и в настоящее время 45 % университетов страны предлагают специализированные программы по искусственному интеллекту. Эти программы охватывают около 43000 студентов, и их количество, по-видимому, будет расти и дальше [5].

В то же время, университеты в России, расположенные за пределами крупных городов, сталкиваются с серьезными трудностями. Не обладая развитой инфраструктурой, они вынуждены использовать устаревшее программное обеспечение, или попавшее под ограничение из-за санкций. Кроме того, не все преподаватели и руководители обладают достаточными знаниями в области искусственного интеллекта, что затрудняет переход от традиционной бюрократической отчетности к принятию решений на основе данных. Даже при обладании необходимыми данными, все сводится к использованию множества разнородных несвязанных систем, которые не всегда эффективно взаимодействуют друг с другом, что порой делает отчеты бесполезными.

Представители академического сообщества также изменили свое понимание того, как принимать решения на основе данных. Раньше считалось, что использование данных само по себе является достаточным основанием для принятия решений. Однако теперь приходит понимание, что данные должны быть инструментом, который помогает людям принимать решения, а не заменяет их. Это и открывает путь к data-driven подходу.

В России достигнут значительный прогресс в использовании технологий для улучшения качества образования. Одним из ярких примеров является Московская электронная школа – масштабная платформа, обслуживающая более 1,2 миллиона учеников, 70 тысяч учителей и 1,8 миллиона родителей [6]. В этой системе применяется интеллектуальная аналитика в помощь учителям, а инструменты на основе искусственного интеллекта упрощают процесс оценки знаний.

Для более эффективного использования технологий в образовании необходимо создать единую платформу, которая объединит всех заинтересованных лиц – студентов, преподавателей, руководителей, промышленных партнеров и представителей государственных ведомств - в одном месте. Такая платформа могла бы объединить все разнообразные роли и обязанности в рамках единой архитектуры, что значительно упростило бы совместную работу и принятие обоснованных решений.

Имея все данные в одном месте, университеты могли бы эффективнее отслеживать успеваемость студентов, выявлять области, где преподавателям требуется дополнительная поддержка, и принимать решения о совершенствовании образования, основываясь на реальных цифрах. Это поистине уникальная возможность, которая действительно способна поднять российское образование на новый уровень.

В этом исследовании будет рассмотрено, как искусственный интеллект применяется в управлении российскими университетами. В работе проанализированы текущие исследования по использованию данных и искусственного интеллекта для улучшения управления университетами. На основе этого анализа был усовершенствован разработанная ранее концепция интеллектуальной платформы, призванная помочь в управлении и контроле за работой университетов.

Методы и материалы

Для формирования образа платформы, которая могла бы стать мощным инструментом data-driven образования, проведем исследование существующих трендов в области информационных систем и образовательных технологий. Любые проектные решения должны быть основаны на эмпирических данных и подтверждены реальными эксплуатационными требованиями.

Усилия были сосредоточены на публикациях, вышедших в период с 2015 по 2025 год, опираясь на такие научные базы, как Scopus, Web of Science, eLibrary.ru и Google Scholar, при использовании ключевых слова, такие как «интеллектуальный анализ образовательных данных», «аналитика обучения» и «использование данных для принятия решений в образовании». Особенно заинтересовали статьи, в которых были приведены реальные примеры того, как данные могут быть использованы для улучшения образования, в которых предлагались основы того, как школы могут применять эти данные для принятия обоснованных решений.

Интеллектуальный анализ образовательных данных как самостоятельное направление сформировался еще в начале 2010-х годов, накопив обширную базу по прогнозированию академических результатов. Выделим относительно недавний, но обширный систематический обзор Франческо Аргусти и соавторов, охвативший 241 работу из международных баз и отобравший 73 исследования, показав эффективность прогнозирования отсева студентов (оттока) в высшей школе. Отмечено, что для такой задачи чаще применяются примитивные алгоритмы классификации, а самыми эффективными и распространенными остаются деревья решений и ансамблевые методы [7]. Действительно, более свежие исследования подтверждают, что системы раннего предупреждения, основанные на таких методах машинного обучения, могут достигать поразительно высоких метрик качества, обеспечивая точность прогнозирования до 90 % [8]. Наиболее важными предикторами успеваемости на первом году обучения оказались – средний балл за осенний семестр и результаты вступительного экзамена. Хотя, относительный вклад поведенческих переменных может варьироваться в зависимости от предметной области и направления образовательной программы.

Аналитика обучения (LA) чаще всего рассматривается в литературе как инструмент поддержки принятия педагогических и управленческих решений. Внимание стоит обратить на последний обзор в данной тематике от Xiaoman Wang и соавторов, охвативший 45 независимых исследований ИИ-адаптивных обучающих систем за последний десяток лет [9]. Адаптивные системы позволяют подстраивать учебные материалы под способности и текущее психологическое состояние студентов, что напрямую влияет на производительность учащихся, усваиваемость учебного материала, а также вовлеченность в образовательный процесс. Кейсы применения LA в высшем образовании показывают, что аналитика обеспечивает выявление нежелательных учебных паттернов, идентификацию студентов группы риск в режиме реального времени, поддержку персонализированных траекторий (индивидуальных образовательных траекторий), но следует подчеркнуть, что такие системы еще недостаточно проработаны для дистанционного и смешанного образования.

Несмотря на задокументированные преимущества, внедрение аналитики обучения в ВУЗах остается непоследовательным и преимущественно локальным. Крупное и качественное исследование, проведенное методом полуструктурированных интервью с руководителями высшего звена университетов показало: критической проблемой внедрения LA является культура сопротивления инновациям и технологическим новшествам, причем, не только на уровне преподавателей, но и со стороны студентов, которые не желают давать информированного согласия для обработки их данных и принятия решений на их основе [10].

Учреждения, которым все же удалось внедрить учебную аналитику в свои системы сталкиваются с дефицитом кадров с аналитическими компетенциями, требованиями централизованного управления и необходимостью интеграции с внешними заинтересованными ведомствами и промышленными партнерами. Большинство преподавателей не используют инструменты LA самостоятельно, расценивая их как дополнительную и излишнюю нагрузку. Эти данные принципиально полезны для понимания условий внедрения предлагаемых систем в российских региональных ВУЗах, где указанные барьеры присутствуют в концентрированном виде.

В научной литературе сложился консенсус относительно нескольких моделей принятия решений. Концептуальный обзор представленный в [11] явно разграничивает три подхода. Data-driven Decision Making (DDDM) подразумевает, что результаты алгоритмов трактуются как прямое руководство к действию, т.е. от человека (преподавателя, руководителя) требуется лишь совершить необходимые действия для повышения показателей качества образования. Data-based Decision Making (DBDM) предполагает коллективную интерпретацию данных через цифровые панели и формализованные методологии. Data-informed decision Making (DIDM) оставляет последнее слово в процессах принятия решений за человеком, сочетая профессиональное суждение (например, аналитика) с существующими накопленными данными, опираясь на этические соображения. Эффективное управление на основе данных требует интеграции количественных

технологических данных в сочетании с педагогическим опытом и наблюдениями, при учете контекстных факторов (поведение студентов, область дисциплины, характер направления учебной программы) и не может сводиться к автоматическому слепому следованию алгоритмическим рекомендациям.

Наиболее цитируемым прецедентом внедрения аналитики раннего предупреждения остается система «Course Signals» в Perdue University West Lafayette [12]. Система агрегирует демографические данные, академическую историю, текущие оценки и активность студентов в LMS, маркируя студентов по цветам светофора в зависимости от степени риска. По данным авторов, у студентов, проходивших курсы с использованием системы аналитики, зафиксировано снижение доли негативных оценок на ~ 10 %. Этот кейс показателен не только результатами, но и дискуссией, которую он породил. Критики указали на отсутствие конкретной оценки эффекта именно системы в зависимости от пройденных курсов, подчеркнув необходимость установления причинно-следственных связей при внедрении систем аналитики.

Специфика российских условий остается предметом внимания в вопросе внедрения ИИ и учебной аналитики в ВУЗы. Например, Верещака А.А. и Хоменко Е. Б. в своем исследовании [13] провели сравнительный анализ управленческих моделей ведущих университетов (УрФУ, МФТИ, МГУ), установив асимметрию технологического развития. Отмечается, что 92 % университетов внедрили ERP-системы (англ. Enterprise resource planning), однако лишь 24 % используют аналитику на основе ИИ. Ключевыми барьерами авторы называют цифровое неравенство регионов, риски кибербезопасности и, конечно же, сопротивление персонала (подавляющий критерий).

Наиболее масштабным и наглядным российским примером применения учебной аналитики является Московская электронная школа (МЭШ) [6]. МГПУ ведет систематические исследования на основе данных МЭШ с 2019 года. Анализуются паттерны взаимодействия учеников и преподавателей, разрабатываются инструменты для определения индивидуальных образовательных траекторий.

Результаты

По итогам проведенного анализа и изучения как зарубежного, так и отечественного опыта создания цифровых платформ было принято решение разработать и представить концептуальную архитектуру, образ которой может стать основной для будущей интеллектуальной (всероссийской) системы мониторинг и управления образованием. Ее функционал разделен на четыре разных уровня в зависимости от целевой аудитории пользователей: студентов, преподавателей, руководства ВУЗов, а также промышленных партнеров и государственных регуляторов. Предполагается, что система выстраивается как микросервисная платформа поверх единой инфраструктуры данных, что позволяет поэтапно вводить в эксплуатацию отдельные модули (рис. 1).



Рис. 1. Уровневая архитектура системы мониторинга и управления университетом

Основополагающим уровнем является уровень 0. Это основной инфраструктурный контур, включающий аутентификацию и авторизацию пользователей, хранение, управление, резервирование данных, логирование событий и обеспечение безопасности. Он фактически невидим для конечного пользователя, но обеспечивает целостность и надежность всей системы и помогает администраторам информационных систем. Формально, возможна надстройка над существующей инфраструктурой учреждения.

Уровень 1 (студенты) предоставляет персональную панель (личный кабинет), отражающую академическую успеваемость и ее динамику по разным дисциплинам, бально-рейтинговую систему, портфолио достижений и индивидуальный профиль компетенций. Хорошей практикой будет внедрить цифровую зачетку (закон о их введении был подписан еще в декабре 2025 г.). Здесь же студент может отслеживать отметки о посещении учебных занятий, их актуальное расписание и ленту новостей. В помощь первокурсникам предлагается интеллектуальный чат-бот.

Уровень 2 (преподаватели). Включает инструменты работы с группами и дисциплинами. Преподаватель может вести электронный журнал, фиксировать посещаемость и оценки. Но самое главное, это аналитика успеваемости по дисциплинам, которая позволяет выделять проблемы в группах и даже на потоках. Система уведомлений о критических событиях поможет реагировать на систематические пропуски занятий отдельными студентами, резкое снижение успеваемости в группе. Хорошим инструментом послужит обратная связь по дисциплине, ее автоматический сбор и систематизация.

Уровень 3 (руководство университета). На данном уровне предоставляется широкий набор инструментов для мониторинга и аналитики, для управляющих кадров различных подразделений, от заведующих кафедр и руководителей

учебных программ, до деканов, директоров институтов и проректоров. Уровень может стать уникальным инструментом управленца, для отслеживания текущего состояния сотрудников и студентов, получая наглядную инфографику по агрегированным показателям учебных программ и дисциплин, выполнению учебных планов, распределению нагрузки, идентификации групп риска (среди студентов и преподавателей).

Уровень 4 (регуляторы). Ориентирован на формирование стандартизированной отчетности для внешних органов (Рособрнадзор, аккредитационные агентства, Министерство образования). Здесь сосредоточены ключевые показатели эффективности и рейтинговая статистика по ВУЗам. Данный уровень может стать точкой входа для индустриальных партнеров в систему.

Аналитический контур. Система призвана консолидировать разнородные источники данных университета в единой витрине, выводя их в виде удобной графики. Но принципиальна даже не визуализация огромных массивов данных, а возможность ими оперировать, фильтровать и анализировать специальными алгоритмами. Важно отметить, что следует учесть интеграцию с существующими административными системами (например 1С), реализовать унифицированные интерфейсы импорта информации.

Можно представить на этом уровне следующий функционал:

- описательная аналитика на основе мониторинга текущего состояния (посещаемость, успеваемость, выполнение учебных планов, нагрузка);
- прогностическая аналитика, специальные модели для выявления студентов группы риска (а также эффективности преподавателей), прогнозирование стипендиального фонда и отчислений;
- предписывающая аналитика, генерация целевых рекомендаций и уведомлений на основе данных, статистики и отдельных дисциплин.

Заключение

В условиях бурной цифровизации образования data-driven (и, шире, data-informed) подход к управлению университетами выступает не просто технологическим трендом, а необходимым условием для повышения качества образования во всей стране. Международные исследования показывают, что прогностические модели и адаптивные системы обучения способны существенно улучшить образовательные показатели и индикаторы, предоставляя пользователям удобный интерфейс для отслеживания важнейших параметров ВУЗа в реальном времени. Российские работы подтверждают применимость этих методов в наших условиях на примере отечественных университетов, также демонстрируя успешные кейсы. В то же время, анализ контекста свидетельствует о том, что к полноценному управлению на основе данных учебные учреждения еще не готовы в связи с такими барьерами как инфраструктурное неравенство, степень восприятия систем ИИ среди сотрудников и этика его использования, дефицит кадров и компетенций, а также не решенные вопросы нормативно-правового регулирования. На федеральном уровне формируются стратегические ориентиры и запущены масштабные цифровые инициативы, однако на уровне конкретных университетов эти

инициативы реализуются в несовершенном виде, используются для обычной отчетности, а не интеллектуальной системы для поддержки принятия решений.

В совокупности, это позволяет сформулировать два ключевых вывода. С одной стороны, переход к управлению на основе данных в российском контексте не только возможен, но и необходим для достижения заявленных национальных целей. С другой стороны, успешность такого перехода определяется не столько доступностью платформ и решений, сколько способностью университетов выстроить целостную экосистему, которая послужит для дальнейшего улучшения образования в целом.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Конференция «Путешествие в мир искусственного интеллекта»: выступление Президента Российской Федерации В. В. Путина на международной конференции по искусственному интеллекту (Москва, 19 нояб. 2025 г.) // Президент России : офиц. сайт. – URL: <http://en.kremlin.ru/events/president/news/78498> (дата обращения: 06.03.2026).

2. Указ Президента Российской Федерации от 26.02.2026 № 116 «О Комиссии при Президенте Российской Федерации по вопросам развития технологий искусственного интеллекта» // Официальное опубликование правовых актов. – URL: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202602260005> (дата обращения 06.03.2026).

3. О проведении эксперимента по внедрению цифровой образовательной среды : Постановление Правительства Рос. Федерации от 07.12.2020 № 2040 // Офиц. интернет-портал правовой информации. – Опубл. 09.12.2020. – Номер публ. 0001202012090002. – URL: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001202012090002> (дата обращения: 18.03.2026).

4. AI In Education Market Size, Share & Trends Analysis Report By Component, By Deployment, By Technology, By Application, By End-use, By Region, And Segment Forecasts, 2022–2030. – San Francisco : Grand View Research, 2024. – 100 p. – (Research Report). – Режим доступа: кратк. пресс-релиз: AI in Education Market Size To Reach \$32.27 Billion By 2030 // Grand View Research. – 31.10.2024. – URL:

<https://www.grandviewresearch.com/press-release/global-artificial-intelligence-ai-education-market> (дата обращения: 10.03.2026).

5. Prikhodko A., Ivanova N., Petrov D. Prospects for the Use of Artificial Intelligence in Russian Higher Education Institutions // Proceedings of the International Conference on Education and New Developments (END 2025). – Lisbon, 2025. – P. 320–329. – URL: <https://end-educationconference.org/wp-content/uploads/2025/08/202502OP057.pdf> (дата обращения: 10.03.2026).

6. Как искусственный интеллект помогает школьникам Москвы // Офиц. сайт Мэра Москвы. – 23.10.2024. – URL: <https://www.mos.ru/news/item/145639073/> (дата обращения: 10.03.2026).

7. Agrusti F., Bonavolontà G., Mezzini M. University dropout prediction through educational data mining: a systematic review // Journal of e-Learning and Knowledge Society. – 2019. – Vol. 15, No. 3. – P. 161–182.

8. Çırak, Cem Recai & Akıllı, Hakan & Ekinçi, Yeliz. (2024). Development of an early warning system for higher education institutions by predicting first-year student academic performance. Higher Education Quarterly. 78. e12539. 10.1111/hequ.12539.

9. Wang, Xiaoman & Huang, Rui & Sommer, Max & Pei, Bo & Shidfar, Poorya & Rehman, Muhammad & Ritzhaupt, Albert & Martin, Florence. (2024). The Efficacy of Artificial Intelligence-Enabled Adaptive Learning Systems From 2010 to 2022 on Learner Outcomes: A Meta-Analysis. Journal of Educational Computing Research. 62. 10.1177/07356331241240459.

10. Alzahrani, Asma & Tsai, Yi-Shan & Iqbal, Sehrish & Marcos, Pedro & Scheffel, Maren & Drachsler, Hendrik & Delgado-Kloos, Carlos & Aljohani, Naif & Gasevic, Dragan. (2022).

Untangling connections between challenges in the adoption of learning analytics in higher education. *Education and Information Technologies*. 28. 10.1007/s10639-022-11323-x.

11. Zhao, Shengnan & Hu, Yegong. (2024). Data-Driven Instructional Decision-Making Models: A Literature Review. *Science Insights Education Frontiers*. 25. 4183-4198. 10.15354/sief.24.re431.

12. Arnold, Kim & Pistilli, Matthew. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. *ACM International Conference Proceeding Series*. 10.1145/2330601.2330666.

13. Верещака А.А., Хоменко Е.Б. Цифровая трансформация управления вузами: эволюция, вызовы и перспективы // *Вестн. Удм. ун-та. Сер. Экономика и право*. 2025. Т. 35, вып. 5. С. 784–790.

© К. И. Брагин, 2026