

DOI: 10.32517/0234-0453-2026-41-1-128-135



# УПРАВЛЕНЧЕСКИЙ КОМПЛЕКС НА ОСНОВЕ LEARNING ANALYTICS ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТИ ОБУЧЕНИЯ МАТЕМАТИКЕ И ИНФОРМАТИКЕ В ВУЗЕ

И. Х. Утакаева<sup>1</sup> ✉, С. М. Догучаева<sup>1</sup><sup>1</sup> *Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Россия*✉ [ihutakaeva@fa.ru](mailto:ihutakaeva@fa.ru)

## Аннотация

Цифровая трансформация высшего образования актуализирует разработку управленческих механизмов, интегрирующих аналитику обучения в образовательный процесс. Представленное в статье исследование посвящено проектированию и апробации управленческого комплекса на базе learning analytics, ориентированного на повышение результативности освоения математических и информатических дисциплин студентами вуза. Цель исследования — обоснование архитектуры управленческого комплекса и оценка его воздействия на образовательные результаты посредством педагогического эксперимента. Методологическую основу исследования составили системный подход к проектированию образовательных систем, методы статистического анализа и экспертных оценок. Эмпирическая база охватывает данные 156 студентов экономических направлений подготовки, зафиксированные в период весеннего семестра 2025 года. Управленческий комплекс включает модули сбора данных из LMS, визуализации прогресса, предиктивной аналитики и формирования управленческих рекомендаций для преподавателей. Результаты демонстрируют статистически значимое повышение академической успеваемости: средний балл увеличился с 3,42 до 3,89 ( $p < 0,01$ ), доля студентов категории «риск» снизилась на 34,2 %. Показатель использования рекомендаций преподавателями составил 71,8 %, что свидетельствует о востребованности инструмента. Практическая значимость исследования заключается в возможности масштабирования предложенной архитектуры на различные предметные области, что соответствует задачам цифровой трансформации российского высшего образования.

**Ключевые слова:** learning analytics, учебная аналитика, управленческий комплекс, математическое образование, информатика, высшее образование, дашборд, предиктивная аналитика.

## Для цитирования:

Утакаева И. Х., Догучаева С. М. Управленческий комплекс на основе learning analytics для повышения результативности обучения математике и информатике в вузе. *Информатика и образование*. 2026;41(1):128–135. DOI: 10.32517/0234-0453-2026-41-1-128-135.

## A MANAGEMENT FRAMEWORK BASED ON LEARNING ANALYTICS FOR IMPROVING MATHEMATICS AND INFORMATICS LEARNING OUTCOMES IN HIGHER EDUCATION

I. Kh. Utakaeva<sup>1</sup> ✉, S. M. Doguchaeva<sup>1</sup><sup>1</sup> *Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia*✉ [ihutakaeva@fa.ru](mailto:ihutakaeva@fa.ru)

## Abstract

The digital transformation of higher education actualizes the development of management mechanisms that integrate learning analytics into the educational process. The study presented in the article is devoted to the design and testing of a management framework based on learning analytics, aimed at improving the effectiveness of mastering mathematical and informatics disciplines by university students. The aim of the study is to substantiate the architecture of the management framework and assess its impact on educational outcomes through a pedagogical experiment. The methodological basis consisted of a systematic approach to the design of educational systems, methods of statistical analysis and expert assessments. The empirical base covers data from 156 students of economic training programs, recorded during the spring semester of 2025. The management framework includes modules for data collection from LMS, progress visualization, predictive analytics, and generation of management recommendations for teachers. The

© Утакаева И. Х., Догучаева С. М., 2026

results demonstrate a statistically significant improvement in academic performance: the average score increased from 3.42 to 3.89 ( $p < 0.01$ ), the proportion of students in the “at-risk” category decreased by 34.2 %. The rate of recommendation usage by teachers was 71.8 %, indicating the demand for the tool. The practical significance lies in the possibility of scaling the proposed architecture to various subject areas, which corresponds to the tasks of digital transformation of Russian higher education.

**Keywords:** learning analytics, management framework, mathematics education, informatics, higher education, dashboard, predictive analytics.

**For citation:**

Utakaeva I. Kh., Doguchaeva S. M. A management framework based on learning analytics for improving mathematics and informatics learning outcomes in higher education. *Informatics and Education*. 2026;41(1):128–135. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2026-41-1-128-135.

## 1. Введение

Цифровизация образовательной сферы создает предпосылки для переосмысления механизмов управления учебным процессом в высшей школе. Стратегия цифровой трансформации отрасли науки и высшего образования предполагает достижение российскими вузами качественно нового уровня цифровой зрелости к 2030 году<sup>1</sup>. Цифровая трансформация высшего образования предполагает переход российских вузов к качественно новому уровню цифровой зрелости, что требует системной перестройки управленческих моделей и внедрения инновационных инструментов управления образовательным процессом [1]. Традиционные подходы к оценке результативности обучения обнаруживают системные ограничения в условиях массового использования LMS (Learning Management System, с *англ.* система управления обучением), генерирующих значительные объемы данных об учебной активности студентов. Learning analytics (LA, с *англ.* учебная аналитика) — направление, сфокусированное на измерении, сборе, анализе и интерпретации данных об обучающихся, — позволяет преодолеть указанное противоречие [2].

Математические и информатические дисциплины характеризуются формализуемостью результатов, кумулятивным характером освоения материала и возможностью автоматизированной проверки заданий, что делает их перспективным полем для внедрения аналитических инструментов [3]. Зарубежные исследования свидетельствуют о потенциале дашбордов LA: например, система Snappet продемонстрировала возможность предоставления педагогам информации о навыках и ошибках учащихся в режиме реального времени [4].

Современная повестка предполагает системную перестройку управленческих моделей: внедрение цифровых инструментов мониторинга качества и персонализация образовательных траекторий выступают ключевыми факторами повышения эффективности управления [5, 6]. Исследователи отмечают смещение фокуса от аналитикоцентричных к педагогически информированным решениям [7].

**Цели исследования,** представленного в данной статье, — разработка и экспериментальная апроба-

ция архитектуры управленческого комплекса на основе learning analytics для повышения результативности обучения математике и информатике в вузе.

## 2. Методы

Методологическую основу исследования составил системный подход к проектированию образовательных систем, дополненный элементами дизайн-ориентированного исследования (*англ.* Design-Based Research) [8].

Эмпирическую базу составили данные 156 студентов 1–2-го курсов экономических направлений подготовки, освоивших дисциплины «Математический анализ», «Линейная алгебра» и «Информатика» в весеннем семестре 2025 года. Исследование проводилось на базе Финансового университета при Правительстве Российской Федерации.

Архитектура управленческого комплекса разрабатывалась на основе анализа функциональных требований, сформулированных в ходе полуструктурированных интервью с преподавателями математических и информатических дисциплин ( $n = 8$ ). Прототип комплекса реализован средствами интеграции с корпоративной LMS на платформе Moodle.

Оценка результативности осуществлялась посредством сравнения показателей академической успеваемости до и после внедрения комплекса (квазиэкспериментальный дизайн с контролем по историческим данным аналогичных когорт).

Статистическая обработка выполнена в среде IBM SPSS Statistics 26.0 с применением критерия Стьюдента для зависимых выборок, коэффициента корреляции Пирсона и критерия хи-квадрат.

Удовлетворенность преподавателей оценивалась методом анкетирования по модифицированной шкале TAM (Technology Acceptance Model, с *англ.* модель принятия технологий).

## 3. Результаты

Результаты исследования структурированы в соответствии с логикой проектирования и апробации управленческого комплекса.

### 3.1. Архитектура управленческого комплекса

Проектирование управленческого комплекса базировалось на концепции замкнутого контура управления, предполагающего последовательную реализацию функций мониторинга, анализа, при-

<sup>1</sup> Стратегия цифровой трансформации отрасли науки и высшего образования. <https://legalacts.ru/doc/strategija-tsifrovoi-transformatsii-otrasli-nauki-i-vysshego-obrazovaniya-utv/>

## Модульная архитектура управленческого комплекса

## Modular architecture of the management framework

Модуль	Функциональное назначение	Источники данных
Сбор данных	Агрегирование метрик учебной активности	Логи LMS, результаты тестирований, журнал посещаемости
Предобработка	Нормализация, обработка пропусков, расчет производных показателей	Выходные данные модуля сбора
Визуализация	Формирование дашборда для преподавателя	Обработанные данные
Предиктивная аналитика	Идентификация студентов категории «риск»	Исторические данные, текущие метрики
Рекомендательный	Генерация управленческих рекомендаций	Результаты предиктивного модуля, база знаний

*Примечания.*

Дашборд — интерактивная панель визуализации данных.

Предиктивная аналитика — прогнозирование на основе статистических моделей.

База знаний — формализованный набор продукционных правил вида «условие — рекомендация».

Источник: составлено авторами на основе результатов интервью с преподавателями ( $n = 8$ ).

нения решений и корректирующего воздействия [9], с учетом современных практик совершенствования систем управления цифровой инфраструктурой университетов [10].

Анализ интервью с преподавателями позволил выявить их ключевые информационные потребности:

- агрегированное представление данных о прогрессе группы;
- раннее выявление студентов категории «риск»;
- информация о типичных ошибках обучающихся;

- рекомендации по корректировке темпа освоения материала.

На основании указанных требований была сформирована модульная архитектура управленческого комплекса (табл. 1).

Концептуальная схема управленческого комплекса представлена на рисунке. Архитектура реализует принцип замкнутого контура управления: данные из источников (логи LMS, результаты тестирований, данные о посещаемости и активности) последовательно проходят через модули сбора,

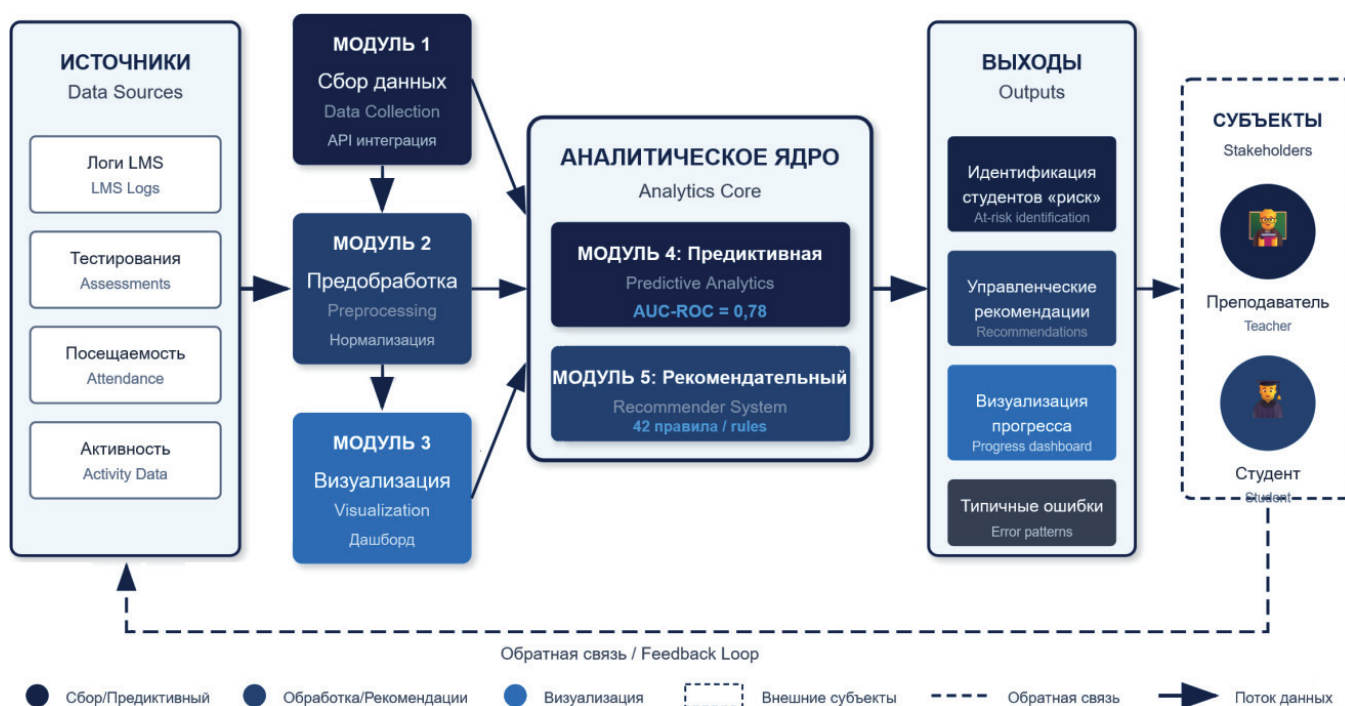


Рис. Архитектура управленческого комплекса на основе learning analytics

Fig. Architecture of the Learning Analytics Management Framework

предобработки и визуализации, после чего поступают в аналитическое ядро, объединяющее предиктивный модуль (AUC-ROC = 0,78) и рекомендательную систему (42 правила). Выходы комплекса — идентификация студентов категории «риск», управленческие рекомендации, визуализация прогресса и паттерны типичных ошибок — адресованы преподавателям и студентам. Обратная связь от субъектов образовательного процесса обеспечивает итеративное совершенствование системы.

Модуль сбора данных обеспечивает интеграцию разнородных источников информации посредством API-взаимодействия с LMS [11]. Перечень агрегируемых метрик включает:

- время работы с материалами курса;
- количество попыток выполнения заданий;
- результаты промежуточных тестирований;
- посещаемость синхронных занятий;
- активность на форуме курса.

Предиктивный модуль реализует логистическую регрессионную модель для идентификации студентов с повышенной вероятностью неудовлетворительного результата [12].

Модель обучена на исторических данных предшествующих когорт ( $n = 412$ ) и прошла кросс-валидацию с показателем AUC-ROC = 0,78.

Рекомендательный модуль генерирует управленческие предписания на основе формализованной базы знаний, включающей 42 правила, сгруппированных по категориям:

- интервенции для студентов группы «риск»;
- корректировка темпа освоения материала;
- рекомендации по дополнительным ресурсам [13].

### 3.2. Показатели академической успеваемости и использования дашборда

Внедрение управленческого комплекса сопровождалось фиксацией динамики академических показателей и паттернов использования дашборда преподавателями (табл. 2).

Статистическая значимость различий подтверждена для всех трех дисциплин при уровне значимости  $\alpha = 0,01$ , что согласуется с выводами исследователей о трансформации механизмов контроля знаний в условиях цифровизации образования [14]. Наибольший прирост зафиксирован по дисциплине «Информатика» (+0,55 балла), что объясняется более высокой степенью интеграции курса с LMS [15].

Высокая интенсивность использования дашборда преподавателями (в среднем 4,2 сессии в неделю, 71,8 % использования рекомендаций) свидетель-

Таблица 2 / Table 2

#### Динамика успеваемости и характеристики использования дашборда Performance dynamics and dashboard usage characteristics

Показатель	До внедрения (2024)	После внедрения (2025)	$\Delta$ / Среднее	Статистика
Успеваемость по дисциплинам				
Математический анализ (средний балл)	3,38	3,84	+0,46	$t = 3,42$ ; $p < 0,01$
Линейная алгебра (средний балл)	3,51	3,92	+0,41	$t = 2,98$ ; $p < 0,01$
Информатика (средний балл)	3,36	3,91	+0,55	$t = 3,87$ ; $p < 0,001$
Среднее по выборке	3,42	3,89	+0,47	$t = 3,56$ ; $p < 0,01$
Использование дашборда				
Сессий в неделю ( $M \pm SD$ )	—	—	$4,2 \pm 1,8$	Min = 1; Max = 8
Длительность сессии, мин ( $M \pm SD$ )	—	—	$12,4 \pm 6,3$	Min = 3; Max = 28
Просмотры раздела «Риски», %	—	—	62,4	—
Использование рекомендаций, %	—	—	71,8	—

#### Примечания.

$M$  — среднее арифметическое,  $SD$  — стандартное отклонение.

$t$  — значение  $t$ -критерия Стьюдента.

$p$  — уровень статистической значимости.

$\Delta$  — разность значений.

Источник: данные педагогического эксперимента ( $n = 156$  студентов,  $n = 8$  преподавателей), Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, весенний семестр 2025 года.

ствует о востребованности инструмента и согласуется с результатами международных исследований о значимости интеграции LA в педагогическую практику [16].

### 3.3. Распределение по категориям риска и удовлетворенность преподавателей

Предиктивная модель позволяла уже на ранних этапах освоения дисциплины идентифицировать обучающихся с повышенной вероятностью неудовлетворительного результата (табл. 3).

Интерпретация данных требует учета интервенционного характера исследования: низкий процент фактически неудовлетворительных результатов среди идентифицированных студентов категории «высокий риск» свидетельствует не о погрешности

модели, а о результативности предпринятых корректирующих мер [17].

Анкетирование преподавателей выявило высокий уровень воспринимаемой полезности ( $M = 4,3$ ) и умеренный уровень воспринимаемой легкости использования ( $M = 3,8$ ), что соотносится с данными о необходимости дополнительного обучения педагогов работе с аналитическими инструментами [18] и отражает формирование новых профессиональных стратегий преподавателей в условиях цифровизации образовательного процесса [19].

### 3.4. Анализ типичных затруднений

Управленческий комплекс обеспечил возможность систематизации данных о типичных затруднениях студентов (табл. 4).

Таблица 3 / Table 3

#### Распределение студентов по категориям риска и оценка удовлетворенности преподавателей

##### Student distribution by risk categories and teachers satisfaction assessment

Показатель	Значение	Дополнительные данные
Категории риска студентов		
Высокий риск: идентифицировано / неудовл. (факт)	34 / 12	Точность прогноза: 35,3 %
Средний риск: идентифицировано / неудовл. (факт)	47 / 9	Точность прогноза: 19,1 %
Низкий риск: идентифицировано / неудовл. (факт)	75 / 3	Точность прогноза: 4,0 %
Доля неудовл. результатов (2024 → 2025)	21,3% → 15,4 %	$\chi^2 = 4,82; p < 0,05$
Оценка по шкале TAM ( $M \pm SD$ )		
Воспринимаемая полезность	4,3 ± 0,62	Шкала 1–5
Воспринимаемая легкость использования	3,8 ± 0,74	Шкала 1–5
Намерение использовать	4,1 ± 0,58	Шкала 1–5
Общая удовлетворенность	4,0 ± 0,65	Шкала 1–5

*Примечания.*

$\chi^2$  — значение критерия хи-квадрат.

Точность прогноза — доля фактически неудовлетворительных результатов среди идентифицированных.

Низкий показатель для категории «высокий риск» свидетельствует о результативности корректирующих интервенций.

*Источник:* данные педагогического эксперимента, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, весенний семестр 2025 года; исторические данные когорты 2024 года ( $n = 178$ ).

Таблица 4 / Table 4

#### Типичные затруднения по дисциплинам (топ-3 по частоте)

##### Typical difficulties by discipline (top 3 by frequency)

Дисциплина	Тема/раздел	Доля студентов с затруднениями, %
Математический анализ	Пределы функций	43,2
Математический анализ	Производная сложной функции	38,7
Математический анализ	Интегрирование по частям	35,1
Линейная алгебра	Собственные значения матриц	41,5
Линейная алгебра	Системы линейных уравнений (метод Гаусса)	36,8
Линейная алгебра	Линейные пространства	33,4

Дисциплина	Тема/раздел	Доля студентов с затруднениями, %
Информатика	Рекурсия	47,3
Информатика	Сортировки и алгоритмическая сложность	39,6
Информатика	Работа с файлами	29,8

*Примечания.*

Затруднение фиксировалось при результате ниже 60 % по соответствующему разделу тестирования и/или более трех попыток выполнения задания.

*Источник:* данные LMS Moodle, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, весенний семестр 2025 года ( $n = 156$ ).

Идентификация типичных затруднений позволила преподавателям скорректировать распределение учебного времени и сформировать банк дополнительных материалов по проблемным темам [20].

Мониторинг в режиме реального времени обеспечил возможность раннего реагирования на формирующиеся пробелы до их накопления и проявления на итоговом контроле, что согласуется с концепцией формирующего оценивания [21].

#### 4. Выводы

Высокий показатель использования рекомендательного модуля преподавателями (71,8 %) подтверждает тезис о необходимости рассмотрения learning analytics не как автономной технологии, а как элемента комплексной системы управления образовательным процессом [22].

Предиктивный модуль, реализующий раннюю идентификацию студентов категории «риск», обеспечивает возможность проактивных интервенций, что принципиально отличает предложенный подход от традиционных практик постфактумного реагирования на неудовлетворительные результаты [23].

Внедрение управленческих комплексов на основе learning analytics создает условия для реализации принципов data-driven management<sup>1</sup> применительно к образовательной деятельности [24].

Полученные результаты исследования соотносятся с тенденциями цифровой трансформации российского высшего образования, предполагающими переход от автоматизации отдельных процессов к комплексной перестройке управленческих моделей.

Перспективы развития предложенного подхода связаны с интеграцией элементов искусственного интеллекта в рекомендательный модуль, разработкой студентоцентрированного интерфейса и расширением набора предикторов [25].

<sup>1</sup> **Data-driven management** (с англ. управление на основе данных) — подход к принятию бизнес-решений, при котором ключевым фактором становится анализ и интерпретация фактических данных, а не субъективные мнения или интуиция руководителей. Это методология, ставящая во главу угла количественные метрики и статистически значимые показатели вместо предположений.

#### 5. Заключение

В ходе исследования разработан и апробирован управленческий комплекс на основе learning analytics для дисциплин математического и информатического циклов. Архитектура комплекса включает пять модулей: сбор данных, преобразование, визуализация, предиктивная аналитика (AUC-ROC = 0,78), рекомендательный (42 правила). Апробация на выборке из 156 студентов Финансового университета при Правительстве Российской Федерации в весеннем семестре 2025 года подтвердила гипотезу о результативности подхода.

Достигнутые результаты:

- средний балл вырос с 3,42 до 3,89 ( $\Delta = +0,47$ ;  $p < 0,01$ );
- доля неудовлетворительных результатов снизилась с 21,3 % до 15,4 % ( $\chi^2 = 4,82$ ;  $p < 0,05$ );
- показатель использования рекомендаций преподавателями составил 71,8 %.

Преподаватели оценили полезность комплекса на 4,3 из 5,0 баллов. Ожидания оправдались: предиктивный модуль обеспечил раннюю идентификацию 34 студентов высокого риска, из которых лишь 12 (35,3 %) продемонстрировали неудовлетворительный результат, такой низкий показатель был достигнут благодаря своевременным интервенциям. Наибольший эффект зафиксирован по информатике (+0,55 балла) ввиду максимальной интеграции с LMS.

Проведенное исследование имеет ряд ограничений, которые необходимо учитывать при интерпретации результатов. Примененный квазиэкспериментальный дизайн без рандомизированной контрольной группы не позволяет полностью исключить влияние сторонних факторов на зафиксированную динамику показателей. Кроме того, эмпирическая база ограничена выборкой одного вуза и охватывает лишь один семестр наблюдения, что сужает возможности генерализации полученных выводов. В качестве перспективных направлений дальнейших исследований целесообразно рассматривать включение контрольных групп с рандомизированным распределением участников, организацию лонгитюдного мониторинга эффектов внедрения комплекса на протяжении нескольких учебных циклов, а также

масштабирование апробации на смежные предметные области с калибровкой предиктивных моделей с учетом дисциплинарной специфики.

### Список источников / References

1. Успаева М. Г., Гачаев А. М. Цифровая трансформация системы высшего образования в России: инновационные подходы к управлению образовательным процессом. *Управление образованием: теория и практика*. 2024;14(12-2):83–90. DOI: 10.25726/s7887-2973-1257-1. EDN: BEIKQQ.

[Uspayeva M. G., Gachaev A. M. Digital transformation of the higher education system in Russia: Innovative approaches to educational process management. *Education Management Review*. 2024;14(12-2):83–90. (In Russian.) DOI: 10.25726/s7887-2973-1257-1. EDN: BEIKQQ.]

2. Gašević D., Dawson S., Siemens G. Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*. 2015;59:64–71. DOI: 10.1007/s11528-014-0822-x.

3. Paolucci C., Vancini S., Bex II R. T., Cavanaugh C., Salama C., de Araujo Z. A review of learning analytics opportunities and challenges for K-12 education. *Heliyon*. 2024;10(4):e25767. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e25767.

4. Molenaar I., Horvers A., Dijkstra R., Baker R. Designing dashboards to support learners' self-regulated learning. *Proc. 9th Int. Conf. on Learning Analytics & Knowledge (LAK'19)*. 2019:764–775. Available at: [https://learninganalytics.upenn.edu/ryanbaker/Visla19\\_Molenaaretal\\_3101def.pdf](https://learninganalytics.upenn.edu/ryanbaker/Visla19_Molenaaretal_3101def.pdf)

5. Капранова Л. Д. Цифровая трансформация общества и уровень жизни населения. *Экономика. Налоги. Право*. 2025;18(3):81–91. DOI: 10.26794/1999-849X-2025-18-3-81-91. EDN: GDXTGU.

[Kapranova L. D. Digital transformation of society and the standard of living of the population. *Economics, Taxes & Law*. 2025;18(3):81–91. (In Russian.) DOI: 10.26794/1999-849X-2025-18-3-81-91. EDN: GDXTGU.]

6. Харченко К. В. От «умного города» — к «умной территории»: состояние и перспективы цифровизации городской среды и городского хозяйства. *Экономика. Налоги. Право*. 2025;18(3):112–120. DOI: 10.26794/1999-849X-2025-18-3-112-120. EDN: VWUIVZ.

[Kharchenko K. V. From a smart city to a smart territory: The state and prospects of digitalization of the urban environment and urban economy. *Economics, Taxes & Law*. 2025;18(3):112–120. (In Russian.) DOI: 10.26794/1999-849X-2025-18-3-112-120. EDN: VWUIVZ.]

7. Sharif H., Atif A. The evolving classroom: How learning analytics is shaping the future of education and feedback mechanisms. *Education Sciences*. 2024;14(2):176. DOI: 10.3390/educsci14020176.

8. Anderson T., Shattuck J. Design-based research: A decade of progress in education research? *Educational Researcher*. 2012;41(1):16–25. DOI: 10.3102/0013189X11428813.

9. Максимова М. В., Фролова О. В., Этюев Х. Х., Александрова Л. Д. Адаптивное персонализированное обучение: внедрение современных технологий в высшем образовании. *Информатика и образование*. 2023;38(4):14–27. DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-4-14-27. EDN: ZXOKFV.

[Maximova M. V., Frolova O. V., Etyev Kh. Kh., Aleksandrova L. D. Adaptive personalized learning: Implementation of emerging technologies in higher education. *Informatics and Education*. 2023;38(4):14–27. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-4-14-27. EDN: ZXOKFV.]

10. Азаров А. А., Бродовская Е. В., Лукушин В. А. Совершенствование системы управления цифровой инфраструктурой университета: практика сетевого анализа. *Высшее образование в России*. 2023;32(2):61–79. DOI: 10.31992/0869-3617-2023-32-2-61-79. EDN: OVKPF1.

[Azarov A. A., Brodovskaya E. V., Lukushin V. A. Improving the university digital infrastructure management system:

Practice of social network analysis. *Higher Education in Russia*. 2023;32(2):61–79. (In Russian.) DOI: 10.31992/0869-3617-2023-32-2-61-79. EDN: OVKPF1.]

11. Qazdar A., Hasidi O., Qassimi S., Abdelwahed E. H. Newly proposed student performance indicators based on learning analytics for continuous monitoring in learning management systems. *International Journal of Online and Biomedical Engineering*. 2023;19(11):19–30. DOI: 10.3991/ijoe.v19i11.39471.

12. Кормильцева Е. А., Байгушева И. А., Варова Н. Л., Стариков В. И., Шмакова А. П., Бурмистрова Н. А. Исследование динамики готовности будущих экономистов к использованию искусственного интеллекта на основе метода анализа иерархий. *Science for Education Today*. 2024;14(3):113–134. DOI: 10.15293/2658-6762.2403.06. EDN: SPDLYZ.

[Kormiltseva E. A., Baygusheva I. A., Varova N. L., Starikov V. I., Shmakova A. P., Burmistrova N. A. Study of the future economists' readiness to use artificial intelligence based on the hierarchy analysis method. *Science for Education Today*. 2024;14(3):113–134. (In Russian.) DOI: 10.15293/2658-6762.2403.06. EDN: SPDLYZ.]

13. Pan Z., Biegley L., Taylor A., Zheng H. A systematic review of learning analytics: Incorporated instructional interventions on learning management systems. *Journal of Learning Analytics*. 2024;11(2):52–72. DOI: 10.18608/jla.2023.8093.

14. Rogach O. V., Frolova E. V., Kuznetsov Yu. V. Control student knowledge in the context of digitalization of education: New problems and risks. *European Journal of Contemporary Education*. 2024;13(1):222–233. DOI: 10.13187/ejced.2024.1.222.

15. Криничанский К. В., Зеленева Е. С. Финтех-сектор в контексте финансового развития и проблем его измерения. *Финансы: теория и практика*. 2024;28(5):121–132. DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-5-121-132. EDN: YQHGOX.

[Krinichansky K. V., Zeleneva E. S. Fintech sector in the context of financial development and problems of its measurement. *Finance: Theory and Practice*. 2024;28(5):121–132. (In Russian.) DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-5-121-132. EDN: YQHGOX.]

16. Paulsen L., Lindsay E. Learning analytics dashboards are increasingly becoming about learning and not just analytics — A systematic review. *Education and Information Technologies*. 2024;29:14279–14308. DOI: 10.1007/s10639-023-12401-4.

17. Tzimas D. E., Demetriadis S. N. Impact of learning analytics guidance on student self-regulated learning skills, performance, and satisfaction: A mixed methods study. *Education Sciences*. 2024;14(1):92. DOI: 10.3390/educsci14010092.

18. Caspari-Sadeghi S. Learning assessment in the age of big data: Learning analytics in higher education. *Cogent Education*. 2023;10(1):2162697. DOI: 10.1080/2331186X.2022.2162697.

19. Ильина И. Ю. Формирование конкурентных стратегий преподавателей российских вузов в условиях цифровизации образования. *Экономика. Налоги. Право*. 2024;17(4):92–101. DOI: 10.26794/1999-849X-2024-17-4-92-101. EDN: BQXUXU.

[Ilyina I. Yu. Formation of competitive strategies for teachers of Russian universities in the context of digitalization of education. *Economics, Taxes & Law*. 2024;17(4):92–101. (In Russian.) DOI: 10.26794/1999-849X-2024-17-4-92-101. EDN: BQXUXU.]

20. Шкодинский С. В., Крупнов Ю. А., Романцова Т. В. Многофакторный анализ рисков современного финтеха на основе мультимодальной аналитики. *Финансы: теория и практика*. 2025;29(4):112–128. DOI: 10.26794/2587-5671-2025-29-4-112-128. EDN: NPSYJR.

[Shkodinsky S. V., Krupnov Yu. A., Romantsova T. V. Multi-factor risk analysis of modern fintech based on multimodal

analytics. *Finance: Theory and Practice*. 2025;29(4):112–128. (In Russian.) DOI: 10.26794/2587-5671-2025-29-4-112-128. EDN: NPSYJR.]

21. Viberg O., Hatakka M., Bälter O., Mavroudi A. The current landscape of learning analytics in higher education. *Computers in Human Behavior*. 2018;89:98–110. DOI: 10.1016/j.chb.2018.07.027.

22. Mohseni Z. A., Masiello I. Co-designing, developing, and implementing multiple learning analytics dashboards for data-driven decision-making in education: A design-based research approach. *Educational Technology Research and Development*. 2025;1–32. DOI: 10.1007/s11423-025-10577-9.

23. Almusharraf A. I. An investigation of university students' perceptions of learning management systems: Insights for enhancing usability and engagement. *Sustainability*. 2024;16:10037. DOI: 10.3390/su162210037.

24. Billy T. M. Wong, Kam Cheong Li, Mengjin Liu. The role of learning analytics in evaluating course effectiveness. *Sustainability*. 2025;17(2):559. DOI: 10.3390/su17020559.

25. Alfredo R., Echeverria V., Jin Y., Yan L., Swiecki Z., Gasevic D., Martinez-Maldonado R. Human-centred learning analytics and AI in education: A systematic literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2024;6:100215. DOI: 10.1016/j.caeai.2024.100215.

#### **Информация об авторах**

Утакаева Ирина Хайрлыевна, канд. физ.-мат. наук, доцент кафедры математики и анализа данных, факультет

информационных технологий и анализа больших данных, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Россия; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0201-812X>; e-mail: ihutakaeva@fa.ru

Догучаева Светлана Магомедовна, канд. физ.-мат. наук, доцент кафедры математики и анализа данных, факультет информационных технологий и анализа больших данных, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Россия; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9706-3037>; e-mail: smdoguchaeva@fa.ru

#### **Information about the authors**

Irina Kh. Utakaeva, Candidate of Sciences (Physics and Mathematics), Associate Professor at the Department of Mathematics and Data Analysis, Faculty of Information Technology and Big Data Analysis, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0201-812X>; e-mail: ihutakaeva@fa.ru

Svetlana M. Doguchaeva, Candidate of Sciences (Physics and Mathematics), Associate Professor at the Department of Mathematics and Data Analysis, Faculty of Information Technology and Big Data Analysis, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9706-3037>; e-mail: smdoguchaeva@fa.ru

**Поступила в редакцию / Received:** 11.12.25.

**Поступила после рецензирования / Revised:** 30.01.26.

**Принята к печати / Accepted:** 03.02.26.