



Цифровая модель прогнозирования успешности обучения иностранных студентов

Е. А. КУКУЕВ, Е. К. КАРПОВ, В. А. МИЩЕНКО

АННОТАЦИЯ

Введение. Повышение гетерогенности студенческой среды, в частности за счет увеличения количества иностранных студентов, требует организованного, оперативного анализа образовательных данных для их сопровождения. Возможность предвосхищения рисков образовательных ситуаций (низкая успеваемость, отчисление и т. д.) обеспечивает сохранность контингента и выстраивание индивидуальной образовательной траектории.

Цель работы: анализ эффективности цифровой модели обработки цифровых образовательных данных (посещение, успеваемость) для прогнозирования успешности образовательного процесса.

Методология и методы. Исследование базировалось на агрегированных данных по 14820 студентам Тюменского государственного университета (Российская Федерация), обучающихся в рамках цифровых образовательных дисциплин.

В исследовании были использованы следующие методы: Pandas; Sklearn (scikit-learn); реализация кластеризации (KMeans, AgglomerativeClustering), регрессии (RandomForestRegressor, MultiOutputRegressor), стандартизации данных (StandardScaler), оценки моделей (r2_score, silhouette_score) и статистических проверок (chi2_contingency); UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection); KMeans; HDBSCAN; AgglomerativeClustering; Интерполяция; Регрессия (RandomForestRegressor).

Результаты. Выявлена и проанализирована статистически значимая более высокая успеваемость российских студентов по большинству дисциплин по сравнению с иностранными: +0,073 (7,3% нормированной шкалы). В среднем иностранные студенты получают около половины от максимального балла за занятие. Подтвердилась гипотеза о более высокой посещаемости у российских студентов. На основании анализа средних кривых и кластерных центров (средняя Silhouette Score по успеваемости - 0,5352; средняя Silhouette Score по посещаемости - 0,7139) были интерпретированы типы поведения студентов: Стабильные; Пропадающие; Пропускающие; Рывковые. Модель прогнозирования демонстрирует умеренное качество (RMSE (среднеквадратичная ошибка) - Метрика: $R^2 \approx 0.85+$), позволяющее предполагать общую тенденцию поведения.

Заключение. Полученные результаты свидетельствуют об актуальности использования цифровых инструментов при анализе образовательных ситуаций. Выявленные тенденции к более низкой посещаемости иностранными студентами могут являться индикатором потенциальных рисков успешности обучения. Создание цифровых продуктов, способствующих оперативному анализу образовательных данных и осуществления на этой основе прогнозирования успешности образовательного процесса обеспечивает возможность предвосхищения негативных ситуаций в обучении студентов, в том числе из других стран. Оперирование объективными данными повышает эффективность образовательного процесса, а значит и успешность профессионального становления студентов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

иностраннй студент, инклюзия, интеллектуальный анализ образовательных данных, прогнозирование успешности обучения студентов

Для цитирования: Кукуев Е. А., Карпов Е. К., Мищенко В. А. Цифровая модель прогнозирования успешности обучения иностранных студентов // Перспективы науки и образования. 2026. № 2. С. 572–588. <https://doi.org/10.32744/pse.2026.2.35>

Поступила: 13.07.2025 | Одобрена: 26.09.2025 | Опубликовано: 30.04.2026



Лицензия «С указанием авторства — С сохранением условий». Позволяет перерабатывать, исправлять и развивать произведения при условии указания авторства и лицензирования производных работ на аналогичных условиях.



A digital model for predicting the academic success of international students

E. A. KUKUEV, E. K. KARPOV, V. A. MISHHENKO

ABSTRACT

Introduction. Increasing the heterogeneity of the student environment, in particular due to an increase in the number of international students, requires an organized, operational analysis of educational data to support them. The possibility of anticipating the risks of educational situations (low academic performance, expulsion, etc.) ensures the safety of the contingent and the building of an individual educational trajectory.

The purpose of the work: to analyze the effectiveness of a digital model for processing digital educational data (attendance, academic performance) to predict the success of the educational process.

Methodology and methods. The study was based on aggregated data on 14,820 students of Tyumen State University studying in digital educational disciplines.

The following methods were used in the study: Pandas; Sklearn (scikit-learn); implementation of clustering (KMeans, AgglomerativeClustering), regression (RandomForestRegressor, MultiOutputRegressor), data standardization (StandardScaler), model evaluation (r2_score, silhouette_score) and statistical checks (chi2_contingency); UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection); KMeans; HDBSCAN; AgglomerativeClustering; Interpolation; Regression (RandomForestRegressor).

Results. Statistically significant is the higher academic performance of Russian students in most disciplines compared to foreign ones. The hypothesis of higher attendance among Russian students has been confirmed. Based on the analysis of average curves and cluster centers, the types of student behavior were interpreted: Stable; Disappearing; Skipping; Jerky.

Conclusion. The results obtained indicate the relevance of using digital tools in the analysis of educational situations. The revealed trends towards lower attendance by international students may be an indicator of potential risks of learning success. The creation of digital products that facilitate the rapid analysis of educational data and the forecasting of the success of the educational process on this basis provides an opportunity to anticipate negative situations in the education of students, including from other countries. Using objective data increases the effectiveness of the educational process, and hence the success of students' professional development.

KEYWORDS

foreign student, inclusion, intellectual analysis of educational data, forecasting student learning success

For Citation: Kukuev, E. A., Karpov, E. K., & Mishhenko, V. A. (2026). A digital model for predicting the academic success of international students. *Perspektivy nauki i obrazovaniya = Perspectives of Science and Education*, (2), 572–588. <https://doi.org/10.32744/pse.2026.2.35>

Received: 13 July 2025 | Approved: 26 September 2025 | Published: 30 April 2026



This is an open access article distributed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike International License (CC-BY-SA 4.0) that allows others to share the work with an acknowledgement of the work's authorship and initial publication in this journal

ВВЕДЕНИЕ

Интернационализация является естественной частью высшего образования как за рубежом, так и в России. Так, по отчету Евростат «В 2023 году 1,76 миллиона студентов из-за рубежа (из других стран ЕС или из стран, не входящих в ЕС) обучались в высших учебных заведениях на территории ЕС» [1]. При этом (43 %) иностранных студентов, обучавшихся в высших учебных заведениях ЕС в 2023 году, были из Европы, 25 % – из Азии и 17 % – из Африки. По данным Минобрнауки «в России образовательные услуги оказываются для 355 тысяч иностранных студентов. Они приезжают из стран СНГ, Африки, Латинской Америки, а также из Китая, Ирана и Индии» [2].

Процессы академической мобильности разворачиваются динамично за счет того, что современные университеты декларируют ценности открытости, доступности и инклюзивности. Участие в программах академической мобильности является частью имиджа вуза, а иностранный студент становится нормой образовательной среды [3].

В отечественных и зарубежных исследованиях анализируются особенности обучения иностранных студентов. Особое внимание уделяется периоду адаптации. Традиционно к адаптационным барьерам относят языковой, культурный, социальный и психологический [4]; в более широкой классификации рассматриваются организационно-управленческий, коммуникативный, бытовой, биологический, академический [5] и финансово-экономический барьеры [6]. Отдельно анализируется академическая и средовая адаптация [7].

При этом, по мнению Г.В. Гришиной: «Академический барьер – один из самых сложных в преодолении иностранными студентами в российском вузе, т. к. включает в себя учебный, дидактический и методический элементы» [8]. И особо отмечается адаптация цифровой среды предметной подготовки иностранных студентов [9].

Удержание студентов является серьезной проблемой для высших учебных заведений. Тот факт, что значительная часть студентов бросает учёбу в основном из-за неуспеваемости, побуждает университеты разрабатывать инструменты образовательной аналитики на основе моделей прогнозирования успешности обучения [10].

Цифровизация современного высшего образования обеспечивает возможности по анализу и предотвращению критических ситуаций в образовании, особенно иностранных студентов. Цифровые инструменты позволят повысить качество управленческих решений в сфере управления образовательным процессом в целом и образовательными траекториями студентов в частности [11]. А. Shitaya с соавт. цифровизацию прогнозирования успешности обучения ставят в противовес традиционным методам оценки поведения учащихся, которые часто основаны на субъективных оценках [12]. Но, образовательные возможности цифровых инструментов и ресурсов, их дидактический и воспитательный потенциал по-прежнему недооцениваются [13].

Повышается значимость цифровизации учебной аналитики, под которой N.Nistor, A.Hernández-Garcíass понимают «измерение, сбор, анализ и представление данных об обучающихся и их действиях, с целью понимания и оптимизации учебного процесса и той среды, где это этот процесс происходит» [14, с. 336–337]. В рамках теоретического анализа Г.П. Озерова выделяет направления применения учебной аналитики [15]: анализ образовательных данных online курсов [16]; прогнозирование успешности обучающихся, сбор данных об их поведении и своевременного вмешательства преподавателя в процесс обучения [17]; для оценки и повышения качества преподавания в университетах [18].

Интеллектуальный анализ образовательных данных (Educational data mining) является важной составляющей образовательного процесса сегодня [19]. Этому способствует наличие современных цифровых платформ LMS (Learning Management System), в частности, Moodle, Canvas, iSpring, open EdX и т. д.; LXP (Learning Experience Platform) [20]. Исследователи указывают, что можно использовать потенциал уже имеющихся ресурсов, например: «встроенного в LMS Moodle модуля «Аналитика» для отслеживания и оптимизации учебного процесса. Авторы дают рекомендации по настройке и использованию данного модуля в учебном процессе. Модуль «Аналитика» позволяет создавать прогнозы успешности освоения отдельного учебного курса без навыков программирования, не требует предварительной обработки данных для анализа и позволяет быстро принимать меры по улучшению учебного процесса на основе результатов про-

гноза» [19]. J. Gardner, C. Brooks предлагают на основе данных LMS анализировать поведение студента по критериям: вовлеченность, непрерывность, результативность, самостоятельность и другие аспекты учебной деятельности студента [21].

В целом выделяют в анализе образовательных данных два набора методов: учебная аналитика (Learning Analytics); интеллектуальный анализ образовательных данных (Educational Data Mining, EDM) [22]. При этом, при работе с Big Data выделяются преимущества: объем (Volume), скорость (Velocity), а также многообразие – источники этих данных, разные по качеству и свойствам (Variety) [23]. Все они направлены на раннее выявление неуспеваемости учащихся [24].

Исследователи отмечают, что учебная аналитика на основе Big Data должна выполнять функцию прогнозирования, чтобы у преподавателей было достаточно времени для проведения образовательных мероприятий, способствующих повышению успешности обучения студента [25]; на ранней стадии выявлять учащихся из группы риска посредством непрерывного анализа сложных, нелинейных взаимосвязей в образовательных данных, что позволяет учебным заведениям своевременно принимать персонализированные меры [26].

Общий вывод можно сделать на основе исследования А. Ahmed с соавт., в котором показано, что «Улучшение академических результатов зависит от точности прогнозирования успеваемости учащихся в рамках курса или программы. Такая возможность прогнозирования позволяет руководителям образовательных учреждений оптимизировать распределение ресурсов и более эффективно адаптировать обучение к потребностям отдельных учащихся» [27].

Для достижения этой цели в разных университетах создаются собственные научные коллективы и цифровые продукты. Потому что, как считают исследователи, масштабируемость таких моделей ограничена, поскольку успеваемость и вовлеченность студентов, а также факторы, влияющие на них, во многом определяются образовательной средой [10].

Решение задачи прогнозирования успешности обучения студентов, особенно из групп риска, при помощи разных методов: с использованием методов машинного обучения, в том числе линейной регрессии, с определением соотношения успеваемости по дисциплине и среднего балла [28]; нейтроскопическую теорию с методами глубокого обучения, как продолжение теории нечетких множеств, включающей в себя три состояния истинности: истинность, ложность и неопределенность, что особенно полезно для устранения неопределенности, часто встречающейся в данных о поведении учащихся, вызванной такими факторами, как неполнота, шум и двусмысленность [12]; XGBoost, линейная регрессия, метод k-ближайших соседей, глубокая нейронная сеть [27]; методы предварительной обработки данных, включая устранение пропущенных значений, нормализацию, кодирование и идентификацию отклонений [29]; Наивный Байесовский алгоритм, Случайный лес, Дерево решений, метод опорных векторов, классификатор AdaBoost и логистическую регрессию [30]; использование возможностей генеративной аналитики обучения, управляемой искусственным интеллектом [31].

Проведенный анализ позволил нам зафиксировать:

1. Актуальность проблемы академической адаптации иностранных студентов.
2. Значимость цифрового анализа прогнозирования успешности обучения.
3. Необходимость создания собственной модели анализа с учетом особенностей образовательной среды университета.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В исследовании были использованы следующие методы и их функции:

Pandas – использовалась для загрузки, очистки, объединения и предварительной обработки табличных данных по посещаемости и успеваемости студентов. Обеспечивала доступ к нужным подвыборкам, фильтрации по дисциплинам, странам и другим признакам.

Sklearn (scikit-learn) – служила базовой библиотекой для машинного обучения: реализация кластеризации (KMeans, AgglomerativeClustering), регрессии (RandomForestRegressor,

MultiOutputRegressor), стандартизации данных (StandardScaler), оценки моделей (r2_score, silhouette_score) и статистических проверок (chi2_contingency).

UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) – применялся для снижения размерности признаков посещаемости и успеваемости до 2D-пространства для визуализации и последующей кластеризации. Позволял выявить поведенческие паттерны в обучении, труднообнаружимые в исходном многомерном пространстве.

KMeans – метод кластеризации, использовавшийся для выделения типичных траекторий посещаемости и успеваемости. Позволил обнаружить устойчивые группы студентов, схожих по учебному поведению, в том числе в разбивке по дисциплинам и гражданству.

HDBSCAN – применялся как более гибкий метод кластеризации, не требующий указания числа кластеров заранее. Позволил определить плотностные области в UMAP-пространстве и отделить "шум" – студентов с нетипичным поведением.

AgglomerativeClustering – иерархический метод кластеризации, применявшийся для подтверждения устойчивости кластерной структуры. Позволял визуализировать взаимосвязи между кластерами и наблюдать их слияние на разных уровнях иерархии.

Интерполяция – использовалась для восстановления непрерывных кривых посещаемости и успеваемости на основе дискретных точек (по занятиям). Обеспечивала возможность построения унифицированных и сравнимых временных рядов длиной 20 точек для всех студентов.

Регрессия – метод прогнозирования успеваемости и посещаемости: по первым N точкам модели обучались предсказывать последующие K точек. Особенно хорошо себя проявил ансамбль RandomForestRegressor, демонстрируя высокие значения R^2 (>0.84 при коротких окнах).

Исследование базировалось на агрегированных данных по 14820 студентам Тюменского государственного университета, обучающихся в рамках цифровых образовательных дисциплин. Для каждого студента в рамках каждой дисциплины были собраны следующие типы данных:

Посещаемость: количество присутствий по каждому занятию, преобразованное в кумулятивную кривую посещений, нормированную и интерполированную на 20 точек.

Успеваемость: баллы за каждое занятие (от 0 до 1), также интерполированные и нормированные на 20 точек.

Дополнительно в таблицах содержались категориальные признаки:

- гражданство (≈ 55 стран) (см. табл. 1),
- направление подготовки (≈ 62 направлений),
- наличие инклюзии (0 или 1, по верифицированному списку студентов).

После очистки и интерполяции итоговый датасет содержал 14860 уникальных студентов и до 40 признаков на строку (20 посещений + 20 успеваемости) по каждой дисциплине.

Таблица 1 Распределение студентов по гражданству (n=14860)

№	Гражданство	Количество
1	Россия	12821
2	Казахстан	722
3	Туркмения	694
4	Таджикистан	213
5	Узбекистан	146
6	Вьетнам	36
7	Колумбия	35
8	Египет	29

9	Киргизия	27
10	Сирийская Арабская Республика	16
11	Китай	11
12	Армения	11
13	Остальные страны, представленностью студентов менее 10 человек (Азербайджан, Гана, Нигерия, Индонезия, Беларусь, Эль-Сальвадор, Ливан, Уганда, Чад, Кения, Индия, Эквадор, Иордания, Турция, Мали, Того, Габон, Южная Африка, Судан, Марокко, Эфиопия, Бенин, Камерун, Ирак, Украина, Афганистан, Пакистан, Боливарианская Республика Венесуэла, Джибути, Сенегал, Монголия, Йемен, Мексика, Бразилия, Куба, Гвинея, Мозамбик, Кот-д'Ивуар, Конго, Ангола, Молдова, Республика Грузия, Болгария)	99

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В рамках исследования были выдвинуты и проанализированы следующие гипотезы:

Гипотеза 1: Студенты из России получают более высокие баллы (см. табл. 2).

Гипотеза 2: Кривые посещаемости различаются между гражданами РФ и других стран.

Гипотеза 3: После достижения определённого уровня баллов студенты начинают реже посещать занятия.

Для проверки первой гипотезы был выполнен t-тест для каждой дисциплины, а также для суммарных баллов. Результаты показали статистически значимое превосходство успеваемости студентов с гражданством 'РОССИЯ' по большинству дисциплин.

Таблица 2 Значимость различий в успеваемости студентов из России и других стран (Россия n=12821, другие страны n=2039)

Дисциплина	Среднее (Россия)	Среднее (другие страны)	Разница	p-value
АДОМО (Анализ данных и основы машинного обучения)	0.473251	0.473070	0.000181	9.962395e-01
Аналитическая систематика	0.692931	0.624221	0.068710	2.718830e-12
Аналитическое чтение	0.729006	0.633268	0.095738	5.660256e-27
Системная аналитика	0.609013	0.571348	0.037665	2.113994e-02
Цифровая культура	0.800406	0.738413	0.061993	1.831560e-15
Все дисциплины	0.730760	0.658120	0.072640	1.820511e-31

Разница в общем балле весьма заметна: +0,073 (7,3% нормированной шкалы). Наиболее сильные различия – в дисциплинах Аналитическая систематика и Аналитическое чтение. Только в АДОМО баллы одинаковые – вероятно связано со спецификой дисциплины (см. рис. 1)

Возьмём только иностранных студентов и посчитаем для каждой страны:

- средний нормализованный балл;
- количество студентов;
- отсортируем страны по среднему баллу;
- построим наглядный график: "Связь среднего балла и гражданства" (см. рис. 2).

На рис. 2 показана сопряженность коэффициента от максимального балла за занятие, который получает в среднем студент, и страны его проживания. Так, в среднем получают менее половины от максимального балла за занятие студенты из Египта (0,493), то есть если мак-

симальный балл за занятие был 10, то в среднем студенты из этой страны набирают около 5 баллов. Половину или чуть более максимума получают студенты из Туркмении (0,585), Таджикистана (0,643), Узбекистана (0,644), Колумбии (0,650), Армении (0,654). Лидируют студенты из Вьетнама, которые за занятие в среднем набирают порядка 80% от максимального балла (0,803). Данный феномен требует особого качественного анализа на выявление особенностей студентов определенной страны, определяющих характер обучения. Анализ довузовской подготовки, особенностей академической готовности, языковых компетенций, целей и мотивации обучения должен быть положен в основу интерпретации связи особенностей обучения и гражданства студентов. при этом, полученные данные должны рассматривать и как контекст прогнозирования особенностей обучения студентов из определенных стран.

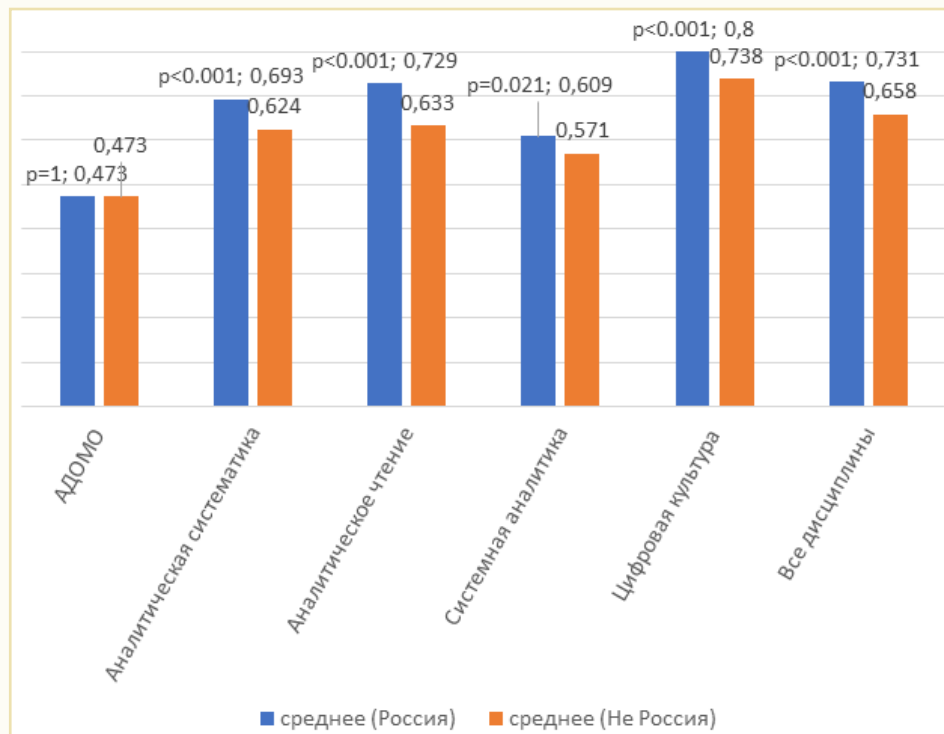


Рисунок 1 Сравнение средних баллов по дисциплинам (студенты из России – 12821, студенты из других стран – 2039)

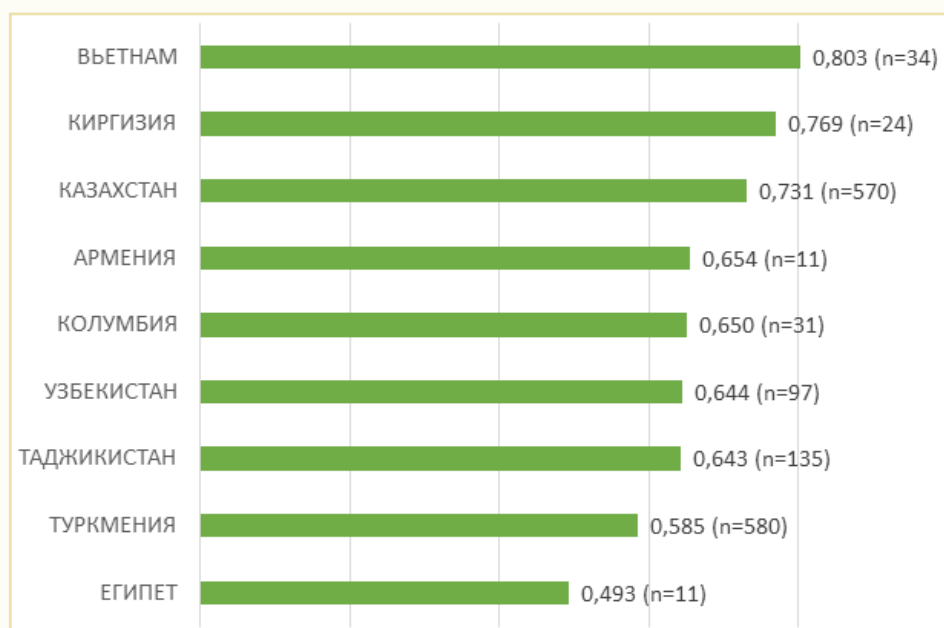


Рисунок 2 Коэффициент от максимального балла за занятие иностранных студентов

Наиболее выраженные различия выявлены по дисциплинам: Аналитическая систематика, Аналитическое чтение, Цифровая культура. Наименьшая разница была в дисциплине АДОМО, где p -value не позволил отвергнуть нулевую гипотезу.

Проведён анализ средних баллов по странам для студентов без гражданства 'РОССИЯ'. В выборку вошли только страны, где количество студентов превышает заданный порог – 10. Результаты позволяют сравнить средние значения и сформировать гипотезы об образовательных траекториях иностранных студентов.

Сравнение кривых кумулятивной посещаемости показало более высокую активность студентов с российским гражданством. На графиках видно, что кривая россиян возрастает более резко, что указывает на более регулярное посещение (см. рис. 3).

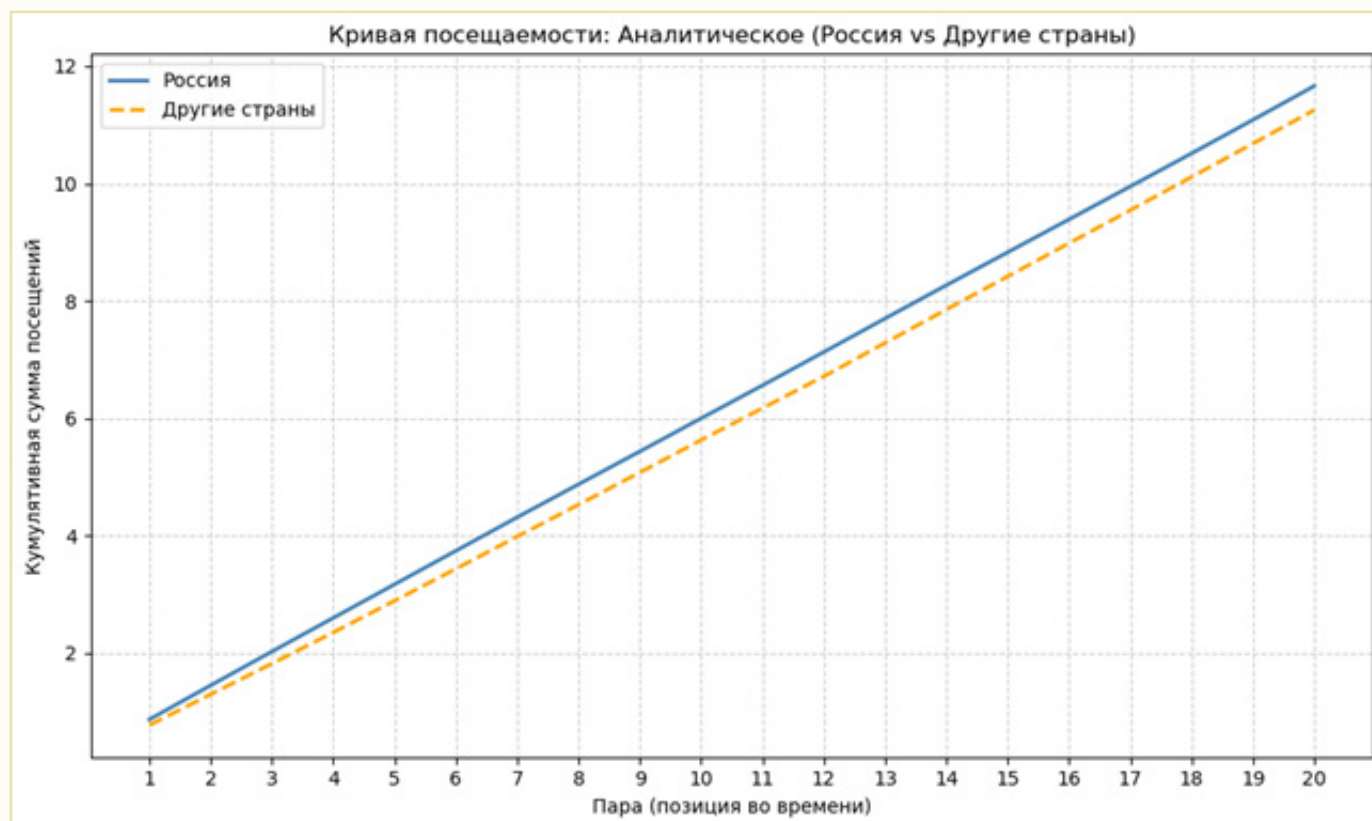


Рисунок 3 Кумулятивная посещаемость студентами дисциплины «Аналитическое чтение» (студенты из России – 12821, студенты из других стран – 2039)

Гипотеза о более высокой посещаемости у россиян подтверждается за исключением – Цифровой культуры, где студенты из других стран посещают занятия стабильнее.

Гипотеза о снижении посещаемости после достижения порогового уровня успеваемости (например, 61 из 100) была проверена методом кластеризации. Была выделена группа студентов, активно начинающих, но теряющих мотивацию в середине дисциплины.

На основании анализа средних кривых и кластерных центров были интерпретированы типы поведения студентов:

- «Стабильные» — высокая посещаемость и высокие баллы за обучение.
- «Пропадающие» — активность в начале, спад в середине/конце.
- «Пропускающие» — редкие посещения, низкие баллы
- «Рывковые» — нерегулярная посещаемость, но высокие пики успеваемости.

Для каждой дисциплины строились UMAP-проекции с раскраской по кластерам. Это позволило визуально убедиться в наличии отдельных групп и проверить корректность разделения.

В рамках данной работы была проведена следующая работа – кластеризация по посещениям и отдельно по успеваемости, но – для каждой страны отдельно. Гипотеза – студенты из отдельных стран демонстрируют схожие паттерны поведения в посещаемости и успеваемости (см. табл. 3).

Таблица 3 Кластеризация результатов по успеваемости для каждой страны в рамках одной дисциплины (в дисциплинах приведены те страны, у которых в этой дисциплине отучилось более 50 студентов)

	Silhouette Score
АДОМО	
Россия	0.4951
Казахстан	0.5668
Аналитическая систематика	
Россия	0.4970
Таджикистан	0.8046
Туркмения	0.4652
Узбекистан	0.4906
Аналитическое чтение	
Казахстан	0.4986
Россия	0.3864
Таджикистан	0.5414
Туркмения	0.5467
Узбекистан	0.6207
Системная аналитика	
Казахстан	0.5928
Россия	0.6240
Цифровая культура	
Казахстан	0.4455
Россия	0.5635
Таджикистан	0.5533
Туркмения	0.5047
Узбекистан	0.4177

Из полученных данных видно, что при корректировке числа кластеров можно получить более высокие значения, но даже сейчас полученных результатов достаточно для дальнейшего определения типичного поведения по получению баллов в зависимости от гражданства студента.

В качестве примера визуализации выделенных кластеров приведем кластеризацию результатов успеваемости студентов из Таджикистана по дисциплине «Аналитическая систематика» (см. рис. 4).

Далее была проведена процедура кластеризации результатов студентов по посещаемости (см. табл. 4).

Таблица 4 Кластеризация по посещаемости для каждой страны в рамках одной дисциплины (в дисциплинах приведены те страны, у которых в этой дисциплине отучилось более 50 студентов)

	Silhouette Score
АДОМО	
Россия	0.6918
Казахстан	0.8558

Аналитическая систематика	
Россия	0.5705
Таджикистан	0.9256
Туркмения	0.6812
Узбекистан	0.7780
Аналитическое чтение	
Казахстан	0.7389
Россия	0.4976
Таджикистан	0.7729
Туркмения	0.7169
Узбекистан	0.7845
Системная аналитика	
Казахстан	0.7333
Россия	0.6613
Цифровая культура	
Казахстан	0.6376
Россия	0.5047
Таджикистан	0.8085
Туркмения	0.8967
Узбекистан	0.5940

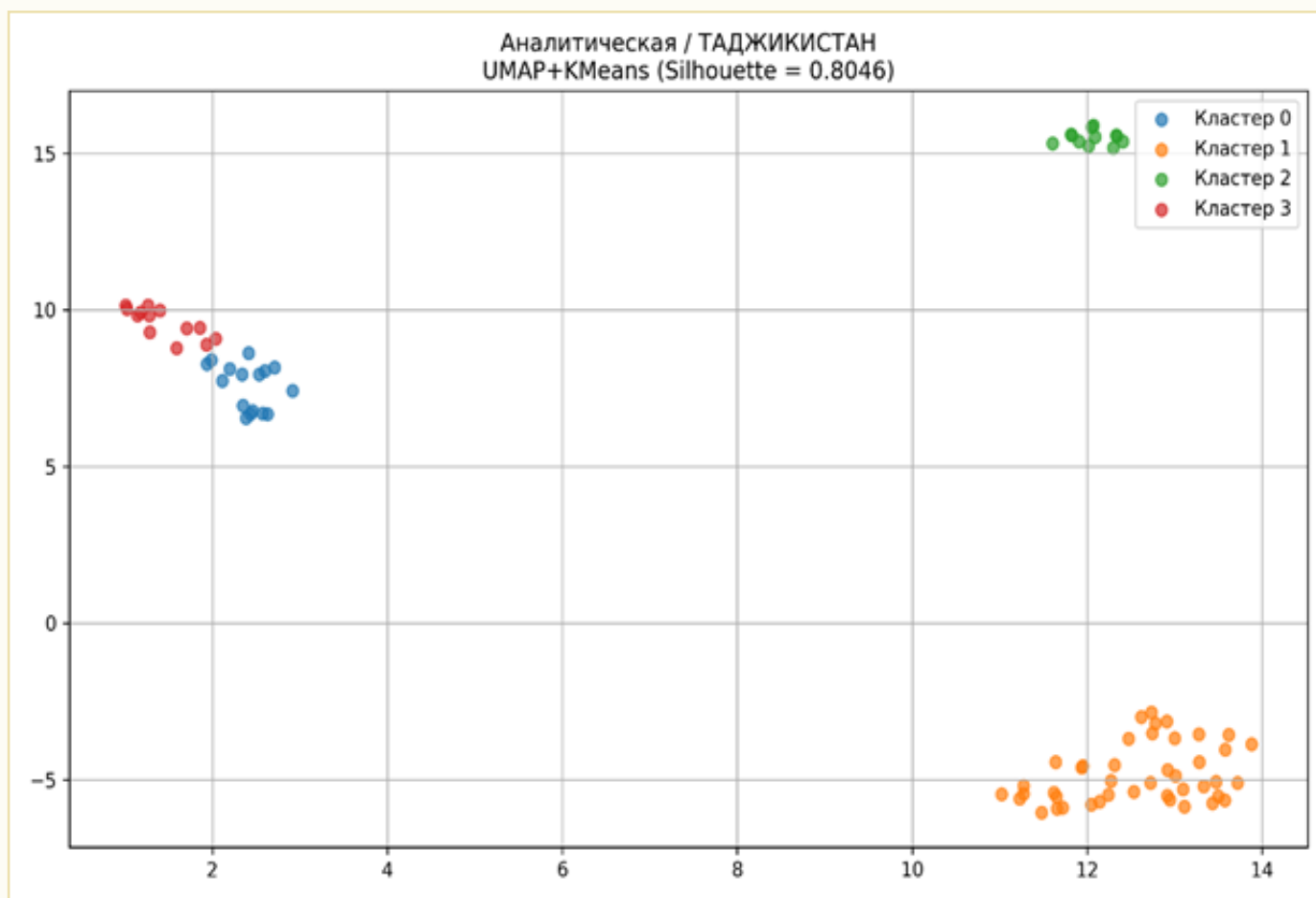


Рисунок 4 Кластеризация результатов успеваемости студентов из Таджикистана по дисциплине «Аналитическая систематика» (n=213)

При кластеризации студентов по посещаемости для каждой отдельной страны, результаты получаются ещё точнее. Визуализация кластеров студентов из Таджикистана это подтверждает (см. рис. 5).

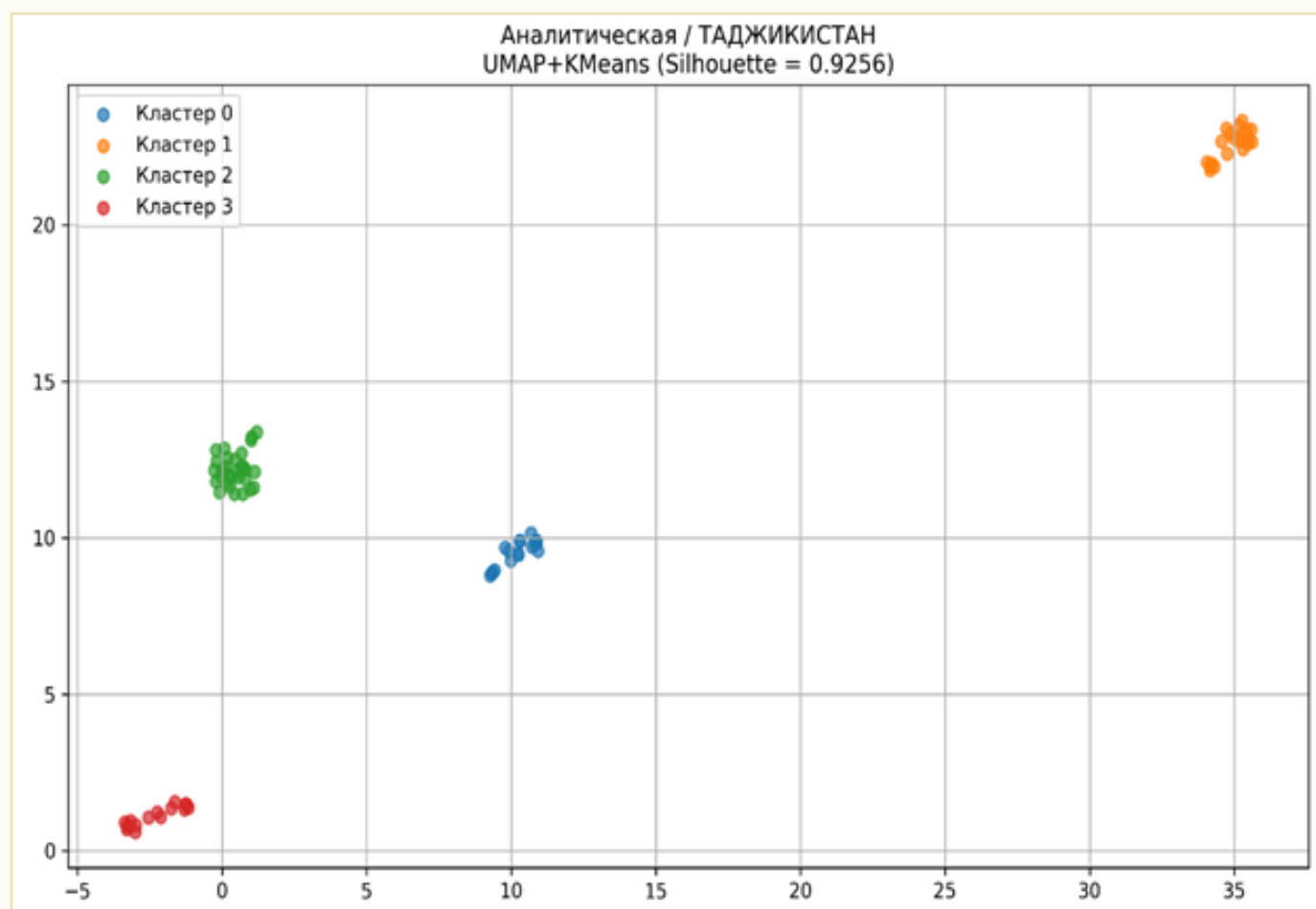


Рисунок 5 Кластеризация результатов посещаемости студентов из Таджикистана по дисциплине «Аналитическая систематика» (n=213)

Дальнейшим развитием этой классификации может быть уточнение числа кластеров для каждой страны и каждой дисциплины.

Далее, в качестве прогностической была поставлена цель — по первым 10 точкам кривых посещаемости и успеваемости предсказать их оставшиеся значения. Это имитирует ситуацию предсказания итоговой траектории по начальной активности.

Для реализации задачи регрессии были выбраны следующие этапы:

- Формирование матрицы признаков: первые 10 интерполированных точек посещаемости и успеваемости (20 признаков);
- Целевая переменная: оставшиеся 10 точек (20 целевых значений);
- Деление выборки: 60% – обучение, 20% – валидация, 20% – тест;
- Используемая модель: `MLPRegressor` (многослойный перцептрон из `sklearn`).

Оценка производилась по RMSE (среднеквадратичная ошибка) – Метрика: $R^2 \approx 0.85+$. Модель показала умеренное качество, позволяющее предполагать общую тенденцию поведения, но не идеально восстанавливающее индивидуальные значения. Тем не менее, даже приблизительное предсказание позволяет сегментировать студентов по рискам.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Полученные результаты свидетельствуют об актуальности использования цифровых инструментов при анализе образовательных ситуаций. Так же о необходимости внимания и сопровождения иностранных студентов. Как отмечает Г.П. Озерова нужно «своевременно выявить обучающихся «группы риска», нуждающихся в особом внимании со стороны преподавателя; – необходимо накапливать информацию динамике переходов обучающихся между группами успешности» [15].

Частичное подтверждение гипотезы о том, что студенты из России получают более высокие баллы, требует теперь качественной интерпретации. Из 5 анализируемых дисциплин значимые различия получены по 4. Данная ситуация показана и в других исследованиях. Так, А.Н. Дунец, Н.М. Никонов отмечают, что Алтайском государственном техническом университете им. И.И. Ползунова «показатели качества обучения у иностранных студентов зачастую ниже, чем у российских студентов. Доля иностранных студентов, имеющих академическую задолженность колеблется от 21% до 52%... «в среднем» процент успеваемости иностранных студентов на 8% ниже, чем в целом у общего контингента студентов университета» [32]. Конечно, это может быть следствием адаптационного периода (в выборке студенты 1 и 2 курсов), когда не решенные социальные, психологические проблемы отражаются на уровне академической успеваемости. Также это может быть следствием педагогических затруднений связанных с разницей образовательных стандартов и методик преподавания, если отсутствовал или некачественно проведен довузовский этап подготовки [33]. Вероятно, это может быть следствием недостаточных языковых компетенций [34], языкового барьера [35], что влияет на скорость восприятия и понимание учебных задач [36]. Что может и наблюдаться по дисциплине АДОМО, где не выявлено значимых различий в средних баллах между Российскими и иностранными студентами. Особенность этой дисциплины, в отличии от других четырех, в том, что здесь в методике более низкая связь с языковыми компетенциями – меньше требуется писать и говорить на русском языке.

Анализ посещаемости учебных занятий также является и актуальной проблемой, и значимым показателем образовательной ситуации [37] требующими поиска причин [38], особенно в ситуации с иностранными студентами [32].

Выявленные тенденции к более низкой посещаемости иностранными студентами могут являться индикатором потенциальных рисков успешности обучения. Анализ сопряженности посещаемости студентами и особенности дисциплины показал, что у иностранных студентов:

1. Статистически значимо ниже посещаемость на дисциплинах, требующих хорошее знание русского языка
2. Нет значимых отличий от посещаемость российскими студентами на дисциплинах, с доминированием математической информации (АДОМО).

То есть, если содержание дисциплины связано с речевыми, языковыми компетенциями, то иностранные студенты не только получают более низкие оценки, но и чаще пропускают занятия. Фиксация этой ситуации требует не только более ответственно подходить к обучению русскому языку, но и в рамках дисциплин ориентироваться на универсальный дизайн обучения, предоставляя учебный контент таким образом, чтобы студент имел возможность оперативной адаптации под свои образовательные потребности.

Итогом работы с данным массивом данных стал процесс разработки прогностической нейросетевой модели, позволяющей предсказывать поведение студентов (посещение и успеваемость) следующего занятия, входными данными для которой являются временные ряды, содержащие четыре периода или 20% от всей продолжительности реализации дисциплины. R^2 score на тестовой выборке составил 0.8471, т. е. можно сказать, что с вероятностью 85% данная модель будет верно предсказывать дальнейшее поведение каждого конкретного студента. Это говорит о том, что поведенческий паттерн студентов в начале семестра действительно содержит сильную предиктивную силу для следующего шага.

Все исследователи анализируют свои модели на степень прогнозирования. Так, A. Shitaya с соавт. показывают, что их результаты показывают, что коэффициенты определения прогнозируемого значения, основанные на подходах DL, достигли 0,95 [12]. A. Ahmed с соавт. отмечают, что предложенная ими модель обладает «выдающимся коэффициентом детерминации 99,95% и минимальным пределом погрешности, DNN становится мощным инструментом для точного прогнозирования оценок учащихся» [27]. N.Alruwais, M.Zakariah показывают, что их модели предсказывают высокую вовлеченность студента, они оказываются верными в 94,64% случаев [29]. У исследователей R.Pek с соавт. точность гибридной модели составила 94,8% при использовании как демографических, так и академических данных [30].

Таким образом, полученные результаты, с одной стороны подтверждают выявленные отечественными и зарубежными учеными тенденции в особенностях обучения. А с другой, фиксируют новые характеристики контекста обучения иностранных студентов и демонстрируют новый подход к прогнозированию успешности обучения на основе цифровых данных образования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Гетерогенность студенческой среды требует организации инклюзивного образования, которое будет учитывать особые образовательные потребности и выстраивать индивидуальную образовательную траекторию. Проведенное исследование демонстрирует значимость цифровизации образования в контексте оперативного анализа и прогнозирования образовательных ситуаций. Обучение иностранных студентов должно строиться с опорой на объективизацию образовательных данных. Полученные результаты и прогнозы могут быть использованы для:

- Раннего выявления студентов, склонных к снижению активности.
- Индивидуальной поддержки студентов с нестабильным стилем обучения.
- Повышения точности рекомендаций на основе образовательных паттернов.

При этом была решена проблема с тем, что разные реализации дисциплин создают различия в данных. Показана возможность использования в работе модели нейросетей / seq2seq / LSTM.

Методика показала свою применимость к задачам мониторинга, поддержки и предиктивной аналитики в образовании. Поведение студентов можно агрегировать и кластеризовать. Выделение групп студентов с разным типом поведения в обучении позволяют принимать управленческие решения в образовании.

Таким образом, создание цифровых продуктов, способствующих оперативному анализу образовательных данных и осуществления на этой основе прогнозирования успешности образовательного процесса обеспечивает возможность предвосхищения негативных ситуаций в обучении студентов, в том числе из других стран. Оперирование объективными данными повышает эффективность образовательного процесса, а значит и успешность профессионального становления студентов.

ФИНАНСИРОВАНИЕ

Исследование выполнено в рамках государственного задания FEWZ-2023-0007 Министерства науки и высшего образования Российской Федерации для реализации научного проекта «Универсальный дизайн обучения как прорывная инклюзивная стратегия в условиях образовательной гетерогенности». [The research was carried out within the framework of the state task FEWZ-2023-0007 of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation for the implementation of the scientific project "Universal learning design as a breakthrough inclusive strategy in the context of educational heterogeneity".]

ЛИТЕРАТУРА

1. Статистика мобильности при обучении URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Learning_mobility_statistics (дата обращения: 17.09.25)
2. Могилевский К. Привлечение иностранной молодежи в российскую науку. Из материалов выступления. URL: <https://m.minobrnauki.gov.ru/press-center/news/novosti-ministerstva/76122/> (дата обращения: 17.09.25)
3. Программы мобильности для студентов ВШЭ URL: <https://studyabroad.hse.ru/incoming/> (дата обращения: 17.09.25)
4. Шамионов Р. М. Структура и факторы академической адаптации студентов-иностранцев в российских университетах // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Философия. Психология. Педагогика. 2024. Т. 24. № 2. С. 211–218. <https://doi.org/10.18500/1819-7671-2024-24-2-211-218>
5. Мунич Д. О. Адаптационные барьеры иностранных студентов и организационно-педагогические способы их предупреждения // Научные исследования и разработки 2023: гуманитарные и социальные науки: сборник материалов XVIII-ой международной очно-заочной научно-практической конференции, Москва, 2023. Том 1. С. 20–24.
6. Гузикова М. О. Механизмы коммуникативной адаптации иностранных обучающихся в полиязычной среде высшего образования // Культура, личность, общество в современном мире: методология, опыт эмпирического исследования: Материалы XXII Международной конференции памяти профессора Л. Н. Когана. Екатеринбург, 2019. С. 823–831. URL: https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/80515/1/978-5-91256-440-6_2019_086.pdf (дата обращения: 17.09.25)
7. Тимченко Н. С., Кочетова Ю. Ю., Бендрикова А. Ю. Академическая и средовая адаптация иностранных студентов медицинского вуза // Знание. Понимание. Умение. 2020. № 2. С. 175–185. <https://doi.org/10.17805/zpu.2020.2.16>
8. Гришина Г. В. Педагогические условия сопровождения адаптации иностранных студентов в российском вузе с учетом возможностей цифровой среды // Педагогика. Вопросы теории и практики. 2024. Т. 9, № 8. С. 747–753. <https://doi.org/10.30853/ped20240095>
9. Столбова И. Д., Кочурова Л. В., Опарина Е. А. Адаптация цифровой среды предметной подготовки иностранных студентов в российском вузе // Профессиональное образование в России и за рубежом. 2022. № 1 (45). С. 41–51. https://doi.org/10.54509/22203036_2022_1_41
10. Kustitskaya, Tatiana & Esin, Roman & Vainshtein, Yulia & Noskov, Mikhail. Hybrid Approach to Predicting Learning Success Based on Digital Educational History for Timely Identification of At-Risk Students // Education Sciences. 2024. Vol. 14(6). 657. <https://doi.org/10.3390/educsci14060657>
11. Кашпур В.В., Петров Е.Ю., Гойко В.Л., Фещенко А.В. Возможности использования цифровых следов для прогнозирования образовательных достижений студентов // Вестник Томского государственного университета. Философия. Социология. Политология. 2021. №64. С. 140–150. <https://doi.org/10.17223/1998863X/64/13>
12. Shitaya A., El M., Wahed S., Helemy S., Ismail A., Shams M., Salama A. Predicting Student Behavior Using a Neutrosophic Deep Learning Model //University of New Mexico. 2025. Vol. 76. P. 288–310. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13997076>
13. Mantulenko V.V. Prospects of Digital Footprints Use in the Higher Education. Current Achievements, Challenges and Digital Chances of Knowledge Based Economy // Networks and Systems. 2021. Vol 133. P. 581–589. https://doi.org/10.1007/978-3-030-47458-4_67
14. Nistor N., Hernández-Garcíacc Á. What types of data are used in learning analytics? An overview of six cases // Computers in Human Behavior. 2018. Vol. 89. P. 335–338. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.038>
15. Озерова Г. П., Павленко Г. Ф. Прогнозирование успешности студентов при смешанном обучении с использованием данных учебной аналитики // Science for Education Today. 2019. Т. 9. № 6. С. 73–87. <https://doi.org/10.15293/2658-6762.1906.05>
16. Патаракин Е. Д. Совместная сетевая деятельность и поддерживающая ее учебная аналитика // Высшее образование в России. 2015. № 5. С. 145–154.
17. Lim L. A., Gentili S., Pardo A., Kovanović V., Whitelock-Wainwright A., Gašević D., Dawson S. What changes, and for whom? A study of the impact of learning analytics-based process feedback in a large course // Learning and Instruction. 2021. Vol.72(2021). P. 1 – 11. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2019.04.003>
18. Garito M. A. Artificial intelligence in education: Evolution of the teachinglearning relationship // British Journal of Educational Technology. 1991. 22(1). pp. 41–47. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.1991.tb00050.x>
19. Karmanova E., Zakharova Ya., Kiselev A. Educational data mining in a university using LMS Moodle // Informatics and education. 2024. Vol. 39. P. 16–28. <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2024-39-3-16-28>.
20. Грднева С. В., Авсянкина А. В. Дидактические условия применения электронного учебного курса при коммуникативно-ориентированном обучении иностранным языкам // Мир науки, культуры, образования. 2020. № 1 (80). С. 115–119. <https://doi.org/10.24411/1991-5497-2020-00047>
21. Gardner J., Brooks C. Student success prediction in MOOCs // User Modeling and User Adapted Interaction. 2018. Vol. 28 (2). P. 127–203. <http://doi.org/10.1007/s11257-018-9203-z>
22. Ширинкина Е.В. Методы интеллектуального анализа данных и образовательной аналитики // Современное образование. 2022. № 1. С. 51–67. <http://doi.org/10.25136/2409-8736.2022.1.37582>
23. Kausar S., Oyelere S.S., Salal Ya.K., Hussain S., Cifci M.A., Hilcenko S., Iqbal M.S., Zhu W ., Xu H. Mining

- smart learning analytics data using ensemble classifiers // *International Journal of Emerging Technologies in Learning*. 2020. T. 15. Vol. 12. P. 81–102. <https://doi.org/10.3991/ijet.v15i12.13455>
24. López-García A., Blasco O., Liern-García M., Parada S. (2023). Early detection of students' failure using Machine Learning techniques. // *Operations Research Perspectives*. 2023. Vol. 11(1). P. 1–11. <https://doi.org/11.100292.10.1016/j.orp.2023.100292>
 25. Raga R. Raga J. Early prediction of student performance in blended learning courses using deep neural networks *International // Symposium on Educational Technology*. 2019. P. 39–43. <https://doi.org/10.1109/ISET.2019.00018>
 26. Gul M., Gulzar S., Naveed G., Abbasi W. Deep Learning-Driven Student Performance Analysis: Detecting Anomalies and Predicting Academic Success // *Inverge Journal of Social Sciences*. 2025. Vol. 4. P. 33–48. <https://doi.org/10.63544/ijss.v4i1.117>
 27. Ahmed A., Korchi A., Mzili M., Mzili T., Khalouki H., Billah M. A Comprehensive Evaluation of Machine Learning Techniques for Forecasting Student Academic Success // *Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*. 2024. Vol. 7. P. 1–12. <https://doi.org/10.35882/jeeemi.v7i1.489>
 28. Nakhipova V., Suleymenova L., Adylbekova E. Determination of students' academic performance using machine learning methods. // *ILIM*. 2024. Vol. 41. P. 5–20. <https://doi.org/10.47751/skpu.1937.v41i3.1>
 29. Alruwais N., Zakariah M. Student-Engagement Detection in Classroom Using Machine Learning Algorithm // *Electronics*. 2023. Vol. 12. P. 731. <https://doi.org/10.3390/electronics12030731>
 30. Pek R., Ozyer S., Elhage T., Ozyer T., Alhajj R. The Role of Machine Learning in Identifying Students At-Risk and Minimizing Failure // *IEEE Access*. 2023. Vol. 11, P. 1224–1243. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3232984>
 31. Singh A. Developing Predictive Models for Student Success using Generative AI-Driven Learning Analytics. // *SSRN Electronic Journal*. 2025. Vol. 17. P. 1–11. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5193102>
 32. Дунец А.Н., Никонов Н.М. О качестве обучения иностранных студентов на примере регионального вуза // *Grand Altai Research & Education*. 2017. № 1. С. 72–82.
 33. Шимкович Е.Д., Азитов Р.Ш., Азитова Г.Ш. Особенности организации обучения иностранных обучающихся на подготовительном факультете: проблемы и возможные пути их решения // *Педагогический журнал*. 2023. Т. 13. № 11А. С. 664–672. <https://doi.org/10.34670/AR.2023.15.20.090>
 34. Ямщикова О. А. Актуальные проблемы обучения иностранных студентов в России: психолого-педагогический аспект // *Сибирский психологический журнал*. 2005. № 21. С. 89–93.
 35. Василькина Л. В., Романенкова О. А., Уланова С. А. Преодоление языкового барьера как первоочередная задача при адаптации студентов-иностранцев в российском вузе // *Гуманитарные науки и образование*. 2019. Т. 10. № 1(37). С. 37–43.
 36. Горкунова С. И. Языковые барьеры у студентов-иностранцев и способы их преодоления // *Проблемы современной аграрной науки: Материалы международной научной конференции*. Красноярск. 2018. С. 250–252. URL: <http://www.kgau.ru/new/all/konferenc/konferenc/2018/g14.pdf> (дата обращения: 17.09.25)
 37. Лапшов В. А., Власова Е. В., Пономарева Н. П. Посещаемость занятий в вузах (факторы влияния) // *Социологические исследования*. 1999. № 4. С. 132–134. URL: <https://elibrary.ru/uxheren> (дата обращения: 17.09.25)
 38. Дианов А.Н., Лейбовский А.Ю. Исследование посещаемости учебных занятий студентами 1 курсов // *Гуманизация образования*. 2020. № 4. С. 26–33. <https://doi.org/10.24411/1029-3388-2020-10117>

REFERENCES

1. Mobility statistics during training. Available at: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Learning_mobility_statistics (accessed 17 September 2025)
2. Mogilevskij K. Attracting foreign youth to Russian science. From the materials of the speech. Available at: <https://m.minobrnauki.gov.ru/press-center/news/novosti-ministerstva/76122/> (accessed 17 September 2025)
3. Mobility programs for students of the Higher School of Economics. Available at: <https://studyabroad.hse.ru/incoming/> (accessed 17 September 2025)
4. Shamionov R. M. The structure and factors of academic adaptation of foreign students in Russian universities. *Proceedings of the Saratov University. A new series. Series: Philosophy. Psychology. Pedagogy*, 2024, vol. 24, no. 2, pp. 211–218. DOI: 10.18500/1819-7671-2024-24-2-211-218
5. Munich D. O. Adaptation barriers of international students and organizational and pedagogical ways to prevent them. *Scientific research and Development 2023: humanities and social sciences : collection of materials of the XVIII International full-time scientific and practical conference. Moscow, 2023, vol 1. pp. 20–24.*
6. Guzikova M. O. Mechanisms of communicative adaptation of foreign students in the multilingual environment of higher education. *Culture, personality, society in the modern world: methodology, empirical research experience: Proceedings of the XXII International Conference in Memory of Professor L. N. Kogan. Yekaterinburg, 2019, pp. 823–831.* URL: https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/80515/1/978-5-91256-440-6_2019_086.pdf. (accessed 17 September 2025)
7. Timchenko N. S., Kochetova Yu. Yu., Bendrikova A. Yu. Academic and environmental adaptation of foreign medical university students. *Znanie. Understanding. Ability*, 2020, vol. 2, pp. 175–185. DOI: 10.17805/

zpu.2020.2.16

8. Grishina G. V. Pedagogical conditions for supporting the adaptation of foreign students in a Russian university, taking into account the possibilities of the digital environment. *Pedagogy. Questions of theory and practice*, 2024, vol. 9, no. 8, pp. 747-753. DOI: 10.30853/ped20240095
9. Stolbova I. D., Kochurova L. V., Oparina E. A. Adaptation of the digital environment of subject training of foreign students in a Russian university. *Vocational education in Russia and abroad*, 2022, vol. 1, no. 45, pp. 41-51. DOI: 10.54509/22203036_2022_1_41
10. Kustitskaya T., Esin R., Vainshtein Y., Noskov M. Hybrid Approach to Predicting Learning Success Based on Digital Educational History for Timely Identification of At-Risk Students. *Education Sciences*, 2024, vol. 14, no.6, pp. 657. DOI: 10.3390/educsci14060657
11. Kashpur V.V., Petrov E.Yu., Gojko V.L., Feshhenko A.V. The possibilities of using digital footprints to predict students' educational achievements. *Bulletin of Tomsk State University. Philosophy. Sociology. Political science*, 2021, no. 64, pp. 140-150. DOI: 10.17223/1998863X/64/13
12. Shitaya A., El M., Wahed S., Helemy S., Ismail A., Shams M., Salama A. Predicting Student Behavior Using a Neutrosophic Deep Learning Model. *University of New Mexico*, 2025, vol. 76, pp. 288-310. DOI: 10.5281/zenodo.13997076
13. Mantulenko V.V. Prospects of Digital Footprints Use in the Higher Education. Current Achievements, Challenges and Digital Chances of Knowledge Based Economy. *Networks and Systems*, 2021, vol. 133, pp. 581-589. DOI: 10.1007/978-3-030-47458-4_67
14. Nistor N., Hernández-Garciá Á. What types of data are used in learning analytics? An overview of six cases. *Computers in Human Behavior*, 2018, vol. 89, pp. 335-338. DOI: 10.1016/j.chb.2018.07.038
15. Ozerova G. P. Familiarization with students' knowledge in joint education using this educational methodology. *Science for Education today*, 2019, vol. 9, no. 6, pp. 73-87. DOI: 10.15293/2658-6762.1906.05
16. Patarakin E. D. Collaborative networking and educational analytics that support it. *Higher education in Russia*, 2015, vol. 5, pp. 145-154.
17. Lim L. A., Gentili S., Pardo A., Kovanović V., Whitelock-Wainwright A., Gašević D., Dawson S. What changes, and for whom? A study of the impact of learning analytics-based process feedback in a large course. *Learning and Instruction*, 2021, vol. 72(2021), pp. 1-11. DOI: 10.1016/j.learninstruc.2019.04.003
18. Garito M. A. Artificial intelligence in education: Evolution of the teachinglearning relationship. *British Journal of Educational Technology*, 1991, vol. 22, no. 1, pp. 41-47. DOI: 10.1111/j.1467-8535.1991.tb00050.x
19. Karmanova E., Zakharova Ya., Kiselev A. Educational data mining in a university using LMS Moodle. *Informatics and education*, 2024, vol. 39, pp. 16-28. DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-3-16-28
20. Gridneva S. V., Avsyankina A. V. Didactic conditions for the use of an e-learning course in communication-oriented teaching of foreign languages. *The world of science, culture, and education*, 2020, vol. 1, no. 80, pp. 115-119. DOI: 10.24411/1991-5497-2020-00047
21. Gardner J., Brooks C. Student success prediction in MOOCs. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 2018, vol. 28, no. 2, pp. 127-203. DOI: 10.1007/s11257-018-9203-z
22. Shirinkina E.V. Methods of data mining and educational analytics. *Modern education*, 2022, vol. 1, pp. 51-67. DOI: <http://doi.org/10.25136/2409-8736.2022.1.37582>
23. Kausar S., Oyelere S.S., Salal Ya.K., Hussain S., Cifci M.A., Hilcenko S., Iqbal M.S., Zhu W ., Xu H. Mining smart learning analytics data using ensemble classifiers. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 2020, T. 15, vol. 12, pp. 81-102. DOI: 10.3991/ijet.v15i12.13455
24. López-García A., Blasco O., Liern-García M., Parada S. Early detection of students' failure using Machine Learning techniques. *Operations Research Perspectives*, 2023, vol. 11, no. 1, pp. 1-11. DOI: 11. 100292. 10.1016/j.orp.2023.100292
25. Raga R. Raga J. Early prediction of student performance in blended learning courses using deep neural networks International. *Symposium on Educational Technology*, 2019, pp. 39-43. DOI: 10.1109/ISET.2019.00018
26. Gul M., Gulzar S., Naveed G., Abbasi W. Deep Learning-Driven Student Performance Analysis: Detecting Anomalies and Predicting Academic Success. *Inverge Journal of Social Sciences*, 2025, vol. 4, pp. 33-48. DOI: 10.63544/ijss.v4i1.117.
27. Ahmed A., Korchi A., Mzili M., Mzili T., Khalouki H., Billah M. A Comprehensive Evaluation of Machine Learning Techniques for Forecasting Student Academic Success. *Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, 2024, vol.7, pp. 1-12. DOI: 10.35882/jeeemi.v7i1.489
28. Nakhipova V., Suleymenova L., Adylbekova E. Determination of students' academic performance using machine learning methods. *ILIM*, 2024, vol. 41, pp. 5-20. DOI: 10.47751/skpu.1937.v41i3.1
29. Alruwais N., Zakariah M. Student-Engagement Detection in Classroom Using Machine Learning Algorithm. *Electronics*, 2023, vol. 12, no. 731, pp. 1-12. DOI: 10.3390/electronics12030731
30. Pek R., Ozyer S., Elhage T., Ozyer T., Alhajj R. The Role of Machine Learning in Identifying Students At-Risk and Minimizing Failure. *IEEE Access*, 2023, vol. 11, pp. 1224-1243. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3232984
31. Singh A. Developing Predictive Models for Student Success using Generative AI-Driven Learning Analytics. *SSRN Electronic Journal*, 2025, vol. 17, pp. 1-11. DOI: 10.2139/ssrn.5193102
32. Dunecz A.N., Nikonov N.M. On the quality of education for international students using the example of a regional university. *Grand Altai Research & Education*, 2017, vol. 1, pp. 72-82.

33. Shimkovich E.D., Azitov R.Sh., Azitova G.Sh. Features of the organization of education for foreign students at the preparatory faculty: problems and possible solutions. *Pedagogical journal*, 2023, vol. 13, no. 11A, pp. 664–672. DOI: 10.34670/AR.2023.15.20.090
34. Yamshhikova O. A. Actual problems of teaching foreign students in Russia: a psychological and pedagogical aspect. *Siberian Psychological Journal*, 2005, vol. 21, pp. 89–93.
35. Vasil`kina L. V., Romanenkova O. A., Ulanova S. A. Overcoming the language barrier as a primary task in the adaptation of foreign students in a Russian university. *Humanities and Education*, 2019, vol. 10, no. 1(37). pp. 37–43.
36. Gorkunova S. I. Language barriers among foreign students and ways to overcome them. *Problems of modern agricultural science: Proceedings of the international scientific conference*. Krasnoyarsk, 2018, pp. 250–252. Available at: <http://www.kgau.ru/new/all/konferenc/konferenc/2018/g14.pdf> (accessed 17 September 2025)
37. Lapshov V. A., Vlasova E. V., Ponomareva N. P. Attendance of classes at universities (influencing factors). *Sociological research*, 1999, vol. 4, pp. 132–134.
38. Dianov A.N., Lejbovskij A.Yu. A study of the attendance of classes by 1st year students. *Humanization of education*, 2020, vol. 4, pp. 26–33. DOI: 10.24411/1029-3388-2020-10117

Авторы

Кукуев Евгений Анатольевич

(Российская Федерация, Тюмень)

Доцент, кандидат психологических наук, доцент
Департамента педагогики Школы образования
ФГАОУ ВО «Тюменский государственный университет»

E-mail: e.a.kukuev@utmn.ru

ORCID ID: 0000-0002-2226-8679

Scopus Author ID: 57190945923

Мищенко Владимир Александрович

(Российская Федерация, Ханты-Мансийск)

Доцент, доктор педагогических наук, доцент Высшей
школы гуманитарных наук
ФГБОУ ВО «Югорский государственный университет»

E-mail: vam@ugrasu.ru

ORCID ID: 0000-0002-0135-712X

Scopus Author ID: 57072984200

Карпов Егор Константинович

(Российская Федерация, Тюмень)

Доцент, кандидат технических наук, доцент
Академического департамента
ФГАОУ ВО «Тюменский государственный университет»

E-mail: e.k.karpov@utmn.ru

ORCID ID: 0000-0003-4966-8725

Scopus Author ID: 58307596900

Authors

Evgeny A. Kukuev

(Russian Federation, Tyumen)

Associate Professor, Cand. Sci. (Psychology), Associate
Professor of the Department of Pedagogy
Tyumen State University

E-mail: e.a.kukuev@utmn.ru

ORCID ID: 0000-0002-2226-8679

Scopus Author ID: 57190945923

Vladimir A. Mishhenko

(Russian Federation, Tyumen)

Associate Professor, Dr. Sci. (Educ.), Associate Professor of
the Department at the Higher School of Humanities
Yugorsky State University

E-mail: vam@ugrasu.ru

ORCID ID: 0000-0002-0135-712X

Scopus Author ID: 57072984200

Egor K. Karpov

(Russian Federation, Tyumen)

Associate Professor, Cand. Sci. (Technical), Associate
Professor of the Academic Department
Tyumen State University

E-mail: e.k.karpov@utmn.ru

ORCID ID: 0000-0003-4966-8725

Scopus Author ID: 58307596900

Вклад авторов

Кукуев Е. А.: концептуализация, администрирование
проекта, создание рукописи и ее редактирование

Мищенко В. А.: методология, администрирование данных,
получение финансирования

Карпов Е. К.: программное обеспечение, формальный
анализ, верификация данных

Authors contribution

Evgeny A. Kukuev: Conceptualization, Writing - Review &
Editing, Project administration

Vladimir A. Mishhenko: Methodology, Data Curation,
Funding acquisition

Egor K. Karpov: Software, Validation, Formal analysis

© Кукуев Е. А., Мищенко В. А., Карпов Е. К., 2026

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

© Evgeny A. Kukuev, Vladimir A. Mishhenko,
Egor K. Karpov, 2026

The authors declared no conflicts of interest