

Источники и типы данных для формирования цифрового профиля студента: анализ и перспективы использования

А.В. Живетьев, М.А. Белов, Н.А. Токарева

Государственный университет «Дубна»

Аннотация: В статье рассматриваются источники и типы данных, используемые для создания цифрового профиля студента, а также возможные способы их применения в образовательной аналитике. Цифровой профиль представляет собой комплексное описание учебных, поведенческих и социальных характеристик студента, собранное из различных источников. Анализируются данные, поступающие из информационных систем учебных заведений, социальных сетей, мессенджеров, мобильных приложений, платформ видеоконтента, анкет и видеокамер. Важность цифрового профиля обусловлена его способностью поддерживать персонализацию обучения и повышать эффективность образовательных процессов. В статье выделены числовые, категориальные, бинарные, порядковые и неструктурированные типы данных, а также метаданные и производные данные, которые используются для анализа данных в DataScience и алгоритмах машинного обучения. В качестве примеров приводятся оценки, участие в учебных мероприятиях, социальная активность, предпочтения, текстовые комментарии, видеозаписи. Внимание также уделено анализу возможных способов использования этих данных для прогнозирования академической успеваемости, выявления трудностей в обучении, оценки вовлеченности и мотивации студентов.

Ключевые слова: цифровой профиль студента, образовательная аналитика, типы данных, источники данных, анализ данных, персонализация обучения, машинное обучение в образовании, datascience, educational data mining, crisp-dm, semma

Введение. В цифровом обществе, где информация становится ключевым ресурсом, цифровой профиль студента приобретает особое значение. Он помогает студентам ориентироваться в огромном потоке информации, развивать цифровые компетенции и эффективно взаимодействовать с цифровыми технологиями. Возникает необходимость в новых инструментах и методах, которые позволят не только собирать и обрабатывать огромные массивы информации, но и извлекать из них ценные знания для принятия обоснованных решений. В этом контексте формирование цифрового профиля студента, обогащенного данными из разнообразных источников, становится ключевым фактором успешной трансформации образования и управления поведением.

Цифровой профиль студента – это комплексное представление о его личности, включающее не только академическую информацию, но и данные о его интересах, предпочтениях, стиле обучения, социальных связях и т.д. Этот профиль, основанный на анализе данных из различных источников, позволяет персонализировать образовательный процесс: адаптировать учебные программы, материалы и методы преподавания к индивидуальным потребностям каждого студента. Кроме того, он способствует повышению эффективности обучения, предоставляя студентам релевантные рекомендации, поддерживая их мотивацию и помогая в достижении успеха. Особое значение имеет развитие самостоятельности и ответственности, когда студенты получают возможность активно участвовать в планировании своего образовательного пути и отслеживать свой прогресс.

Управление поведением на основе данных и переход на новый уровень цифровой трансформации открывают широкие возможности для анализа данных, собранных в цифровом профиле. Это позволяет прогнозировать и предотвращать нежелательное поведение, выявляя студентов, склонных к пропускам занятий, академической неуспеваемости или нарушениям дисциплины. Появляется возможность разрабатывать эффективные меры поддержки, своевременно предоставляя студентам необходимую помощь и консультации, а также создавать позитивную образовательную среду, формирующую культуру взаимоуважения и поддержки.

Перспективы развития цифрового профиля студента включают создание глобальной образовательной платформы, которая объединит образовательные ресурсы стран-партнеров и предоставит доступ к курсам, программам обучения, библиотекам и исследовательским материалам. Это обеспечит равный доступ к образованию для всех, независимо от местоположения и социального статуса, позволяя студентам выбирать лучшие курсы и программы, соответствующие их интересам и целям.

Важным направлением станет создание универсального цифрового паспорта студента, содержащего информацию об образовании, достижениях, навыках, профессиональных интересах, наградах и сертификатах. Такой паспорт будет доступен образовательным учреждениям и работодателям по всему миру, упрощая процессы поступления и трудоустройства.

Развитие искусственного интеллекта позволит создавать персональных менторов для студентов, которые будут помогать в выборе образовательного пути, развитии навыков и достижении успеха. Технологии метавселенной откроют возможности для создания иммерсивных и интерактивных образовательных сред, таких как виртуальные компьютерные лаборатории.

Особое внимание будет уделяться прогнозированию будущих компетенций с использованием анализа больших данных. Это поможет образовательным учреждениям адаптировать программы к требованиям рынка труда, учитывая тенденции развития различных отраслей, информацию о новых технологиях и данные о вакансиях.

Цифровой профиль студента представляет собой комплексное описание его учебных, поведенческих и социальных характеристик, сформированное на основе множества источников данных. Такие профили используются в образовательных и аналитических системах для персонализации учебного процесса, адаптации учебных материалов и прогностического анализа (например, [1]). Применение цифровых профилей помогает преподавателям и образовательным учреждениям лучше понимать потребности и потенциал каждого студента, оптимизировать учебные траектории и повышать эффективность образовательных программ.

Данные цифрового профиля играют ключевую роль в решении разнообразных задач, от анализа успеваемости и выявления студентов с высоким риском отсева до построения рекомендаций по дополнительным курсам и улучшению учебных материалов. Прогностические модели на

основе цифровых профилей могут оценивать готовность студентов к экзаменам, предсказывать трудности в освоении новых тем, а также рекомендовать наиболее подходящие учебные активности. Таким образом, цифровой профиль не только повышает качество образования, но и помогает студентам лучше понимать свои сильные стороны и области для улучшения. Сбор данных для цифрового профиля является определяющим процессом для качества последующей аналитики.

Аналитика данных считается одним из ключевых факторов успеха деятельности, причем наметился переход от традиционной описательной ее формы к новому подходу Data Driven Decision Making – аналитике для принятия решений, или информационно обоснованному решению [2]. В Data Science («Наука о данных») проектах существует жизненный цикл – набор этапов, над которыми работает специалист.

Наиболее часто используется межотраслевой стандартный процесс исследования данных CRISP-DM. Этот процесс в течение целого ряда лет занимает первые места всевозможных отраслевых опросов. [3] Тема исследования данной статьи релевантна второму этапу процесса «Начальное изучение данных» (состоящему из следующих шагов: «Сбор первичных данных», «Описание данных», «Зондирование данных», «Проверка качества данных») и третьему этапу «Подготовка» (шаги: «Отбор данных», «Очистка данных», «Конструирование наборов данных», «Интеграция данных», «Разметка данных»). Согласно [3] этапы сбора данных и подготовки данных занимают вместе 79% рабочего времени datascience-специалиста в работе над проектом.

Второй по популярности методологией исследования данных (по опросу [4]) является SEMMA, которая включает следующие этапы: «выборка», «исследование», «модификация», «моделирование» и «оценка». Относительно методологии SEMMA статья релевантна этапу «выборка».

Также существует понятие Data Mining, которое обычно переводят как «интеллектуальный анализ данных» (или «извлечение данных»). В сфере образования выделяется отдельная область, которая называется EDM (Educational Data Mining). В чем заключается суть Educational Data Mining? Целью данной дисциплины является приложение техник Data Mining к современному образованию с целью улучшения образовательного процесса [5]. Авторы [6] выделяют 4 основные функции EDM, из которых первая наиболее близка к теме статьи: «Система должна построить модель студента, в которой будет указана детальная информация о его познавательных возможностях, знаниях, мотивации к учебе с целью спрогнозировать его поведение в процессе обучения».

Таким образом, становится понятна область исследования статьи (EDM, описанные шаги в методологиях CRISP-DM или SEMMA), цель статьи – провести комплексное исследование различных источников сбора данных о студентах для пополнения информации в цифровом профиле, проанализировать проблемы и особенности этих источников. Результатом исследования является сводная таблица с перечислением данных, которые потенциально возможно получить из проанализированных источников, а также типом этих данных.

Типы данных и их особенности

Наука о данных активно использует разнообразные виды данных, каждый из которых имеет уникальные характеристики и применимость. Основные типы данных включают числовые и категориальные. Числовые данные подразделяются на дискретные (целые числа) и непрерывные (например, значения в определенном интервале). Категориальные данные, в свою очередь, бывают бинарными (два значения) и порядковыми (имеют порядок).

Еще одна значимая классификация — структурированные и неструктурированные данные. Структурированные данные хранятся в виде таблиц, где каждый объект описывается одинаковым набором признаков. Неструктурированные данные, такие как переписка или медиафайлы, имеют произвольную структуру, что усложняет их анализ и требует предварительной структуризации.

Данные также могут быть необработанными и производными. Необработанные данные представляют собой исходные записи, требующие дополнительной обработки, тогда как производные данные создаются на основе анализа уже имеющихся данных.

Кроме того, данные можно разделить на собранные и выхлопные. Первые собираются целенаправленно для анализа, вторые же образуются как побочный продукт. Например, в цифровой фотографии изображение является основными данными, а информация о времени и месте съемки — метаданными.

Особо стоит выделить геолокационные и временные данные, которые становятся все более значимыми в современных исследованиях. Геолокационные данные описывают пространственное положение объектов, а временные данные отражают изменения и последовательность событий. Они могут быть как самостоятельными типами, так и дополнительными характеристиками других видов данных.

Существуют и другие категории типов данных, семантические (например, в [2] приводятся следующие категории: «административные», «предпочитаемые», «взаимодействие с образовательными ресурсами», «прошлая деятельность», «временная история», «социальные показатели» и т.д.), безусловно, полезные для широкого круга задач учебной аналитики, однако в данной статье акцент сделан именно на типы данных с точки зрения Data Science, так как с такими типами данных работают алгоритмы

машинного обучения. Классификация проведена на основе источников [3, 7, 8].

Информационные системы учебных заведений

Информационные системы учебных заведений — наиболее богатый источник данных для построения цифрового профиля студентов. Системы управления обучением (LMS, Learning Management Systems) и системы e-learning представляют собой платформы для организации и поддержки учебного процесса в цифровом формате. С точки зрения проблематики данной статьи, принципиальной разницы между типом системы нет. Среди популярных продуктов: Moodle, Blackboard и Canvas, которые предоставляют доступ к обучающим материалам, тестам, оценкам и комментариям преподавателей.

Любая образовательная активность обучаемого в среде современной системы e-learning отслеживается и фиксируется в многочисленных базах, лог-файлах, персональных профилях и др. Средства электронной обучающей платформы аккумулируют громадные массивы разнородных данных, которые потенциально способны описать текущую ситуацию и перспективы обучаемого [9].

Информационные системы учебных заведений могут помочь пополнить цифровой профиль студента большим массивом структурированных данных. В первую очередь, речь идет об успеваемости (оценки за задания, зачеты, экзамены), из которых можно получить важные производные данные: показатели академического прогресса. Оценки часто используются в задачах прогнозирования (например, [10]).

Также на основе таких первичных данных как выполненные задания или участие в мероприятиях (или записи на дополнительные курсы), можно рассчитать степень вовлеченности.

Неструктурированные данные информационных систем – это комментарии преподавателей (к выполненным заданиям). Такие данные могут помочь выявить потенциальные учебные затруднения (а также, например, навыки, которые полезно развивать студенту), однако, как и любые текстовые данные, требуют значительных усилий для обработки и анализа (с помощью технологий обработки естественного языка).

Также сложными для обработки, но очень полезными могут быть метаданные, такие как временные метки выполнения заданий (где именно в процессе выполнения студент сталкивается со сложностями), частота входов в систему, время выполнения тестов. Эти данные могут служить косвенными индикаторами учебной активности и помогают выявить паттерны вовлеченности или трудностей. Эти же данные могут быть отнесены к отдельному источнику: цифровому следу. Однако так как цифровые следы могут быть получены как из информационных систем образовательных учреждений, так и из сторонних информационных систем (которые подробно рассматриваются далее в статье), в данной статье они не рассматриваются как отдельный источник данных.

Цифровые следы делятся на активные (генерируемые пользователем: например, комментарий в социальной сети) и пассивные (например, информация о геолокации). Активные данные с точки зрения науки о данных представлять собой любой из рассматриваемых типов данных (структурированные, числовые и т.д.), а пассивные цифровые следы – это метаданные. Цифровые следы являются богатейшим источником ценнейших данных. Подробно способы хранения цифровых следов рассматриваются в [11].

Также можно добавить к информационным систем учебных заведений системы контроля доступа и посещаемости, которые фиксирует время входа и выхода студентов из корпусов и аудиторий. Такие данные носят временной

характер и могут быть использованы для анализа посещаемости, выявления студентов, склонных к пропускам занятий.

Отдельный источник полезных данных – библиотеки вузов. Здесь можно достаточно просто получить категориальные данные (взятые книги) и временные (дата выдачи и возврата). Анализ читательской активности может помочь выявить интересы студента, его предпочтения в литературе.

Достойна упоминания деятельность студента вне вуза, например, различные олимпиады, конференции, статьи, информация о которых также хранится в базе данных университета, так как обычно происходит определенное поощрение для студента за проделанную работу [5]. С данной информацией, даже при отсутствии ее в базе данных вуза или LMS-системе, нет особенных проблем, так как она может быть получена методом «веб-скрапинга» общедоступных данных, на таких ресурсах как электронные библиотеки (например, e-library, O'Reilly, JSTOR, IEEE Xplore, Scopus).

Результаты их обсуждения. Сторонние информационные системы включают широкий спектр платформ и сервисов, не имеющих непосредственного отношения к образовательной деятельности, однако предоставляющих ценные данные о пользователях. Можно выделить следующие группы систем, позволяющие выявить разные типы данных (таблица 1).

Таблица №1

Источники, типы данных с примерами и возможными способами использования

№	Источник данных	Типы данных	Примеры данных	Возможные способы использования
1	Информационные системы учебных заведений	Числовые	Оценки за задания и экзамены	Оценка академического прогресса
		Категориальные	Участие в мероприятиях	Анализ вовлеченности, анализ интересов
		Категориальные	Взяты в библиотеке книги	Анализ интересов
		Неструктурированные	Комментарии преподавателей	Выявление учебных трудностей
		Метаданные	Временные метки выполнения заданий	Выявление паттернов вовлеченности, определение сложностей
2	Социальные сети [12]	Числовые	Количество лайков, комментариев, друзей	Оценка интересов и социальной активности [13]
		Категориальные	Предпочтения, участие в группах [14]	Анализ интересов, прогнозирование академической успешности [15]
		Неструктурированные	Текст постов и комментариев	Определение интересов и вовлеченности
3	Мессенджеры	Бинарные	Наличие связи с определенными пользователями	Оценка социальной активности и работы в команде
		Порядковые	Частота общения	Анализ учебной мотивации и уровня вовлеченности
		Временные	Время активности	Персонализация расписания и заданий [16]
4	Мобильные приложения	Числовые	Количество шагов, выполненных задач	Оценка физической активности, анализ продуктивности
		Категориальные	Предпочтения в типах активности	Определение интересов, поведенческих паттернов
		Геолокационные	Маршруты, локации	Определение интересов, поведенческих паттернов

№	Источник данных	Типы данных	Примеры данных	Возможные способы использования
5	Платформы видеоконтента	Числовые	Количество просмотров, длительность сеанса	Оценка вовлеченности, анализ предпочтений в обучении и досуге [17]
		Категориальные	Жанры контента	Оценка образовательных интересов
		Неструктурированные	Тексты комментариев	Определение уровня вовлеченности и настроений [18]
6	Внешние образовательные платформы онлайн-курсов	Числовые	Оценки за задания и экзамены	Оценка академического прогресса
		Категориальные	Выбранные курсы	Определение интересов
		Временные	Время, затраченное на изучение материалов	Определение более сложных или легких тем
		Неструктурированные	Комментарии к заданиям, отзывы о курсах	Определение более сложных или легких тем, определение интересов и вовлеченности
7	Портфолио студента	Числовые	Количество публикаций, наград	Оценка компетентности
		Категориальные	Тип проекта, уровень выигранного конкурса	Оценка компетентности [19]
		Неструктурированные	Описание проектов	Оценка компетентности (технологии и навыки)
8	Анкетные данные	Категориальные	Учебные предпочтения	Понимание мотивации и потребностей в обучении [20]
		Бинарные	Ответы «да/нет» на вопросы	Оценка профессиональных и учебных целей
		Порядковые	Уровни удовлетворенности	Анализ удовлетворенности учебным процессом

№	Источник данных	Типы данных	Примеры данных	Возможные способы использования
9	Видеокамеры [21]	Неструктурированные	Видеопоток	Оценка вовлеченности, анализ социальных взаимодействий
		Производные данные	Поза, выражение лица	Определение вовлеченности, поведенческих и социальных паттернов

Выводы. Цифровой профиль студента — это важный инструмент, позволяющий образовательным учреждениям и преподавателям глубже понимать индивидуальные потребности, сильные и слабые стороны каждого учащегося. Чем больше источников данных включено в цифровой профиль, тем более полно и точно можно оценить прогресс студента, его поведенческие особенности и готовность к учебным вызовам. Полнота данных позволяет улучшить точность прогностических моделей, а также рекомендательных систем.

Сочетание данных из различных источников — от образовательных систем и анкет до данных о цифровых следах и активности в сторонних приложениях — обеспечивает всесторонний подход к анализу. Такой профиль помогает не только адаптировать учебные материалы, но и поддерживать студентов на каждом этапе обучения, обеспечивая их необходимыми ресурсами и рекомендациями. В условиях современного образования цифровой профиль становится основой для создания гибкой и адаптивной системы, в которой потребности и цели студента учитываются максимально эффективно, способствуя более глубокому и мотивированному обучению.

К сожалению, в данный момент отсутствует единая, регламентированная структура цифрового профиля, в связи с чем сложно определить «меру полноты» данных о студенте. Также отсутствует и какая-

либо стандартизованная методика использования тех или иных данных цифрового профиля различными алгоритмами машинного обучения. Данная область, несомненно, требует дальнейшей проработки и развития. Основной вызов — это интеграция разнородных данных в единое хранилище и их обработка для создания достоверных аналитических выводов, учитывающих как формальные достижения, так и субъективные аспекты образовательного процесса.

Литература

1. Живетьев А. В. Использование математического перцептрона и VARК-модели для анализа влияния параметров цифрового профиля на успешность выполнения заданий студентами в целях формирования индивидуальных образовательных траекторий // Автоматизация. Современные технологии. 2024. Т. 78. № 10. С. 476-480.
 2. Емельянович И. Новая норма образования // Наука и инновации. 2022. Т. 1. № 8. С. 57–60.
 3. Тирни Б., Келлехер Дж. Наука о данных. Базовый курс. М.: Альпина Паблишер, 2021. 224 с.
 4. What main methodology are you using for your analytics, data mining, or data science projects. URL: kdnuggets.com/polls/2014/analytics-data-mining-data-science-methodology.html. (Дата обращения: 04.11.2024).
 5. Грибов М. В., Рузина А. С., Сазанова Е. В. Внедрение технологии Educational Data Mining в современное российское образование // Современные тенденции и проекты развития информационных систем и технологий: Материалы Городской научно-исследовательской конференции студентов и школьников, Хабаровск, 14 апреля 2020 года / Под научной редакцией О.И. Чуйко. Хабаровск: Хабаровский государственный университет экономики и права, 2020. С. 11-15.
-

6. Baker R. S., Yacef K. The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions // Journal of Educational Data Mining. 2009. V. 1(1). P. 3–17.
 7. Валиаппа Л. Машинное обучение. Паттерны проектирования. М.: БХВ, 2025. 448 с.
 8. Брюс П., Брюс Э., Гедек П. Практическая статистика для специалистов Data Science. М.: БХВ, [г. изд.]. 352 с.
 9. Кирюхин Д. В. Использование educational data mining в системах e-learning // Прикладная математика и информатика: современные исследования в области естественных и технических наук: Материалы IV научно-практической международной конференции (школы-семинара) молодых ученых: в 2 частях, Тольятти, 23–25 апреля 2018 года. Часть 2. Тольятти: Качалин Александр Васильевич, 2018. С. 144-149.
 10. Живетьев А. В., Белов М. А. Прогнозирование сложности курса на основе оценок по обеспечивающим дисциплинам с помощью метода логистической регрессии на примере курса по программированию на Python // Системный анализ в науке и образовании. 2024. № 2. С. 91-97.
 11. Cheremisina E., Kirpicheva E., Tokareva N., Potemkina S., Tyatyushkina O., Kreider O., Nechaevskiy A., Korenkov V., Streltsova O., Zhatkina K., Mitroshin P., Goryunova E., Milovidova A., Dobrynin V., Balashov, M., Lishilin M., Sychev P., Zhivetiev A., Zorin R., Smirnov D., Rusetski E., Kirov E., Belov M. How Digital Footprints Shape IT-Education and Drive Digital Transformation // Physics of Particles and Nuclei. 2024. V. 55. No. 3. pp. 317-320.
 12. Чуранов Е. Статистика интернета и соцсетей на 2023 год – цифры и тренды в мире и в России // WebCanape. URL: webcanape.ru/business/statistika-interneta-i-socsetej-na-2023-god-cifry-i-trendy-v-mire-i-v-rossii (дата обращения: 06.11.2024).
-

13. Ихсанов И. Р., Шахова И. С. Применение методов машинного обучения для выявления взаимосвязи академической успеваемости и данных профиля социальной сети // Электронные библиотеки. 2019. Т. 22. № 2. С. 95–118.
 14. Мацута В. В., Киселев П. Б., Фещенко А. В., Гойко В. Л. Методы и инструменты выявления перспективных абитуриентов в социальных сетях // Открытое и дистанционное образование. 2017. № 4. С. 45–52.
 15. Junco R. The relationship between frequency of Facebook use, participation in Facebook activities, and student engagement Received // Magazine Computers & Education. 2012. V. 58. No 1. pp. 162–171.
 16. Талипова Д. А., Ершова Ф. А. Специфика медиапотребления молодого поколения // Молодой ученый. 2022. № 2(397). С. 27-30.
 17. Панасенко С. В. Подходы к анкетированию студентов и работодателей в процессе образовательной деятельности в вузах // Южно-Уральские научные чтения. 2016. № 1(2). С. 103-105.
 18. Медведева Л. С., Землякова Н. С., Ильязова М. Д. Анкетирование студентов как инструмент совершенствования учебного процесса в высшем образовании // Инновационная наука: Психология, Педагогика, Дефектология. 2024. № 1. С.9-18.
 19. Гурина Р. В., Морозова Е. В., Леонтьева Л. Н. Оценка удовлетворенности студентов физико-технического профиля университета онлайн-обучением // Профессиональное образование в современном мире. 2021. Т. 11. № 4. С. 84–96.
 20. Образцов И. В., Половнёв А. В. Удовлетворенность студентов качеством обучения в вузе: социологический анализ на примере МГЛУ // Вестник Московского государственного лингвистического университета. Общественные науки. 2017. № 2 (786). С. 221–241.
-



21. Живетьев А. В., Белов М. А. Адаптивная выдача учебно-методических материалов на основе моделей нейролингвистического программирования по результатам оценки позы учащегося за компьютером или в аудитории средствами машинного обучения // Computational Nanotechnology. 2024. Т. 11. № 3. С. 81-88.

References

1. ZHivet'ev A. V. Avtomatizaciya. Sovremennye tekhnologii. 2024. V. 78. № 10. Pp. 476-480.
2. Emel'yanovich I. Nauka i innovacii. 2022. V. 1. № 8. Pp. 57–60.
3. Tirni B., Kellekher Dzh. Nauka o dannyh. Bazovyj kurs [Data Science. A Basic Course]. M.: Al'pina Pabliher, 2021. 224 p.
4. What main methodology are you using for your analytics, data mining, or data science projects. URL: kdnuggets.com/polls/2014/analytics-data-mining-data-science-methodology.html. (data obrashcheniya: 04.11.2024).
5. Gribov M. V., Ruzina A. S., Sazanova E. V. Sovremennye tendencii i proekty razvitiya informacionnyh sistem i tekhnologij: Materialy Gorodskoj nauchno-issledovatel'skoj konferencii studentov i shkol'nikov, Habarovsk, 14 aprelya 2020 goda. Pod nauchnoj redakciej O.I. CHujko. Habarovsk: Habarovskij gosudarstvennyj universitet ekonomiki i prava, 2020. Pp. 11-15.
6. Baker R. S., Yacef K. Journal of Educational Data Mining. 2009. V. 1(1). Pp. 3–17.
7. Valiappa L. Mashinnoe obuchenie. Patterny proektirovaniya [Machine Learning Design Patterns]. M.: BHV, 2025. 448 p.
8. Bryus P., Bryus E., Gedek P. Prakticheskaya statistika dlya specialistov Data Science [Practical statistics for Data Science specialists]. M.: BHV, [g. izd.]. 352 p.

9. Kiryuhin D. V. Prikladnaya matematika i informatika: sovremennyye issledovaniya v oblasti estestvennyh i tekhnicheskikh nauk: Materialy IV nauchno-prakticheskoy mezhdunarodnoj konferencii (shkoly-seminara) molodyh uchenykh: v 2 chastyakh, Tol'yatti, 23–25 aprelya 2018 goda. CHast' 2. Tol'yatti: Kachalin Aleksandr Vasil'evich, 2018. pp. 144-149.
 10. ZHivet'ev A. V., Belov M. A. Sistemnyj analiz v nauke i obrazovanii. 2024. № 2. pp. 91-97.
 11. Cheremisina E., Kirpicheva E., Tokareva N. [et al.] Physics of Particles and Nuclei. 2024. V. 55. No. 3. Pp. 317-320.
 12. CHuranov E. Statistika interneta i socsetej na 2023 god – cifry i trendy v mire i v Rossii. WebCanape [Internet and social media statistics for 2023 – figures and trends in the world and in Russia]. URL: <https://www.web-canape.ru/business/statistika-interneta-i-socsetej-na-2023-god-cifry-i-trendy-v-mire-i-v-rossii> (data obrashcheniya: 06.11.2024).
 13. Ihsanov I. R., SHahova I. SElektronnye biblioteki. 2019. V. 22. № 2. Pp. 95–118.
 14. Macuta V. V., Kiselev P. B., Feshchenko A. B. i dr. Otkrytoe i distancionnoe obrazovanie. 2017. № 4. Pp. 45–52.
 15. Junco R. Magazine Computers & Education. 2012. V. 58. №1. Pp. 162–171.
 16. Talipova D. A., Ershova F. A. Molodoj uchenyj. 2022. № 2(397). Pp. 27-30.
 17. Panasenko S. V. YUzhno-Ural'skie nauchnye chteniya. 2016. № 1(2). Pp. 103-105.
 18. Medvedeva L. S., Zemlyakova N. S., Il'yazova M. D. Innovacionnaya nauka: Psihologiya, Pedagogika, Defektologiya. 2024. № 1. Pp. 9-18.
 19. Gurina R. V., Morozova E. V., Leont'eva L. N. Professional'noe obrazovanie v sovremennom mire. 2021. V. 11. № 4. Pp. 84–96.
-



20. Obrazcov I. V., Polovnyov A. V. Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo lingvisticheskogo universiteta. Obshchestvennye nauki. 2017. № 2 (786). Pp. 221–241.

21. ZHivet'ev A. V., Belov M. A. Computational Nanotechnology. 2024. V. 11. № 3. Pp. 81-88.

Дата поступления: 21.02.2025

Дата публикации: 3.04.2025