

УДК 177

DOI: 10.24412/2713-1033-2024-4-39-49

М. Д. Мартынова

Национальный исследовательский Мордовский
государственный университет им. Н. П. Огарева,
Саранск, Россия, e-mail: martynovamd@mail.ru

УЧЕБНАЯ АНАЛИТИКА В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ: КУДА НАС ВЕДУТ БОЛЬШИЕ ДАННЫЕ?

В статье рассматривается применение учебной аналитики (Learning Analytics, LA) в образовательном процессе. Она широко используется, позволяет оптимизировать процесс обучения, оперативно оценивать качество материалов и преподавания, учитывать результаты и достижения обучающегося, прогнозировать его успеваемость.

Среди этических проблем, возникающих при использовании образовательной аналитики, наиболее часто дискуссии возникают вокруг конфиденциальности, прозрачности, навешивания ярлыков, права собственности на данные, алгоритмической справедливости и обязанность вуза упреждающе взаимодействовать с обучающимися при наличии академической неуспеваемости. Каждая из них акцентирует автономию обучающегося, его активную и осознанную вовлеченность в процесс контроля своего обучения для самостоятельного принятия решений. Есть примеры вузовских кодексов использования учебной аналитики, что свидетельствует о необходимости введения нормативной практики использования новых образовательных инструментов.

Ключевые слова: учебная аналитика, большие данные, этические риски, конфиденциальность, алгоритмическая справедливость, прозрачность, навешивание ярлыков, право собственности на данные.

Благодарность: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-28-01288, «Этика больших данных: трансформация моральных норм и ценностей», <https://rscf.ru/project/23-28-01288/>.

Ссылка для цитирования: Мартынова М.Д. Учебная аналитика в образовательном процессе: куда нас ведут большие данные? // Социальные нормы и практики. 2024. № 4. С. 39-49. DOI: 10.24412/2713-1033-2024-4-39-49.

M. D. Martynova

National Research Mordovia State University,
Saransk, Russia, e-mail: martynovamd@mail.ru

LEARNING ANALYTICS IN THE EDUCATIONAL PROCESS: WHERE IS BIG DATA LEADING US?

The article discusses the application of learning analytics (LA) in the educational process. It is widely used, allows to optimize the learning process, quickly assess the quality of materials and teaching, take into account students' results and achievements, and predict their academic performance.

Among the ethical issues that arise when using educational analytics the most common discussions arise around confidentiality, transparency, labeling, data ownership, algorithmic fairness, and the university's obligation to proactively interact with students in the presence of academic failure. Each of them emphasizes the autonomy of the student, his active and conscious involvement in the process of controlling his learning for independent decision-making. There are examples of university Codes for the use of learning analytics which indicates the need to introduce regulatory practices for the use of new educational tools.

Keywords: learning analytics, big data, ethical risks, confidentiality, algorithmic fairness, transparency, labeling, data ownership.

Acknowledgements: The study was supported by the Russian Science Foundation (RSF), project no. 23-28-01288, «Big Data ethics: moral norms and values transformation», <https://rscf.ru/project/23-28-01288/>.

For citation: Martynova M.D. (2024) Learning analytics in the educational process: where is Big Data leading us? *Social norms and practices*. No. 4. P. 39-49. DOI: 10.24412/2713-1033-2024-4-39-49.

Введение

Применение учебной аналитики (Learning Analytics, LA) прочно вошло в практику онлайн-школ, образовательных учреждений и компаний, которые самостоятельно занимаются образованием сотрудников. Большие данные позволяют выстраивать образовательные процессы под запросы производства, экономики и индивидуальные потребности обучающихся. Однако, как и в других сферах применения больших данных, человек сталкивается с трудными моральными выборами, которые могут провоцировать конфликтные ситуации.

Цель образовательной аналитики¹ – контролировать процесс обучения и делать его эффективнее. Хорошим примером может послужить образовательная платформа SkyEng, выстраивающая обучение на основе подхода data driven-education, когда управление образовательным процессом опирается на цели ученика, его результаты и достижения, качество материалов и преподавания (учитывается примерно 150 параметров) [Образовательная аналитика, 2021].

¹ Термины «образовательная аналитика» и «учебная аналитика» в данной статье используются как синонимы. В сборнике «Образовательная аналитика: управление образовательной организацией и создание контента на основе данных» под ред. М.Б. Свердлова для обозначения рассматриваемого явления используется термин «образовательная аналитика».

В корпоративном обучении с помощью образовательной аналитики можно: 1) отслеживать эффективность корпоративных обучающих программ; 2) оценивать образовательные курсы, видеть их сильные и слабые стороны; 3) понимать, какие форматы обучения предпочитает каждый сотрудник, каких знаний и навыков ему не хватает для работы [Образовательная аналитика, 2021].

В системе образования на основе больших данных формируются цифровые профили студентов, которые становятся необходимым элементом интегрированной образовательной среды, имеющей конечной целью создание персонализированной образовательной среды.

Многие зарубежные вузы и ряд российских вузов начинают интенсивно использовать «академическую аналитику» как комплекс больших наборов данных, статистические методы и прогностическое моделирование для получения оперативной информации [Campbell, Oblinger, 2007]. Эта тенденция отражает намерения двух сторон: с одной стороны, вузы включаются в процессы интеграции интеллектуального образования в традиционную образовательную систему высших учебных заведений [Oreshin, Filchenkov, et al., 2020], с другой стороны, ключевые пользователи – студенты – ожидают изменения образовательной среды в соответствии с их интересами и целями, новыми способами предоставления знаний, глобальными образовательными тенденциями [Паршутин, Деулин, 2023] и новыми форматами формирования карьеры.

«Спасательный круг» учебной аналитики

Учебная аналитика и цифровой профиль студента имеют широкое прагматическое значение для вуза – прогнозирование успеваемости студента, интеллектуальное и адаптивное обучение, улучшение системы оценки знаний и обратной связи, рекомендации по академическим ресурсам и выявление студентов, испытывающих академические трудности, для определения их отсева или удержания, готовности студентов к трудоустройству, рекомендации по карьере [Campbell, Oblinger, 2007].

Отсев студентов является одной из острейших проблем высшего образования. Ориентировочно, ежегодно более 20 % студентов не в состоянии освоить программу высшей школы и покидают вуз до его окончания (данные Министерства образования и науки РФ) [Петрунева, Овчар, Мартынова, 2024].

На основе анализа динамики академической успеваемости вузы применяют «раннее вмешательство» в работу со студентами для их удержания. Так, кейс Университета ИТМО демонстрирует модель цифрового портрета студента, позволяющую использовать систему упреждающего консультирования для студентов из группы риска, разработку индивидуальных академических маршрутов, которые, в конечном итоге, приводят к созданию оптимальных рекомендаций по карьере для каждого студента. Эта модель цифрового портрета студента описывает его будущее поведение в учебе и идентифицирует почти 90 % всех студентов, бросивших учебу в Университете ИТМО [Oreshin, Filchenkov, et al., 2020].

В Московском городском педагогическом университете (МГПУ) помимо системы прогнозирования успеваемости студентов, которая позволила им снизить процент отсева вполнину (2,5 % против 5 %), в тестовом режиме реализуется проект «Умная аудитория», позволяющий оценивать эмоциональные реакции студентов на преподавание и их включенность в учебный процесс. Авторы проекта считают, что это позволит более успешно выстраивать коммуникацию во время занятий¹.

В зарубежных вузах проблема отсева студентов также является острой [Scholes, 2016]. Для улучшения академической успеваемости и снижения процента отсева студентов разрабатываются программы академической поддержки и индивидуальные образовательные маршруты, отражающие индивидуальные потребности студентов из группы риска [Fahd, Venkatraman, et al., 2022].

Многие вузы разрабатывают и применяют специальные приложения как системы раннего оповещения для преподавателей о снижении успеваемости студентов, а для последних предлагаются информационные панели как способ контроля за своим обучением и развитием [Bodily, Verbert, 2017]. Есть данные о том, что ряд вузов добились снижения процента отсева студентов с помощью использования технологий прогноза успеваемости и превентивного сопровождения отстающих студентов (Например, Florida International University)². В то же время отмечены случаи, когда прошлые данные о неуспехах студентов использовались для того, чтобы способствовать их отчислению из вуза [Mayer-Schönberger, Cukier, 2014].

Этические проблемы использования учебной аналитики

В исследовательской литературе сформировалась обширная дискуссия по поводу этических принципов применения образовательной аналитики в учебных процессах [Nguyen, Ngo, et al., 2023]. В первую очередь, ее внедрение привело к обострению вопросов по поводу конфиденциальности персональных данных и соблюдению автономии учащихся. Для студента значимо развитие когнитивных способностей, социальных и культурных возможностей при сохранении свободы выбора и обеспечении контроля над процессами, сгенерированными искусственным интеллектом (ИИ). Здесь возникают вопросы манипулирования внутренней мотивацией, влияния на когнитивные побуждения человека и его эмоции [Vesnic-Alujevic, Nascimento, Pólvora, 2020].

¹ Гриценко Д. Тревожный вузов: ИИ оценит вероятность отчисления студентов. Как усиление контроля с помощью новых технологий отразится на эмоциональном состоянии учащихся университетов. 20 июля 2023. URL: <https://iz.ru/1546434/denis-gritcenko/trevozhnyi-vuzov-ii-otcenit-veroiatnost-otchisleniia-studentov> (дата обращения 04.11.2024).

²Florida International University Triples Graduation Rates by Aiding At-Risk Students. URL: <https://www.datarobot.com/customers/florida-international-university/> (дата обращения 04.11.2024).

Компьютерное зрение оценивает уровень интереса студентов и отслеживает их вовлеченность в занятие, что по мнению администрации вуза позволяет преподавателю перестроить характер коммуникации со студентами. Кроме того, ИИ безошибочно определяет тех, кто списывает на экзамене¹. В случае с приведенным выше примером МГПУ считывание эмоций обучающихся в режиме реального времени не оставляет места приватности, анонимности, живой реакции на события и права человека на «тайну» своего внутреннего мира.

При проектировании ИИ есть требование избегать информации, вводящей в заблуждение. Онлайн-школы используют алгоритмы и формулировки, которые в виде автоматической обратной связи, оценки обучения служат продвижением коммерческих предложений [Nobre, Tavares, 2020]. Это особенно актуально в контексте образования, где ключевыми пользователями являются дети и молодежь. Многие дети сегодня охотно берут онлайн-курсы для освоения различных навыков (иностраннных языков, языков программирования и проч.). Маркетинговая система онлайн-школ устроена таким образом, что вслед за небольшим бесплатным курсом идет широкий спектр предложений, оказывающих манипулятивный эффект на мотивацию обучающегося. Так, например, онлайн-школа 4brain² выстраивает автоматическую обратную связь на любой переход к иной странице, предлагая дополнительные тематические онлайн-курсы в зависимости от зафиксированного интереса пользователя.

В исследовательской литературе, посвященной образовательной аналитике, наиболее часто обсуждаются следующие этические проблемы: конфиденциальность; прозрачность; навешивание ярлыков; право собственности на данные; алгоритмическая справедливость; обязанность действовать [Tzimas, Demetriadis, 2021]. Каждая из них акцентирует автономию обучающегося, его активную и осознанную вовлеченность в процесс контроля своего обучения с тем, чтобы самостоятельно принимать решения. Информационная среда вуза служит в том числе и мотивирующим инструментом.

Конфиденциальность определяется как «регулирование того, как личная цифровая информация отслеживается самим пользователем или распространяется среди других пользователей» [Drachsler, Greller, 2016: 90]. В конкретном контексте LA предполагает закрытый перечень лиц, имеющих доступ к данным и имеющих право их использовать строго определенными способами. Если LA используется анонимно, то вуз берет на себя обязательства избегать идентификации студентов по метаданным и повторной идентификации путем объединения нескольких источников данных. «Информированное

¹ «Компьютерное зрение» научили отслеживать эмоции студентов. URL: <https://www.mgpu.ru/iskusstvennyj-intellekt-nauchili-otslezhivat-emotsii-studentov/> (дата обращения 04.11.2024).

² Онлайн-платформа по развитию soft skills №1 в России. URL: <https://4brain.ru/> (дата обращения 04.11.2024).

согласие на сбор и анализ данных требует более широкой конкретизации их использования и возможность для студента выбрать сферы использования данных» [Мартынова, 2024: 335].

Проблема «владения данными» (*data ownership*) очевидна, на практике обработанные данные больше не принадлежат пользователю. Была отмечена такая тенденция – чем больше данных об обучении, тем хуже образовательные данные [Ifenthaler, Tracey, 2016]. В связи с этим предлагается ввести «право учащихся на забвение» [Hoel, Chen, 2018], позволяющее минимизировать данные и ограничивать их использование. В связи с этим правом учащиеся могут просить удалить данные, которые больше не нужны, поскольку они могут использоваться против них в долгосрочной перспективе, когда студенты выходят на рабочее место.

«Прозрачность» (*transparency*) имеет два аспекта: прозрачность информации о сторонах, имеющих доступ к данным, о собранных данных и способах их визуализации, и прозрачность алгоритмов, а именно право субъекта данных на получение всей информации о «существовании автоматизированного принятия решений, включая профилирование и предполагаемые последствия такой обработки для субъекта данных» [Pardo, Siemens, 2014]. Понимание студентом всей инфраструктуры LA и умение ею пользоваться, понимание процессов обработки данных – это отдельная история, и многие исследователи пишут, что студенты при поступлении в вуз сразу же должны пройти обучающие курсы для понимания этих процессов. Здесь встает вопрос, насколько осознанно студенты относятся к учебной аналитике. Мы знакомим их с правилами функционирования личного кабинета в электронной информационной образовательной среде вуза, и этим дело ограничивается. Чаще всего учреждения не объясняют, как именно используются данные.

Проблема «навешивания ярлыков» (*labelling*) является прямым следствием цифровых портретов студентов, где зафиксирована их неуспеваемость, место в учебном рейтинге, на основе которых строятся прогнозы дальнейшего обучения. Студенты могут быть отнесены к категории отстающих и стать жертвами не просто стереотипов преподавателей, а всей социотехнической системы вуза. Майер-Шонбергер приводит интересное сравнение, говоря, что не стоит создавать ситуацию, которая заставит учащихся «выжигать свой цифровой профиль, как татуировку» [Mayer-Schonberger, 2011: 14]. Кроме того, статистика не позволяет оценивать студентов как личностей. Здесь же следует отметить и алгоритмическую предвзятость. Если преподаватели, полагаясь на аналитику, прогнозируют успеваемость студентов, заранее объявляя, кто провалит экзамен, они вмешиваются в процесс самоопределения студентов относительно учебы и ограничивают их свободу [Arnold, Sclater, 2017].

«Алгоритмическая справедливость» (*algorithmic fairness*) актуальна в ситуации возникновения ошибок при анализе данных, в том числе их неверной интерпретации (ошибка человека), когда преподаватели и администраторы не имеют достаточной подготовки для работы с инструментами учебной аналитики и при использовании шаблонов ИИ (ошибка машины) [Fynn, 2016]. При создании

прогнозов дальнейшего обучения важно опираться на характеристики соответствующего поколения и формировать наборы данных под каждое поколение, дабы избежать алгоритмических ошибок и неверных решений. [Beattie, Woodley, Souter, 2014]. Как уже было сказано, учебная аналитика используется для выявления студентов группы риска. Это может повлечь за собой выделение для них дополнительных ресурсов и рекомендаций, учебного времени, что несправедливо по отношению к успевающим студентам [Scheffel, Tsai, et al., 2019].

Принцип «*обязательство действовать*» (*the obligation to act*) обязывает учебные заведения своевременно информировать студентов об их успеваемости с тем, чтобы они восполнили все пробелы в учебе, что не обходится без дилеммы. Обучающийся является основным субъектом данных в цикле LA. Большой объем и скорость сбора данных могут вызвать ощущение слежки и вторжения в частную жизнь. Политика анонимности, определяющая практику обработки данных, в процедуре LA вступает в конфликт с требованием выстраивать индивидуальные вмешательства для корректировки институционального поведения студента и обеспечивать персонализированный подход в образовании [Scheffel, Tsai, Gašević, Drachsler, 2019].

Заключение

В крупных вузах мира разрабатываются кодексы¹ использования учебной аналитики [Sclater, 2016]. Так, например, в University of British Columbia (Канада) был создан специальный Комитет для разработки принципов, определяющих подход к учебной аналитике (UBC – взаимодействие университета и бизнеса)². Это было вызвано обеспокоенностью преподавателей и студентов тем, что за ними следят, а также тем, как используются данные, в том числе платформами социальных сетей и аффилированными лицами.

Принципы кодекса включают в себя уважение к личности и приоритета ее интересов; признание обучающихся автономными агентами, имеющими право самостоятельно распоряжаться своими данными; ответственность образовательной организации за использование LA по назначению; справедливость в использовании LA; управление и конфиденциальность; отчетность и прозрачность; пересмотр и совершенствование подходов, политики и практики использования LA.

Очевидно, что образовательная аналитика имеет существенные преимущества для управления образовательным процессом, однако она неизбежно сопряжена с рядом ситуаций, которые можно назвать этическими

¹ См., например, Code of practice for learning analytics. URL: <https://www.jisc.ac.uk/guides/code-of-practice-for-learning-analytics> (дата обращения 10.11.2024).

² UBC's 10th Learning Analytics Hackathon – GenAI has entered the discussion. URL: <https://ctl.ubc.ca/2024/11/22/ubcs-10th-learning-analytics-hackathon-genai-has-entered-the-discussion/> (дата обращения 10.11.2024).

ловушками: «этическая ловушка баланса между риском раскрытия и выгодами, которые студенты могли бы получить от обмена своей информацией», «этическая ловушка доверия студентов к использованию LA», «этическая ловушка контроля конфиденциальности», «этическая ловушка осведомленности о сборе данных и прозрачности их использования» [Мартынова, 2024: 334].

Данные аналитики успеваемости студентов и интереса к освоению специальности, их отношения (позитивного / негативного, высокой / низкой вовлеченности в процесс образования, эмоциональное отношение к тем или иным преподавателям и т.п.) к процессу получения образования используются на благо студентов в виде включения различных приемов и механизмов, повышающих качество образовательного процесса. Наблюдение за деятельностью обучающихся с целью увеличения их вовлеченности в обучение потенциально расширяет спектр административных вмешательств, а также ставит вопрос о возможности различной интерпретации данных для различных целей. Идентификация обучающихся как подверженных риску отчисления осуществляется для целенаправленного влияния на усиление вовлеченности в обучение, однако это может демотивировать их, нанести ущерб самооценке, вызвать неоправданное беспокойство, а привычка, выработанная настойчивой поддержкой, снижает самостоятельность в обучении [Russell, Smith, Larsen, 2020].

В свою очередь столь широкая представленность данных может быть использована для своеобразных версий социального рейтингования, что по-разному может отразиться на личности в долгосрочной перспективе, например, при рекомендации на вакантные места работодателей или в конкурсе на получение послевузовского образования.

В конечном итоге, несмотря на технологическую инновационность инструментов учебной аналитики, включающих большие данные и искусственный интеллект, обозначенные «этические ловушки» ставят тривиальную проблему индивидуальной ответственности в условиях использования цифровых инструментов в образовательном процессе» [Мартынова, 2024: 334]. Причем речь идет об ответственности всех операторов систем LA, куда можно отнести и представителей администрации вузов, и преподавателей, и студентов. Для того чтобы обеспечить справедливость в отношении всех участников образовательного процесса, необходима разработка специализированных кодексов, регулирующих использование LA.

Список литературы (References)

1. Мартынова М.Д. Этические ловушки использования в образовательном процессе вуза BIG DATA и учебной аналитики // XVI Международная конференция «Теоретическая и прикладная этика: Традиции и перспективы – 2024: Парадоксальность морали и моральные парадоксы: проблемы и решения». СПб.: Издательско-полиграфическая ассоциация высших учебных заведений, 2024. С. 334-335.

Martynova M.D. (2024) Ethical Pitfalls of Using Big Data and Learning Analytics in the University Educational Process. *Proceedings of the XVI International Conference "Theoretical and Applied Ethics. The Paradoxes of Morality and Moral Paradoxes: Problems and Solutions"* (Saint-Petersburg, 21-23 November, 2024). St Petersburg: Publishing and Printing Association of Higher Education Institutions. P. 334-335. (In Russ.)

2. Образовательная аналитика: управление образовательной организацией и создание контента на основе данных / под ред. М.Б. Свердлова. М.: НИУ ВШЭ, 2021. 64 с.

Educational analytics: management of an educational organization and creation of content based on data / Ed. by M.B. Sverdlov. Moscow: HSE Publ., 2021. 64 p. (In Russ.)

3. Паршутин И.А., Деулин Д.В. Применение технологий искусственного интеллекта студентами вузов в учебной деятельности // Цифровая гуманитаристика и технологии в образовании (DHTE 2023): сборник статей IV Международной научно-практической конференции / под ред. В.В. Рубцова, М.Г. Сороковой, Н.П. Радчиковой. М.: Издательство ФГБОУ ВО МГППУ, 2023. С. 176-184.

Parshutin I.A., Deulin D.V. (2023) Application of artificial intelligence technologies by university students in educational activities. *Digital Humanities and Technology in Education (DHTE 2023): Collection of Articles of the IV International Scientific and Practical Conference* / Ed. by V.V. Rubtsov, M.G. Sorokova, N.P. Radchikova. Moscow: Moscow State University of Psychology and Education Publishing House. P. 176-184. (In Russ.)

4. Петрунева Р.М., Овчар Н.А., Мартынова М.Д. Стратегии профессионально-образовательного выбора абитуриентов технических вузов // Интеграция образования. 2024. Т. 28. № 1. С. 81-97. <https://doi.org/10.15507/1991-9468.114.028.202401.081-097>

Petruneva R.M., Ovchar N.A., Martynova M.D. (2024) Strategies of Professional and Educational Choice among Technical University Applicants. *Integration of Education*. Vol. 28(1). P. 81-97. <https://doi.org/10.15507/1991-9468.114.028.202401.081-097> (In Russ.)

5. Arnold K.E., Sclater N. (2017) Student perceptions of their privacy in learning analytics applications. *LAK '17: Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference*. Vancouver British Columbia: Association for Computing Machinery. P. 66-69. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027392>.

6. Beattie S., Woodley C., Souter K. (2014) Creepy analytics and learner data rights. In B. Hegarty, J. McDonald, S.-K. Loke (Eds.). *Rhetoric and Reality: Critical perspectives on educational technology. Proceedings ascilite Dunedin 2014*. P. 421-425.

7. Bodily R., Verbert K. (2017) Trends and issues in student-facing learning analytics reporting systems research. *LAK '17: Proceedings of the Seventh*

International Learning Analytics & Knowledge Conference. Vancouver British Columbia: Association for Computing Machinery. P. 309-318.

8. Campbell J.P., Oblinger D.G. (2007). Academic analytics. Retrieved from www.educause.edu/ir/library/pdf/PUB6101.pdf.

9. Drachsler H., Grellier W. (2016) Privacy and analytics – It's a DELICATE issue. A checklist for trusted learning analytics. *6th Conference on Learning Analytics and Knowledge*. Edinburgh, United Kingdom: ACM Press. P. 89-98. <https://doi.org/10.1145/2883851.2883893>.

10. Fahd K., Venkatraman S., Miah Sh.J., Ahme Kh. (2022) Application of machine learning in higher education to assess student academic performance, at-risk and attrition: A meta-analysis of literature. *Education and Information Technologies*. Vol. 27. P. 3743-3775. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10741-7>.

11. Fynn A. (2016) Ethical considerations in the practical application of the Unisa socio-critical model of student success. *The International Review of Research in Open and Distance Learning*. Vol.17(6). P. 206-220.

12. Hoel T., Chen W. (2018) Privacy and data protection in learning analytics should be motivated by an educational maxim towards a proposal. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*. Vol. 13(1). P. 20. <https://doi.org/10.1186/s41039-018-0086-8>.

13. Ifenthaler D., Tracey M.W. (2016) Exploring the relationship of ethics and privacy in learning analytics and design: Implications for the field of educational technology. *Educational Technology Research and Development*. Vol. 64(5). P. 877-880. <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9480-3>.

14. Mayer-Schonberger V. (2011) Delete: The virtue of forgetting in the digital age. Princeton: Princeton University Press. https://doi.org/10.1111/j.1540-5931.2011.921_1.x.

15. Mayer-Schönberger V., Cukier K. (2014). Learning with big data: The future of education. Boston: Houghton Mifflin Harcourt.

16. Nguyen A., Ngo H.N., Hong Y., Dang B., Nguyen B.-Ph.Th. (2023) Ethical principles for artificial intelligence in education. *Education and Information Technologies*. Vol. 28. No. 4. P. 4221-4241. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11316-w>.

17. Nobre G., Tavares E. (2020) Assessing the Role of Big Data and the Internet of Things on the Transition to Circular Economy: Part II. *Platinum Metals Review*. Vol. 64(1). P. 32-41. DOI: 10.1595/205651319x15650189172931.

18. Oreshin S.A., Filchenkov A.A., Kozlova D.K., Petrusha P.G., Lisitsyna L.S., Panfilov A.N., Glukhov I.A., Krashennnikov E.I., Buraya K.I. (2020) The Use of Students' Digital Portraits in Creating Smart Higher Education: A Case Study of the AI Benefits in Analyzing Educational and Social Media Data. *Smart Education and e-Learning. Computer Science, Education*. Vol. 188. P. 233-243.

19. Pardo A., Siemens G. (2014) Ethical and privacy principles for learning analytics. *British Journal of Educational Technology*. Vol. 3(45). P. 438-450. <https://doi.org/10.1111/bjet.12152>.

20. Russell J., Smith A., Larsen R. (2020) Elements of Success: Supporting at-risk student resilience through learning analytics. *Computers & Education*. Vol. 152. P. 103890. DOI:10.1016/j.compedu.2020.103890.

21. Scheffel M., Tsai Y.S., Gašević D., Drachsler H. (2019) Policy Matters: Expert Recommendations for Learning Analytics Policy. In: Scheffel M., Broisin J., Pammer-Schindler V., Ioannou A., Schneider J. (eds) *Transforming Learning with Meaningful Technologies. EC-TEL 2019. Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 11722. P. 510-524. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-29736-7_38.

22. Scholes V. (2016) The ethics of using learning analytics to categorize students on risk. *Educational Technology Research and Development*. Vol. 64(5). P. 939-955. <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9458-1>.

23. Sclater N. (2016) Developing a Code of Practice for Learning Analytics. *Journal of Learning Analytics*. Vol. 3(1). P. 16-42. <http://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.31.3>.

24. Tzimas D., Demetriadis S. (2021) Ethical issues in learning analytics: a review of the field. *Education Technical Research Development*. No. 2 (69). P. 1101-1133 <https://doi.org/10.1007/s11423-021-09977-4>.

25. Vesnic-Alujevic L., Nascimento S., Pólvara A. (2020) Societal and ethical impacts of artificial intelligence: Critical notes on European policy frameworks. *Telecommunications Policy*. No. 6 (44). P. 101961. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2020.101961>.

Сведения об авторе

Мартынова Марина Дмитриевна – кандидат философских наук, доцент, советник при ректорате, старший научный сотрудник института корпоративного обучения и непрерывного образования Национального исследовательского Мордовского государственного университета.

E-mail: martynovamd@mail.ru

ORCID: 0000-0003-1244-9721

About the author

Martynova Marina Dmitrievna – PhD in Philosophy, Associate Professor, Advisor to the Rector's Office, Senior Researcher at the Institute of Corporate Training and Continuing Education of the National Research Mordovian State University.

E-mail: martynovamd@mail.ru

ORCID: 0000-0003-1244-9721

Поступила 23.11.2024; одобрена после рецензирования 09.12.2024; принята к публикации 28.12.2024.

Submitted 23.11.2024; revised 09.12.2024; accepted 28.12.2024.