

УДК 37.013

DOI: 10.34670/AR.2023.61.44.003

## Образовательная аналитика: как обучающемуся пользоваться данными

**Ядова Екатерина Николаевна**

Кандидат социологических наук, директор проектов,  
старший преподаватель,  
Национальный исследовательский технологический университет МИСиС,  
119049, Российская Федерация, Москва, Ленинский пр., 4;  
e-mail: yadova@gmail.com

**Отбеткина Татьяна Алексеевна**

Директор центра «Академия данных made»,  
Национальный исследовательский технологический университет МИСиС,  
119049, Российская Федерация, Москва, Ленинский пр., 4;  
e-mail: otbetkina.ta@misis.ru

**Волков Александр Александрович**

Кандидат технических наук,  
проректор по образованию,  
Национальный исследовательский технологический университет МИСиС,  
119049, Российская Федерация, Москва, Ленинский пр., 4;  
e-mail: volkov@edu.misis.ru

### Аннотация

В данном исследовании представлен обзор преимуществ, опыта внедрения и проблем использования больших данных в сфере образования для обучающихся. Большие данные могут быть серьезным инструментом для принятия решений в вопросах образовательного процесса, позволяя обучающемуся не только повышать качество получаемого образования, а также формировать действенную стратегию, принимать эффективные решения для дальнейшего развития на основе результатов прогнозной и предписывающей аналитики. Кроме того, образовательные данные используются для анализа и прогнозирования поведения студентов, результатов обучения для обеспечения высокого качества образовательных программ. Несмотря на значительные возможности, которые дают образовательные данные, существует ряд проблем, связанных с их эффективным и своевременным использованием, такие как совместимость, обработка, хранение, а также визуализация. Важным видится качественный и интуитивно понятный интерфейс отображения метрик для обучающегося, а также проведение обучающей работы, возможность быстро найти ответ на свой вопросы (раздел «вопросы-ответы», инфографика). В рамках обучения использованию и анализу метрик нужно проводить цикл вебинаров или других мероприятий для погружения обучающегося. Возможно также

формирование и развитие сообщества, включающего роли консультанта по образовательной траектории, методиста, ментора, навигатора индивидуальной образовательной траектории и т.д. Такие роли не может взять на себя преподаватель в связи с загруженностью обучением и образовательными процессами, сфокусированностью на предмете. Дальнейшее исследование этого направления и помощь обучающимся позволит повысить их осознанность и комфорт в образовательном процессе.

#### **Для цитирования в научных исследованиях**

Ядова Е.Н., Отбеткина Т.А., Волков А.А. Образовательная аналитика: как обучающемуся пользоваться данными // Педагогический журнал. 2023. Т. 13. № 9А. С. 20-30. DOI: 10.34670/AR.2023.61.44.003

#### **Ключевые слова**

Образовательные данные, искусственный интеллект, образовательная аналитика, образовательный процесс, большие данные.

## **Введение**

Превалирующая цель высшего образования заключается в помощи студентам в вопросах формирования правильных взглядов на жизнь, ценностей, кроме этого, безусловно, в вооружении научными знаниями и идеями, а также в предоставлении возможностей проявления и развития творческих талантов. Как правило, управление образовательным процессом использует ручной режим от составления расписания и распределения нагрузки на аудитории до обработки обратной связи от участников образовательного процесса, будь то студенты или преподаватели. Быстрое развитие программного обеспечения и методов анализа данных, а также растущий интерес в области применения принципов бизнес-аналитики к образовательным процессам, привели к появлению интеллектуального анализа образовательных данных и развитию аналитики обучения с целью управления обучением на основе данных.

Основной принцип образовательной аналитики заключается в извлечении полезной информации из большого объема данных, генерируемого в процессе обучения. Полученная информация используется для применения на различных этапах участниками образовательного процесса – студентами, преподавателями, руководителями подразделений и администрации высшего учебного заведения.

Цели применения полученных данных могут варьироваться в зависимости от ситуации: прогнозирование академической успеваемости, внедрение системы «красных флагов», снижение процента отчисления студентов и т. д. Анализ в основном опирается на какой-то один источник, как правило, на данные, хранящиеся в системе обучения LMS.

В этом контексте наиболее остро стоит вопрос своевременности получаемых данных. Образовательная аналитика, психометрика активно развиваются, однако, до настоящего времени используются точечные метрики, которые доказывают очевидные или уже состоявшиеся факты. Именно развитие технологий в сфере образования предъявляет новые требования к метрикам, подчеркивающим саму суть образования.

В этой статье авторы предлагают дополнительно сосредоточиться на том, как обучающиеся могут понимать и использовать образовательную аналитику. Главная цель этого – помочь

обучающимся научиться использовать данные о своем процессе обучения для улучшения качества получаемых знаний. Образовательная аналитика – это новая область, требующая специального внимания и исследований. Хорошо спроектированные UX-решения, LMS и LXP-платформы [Conceptual framework..., 2022; Eggmann, 2022] призваны помогать обучающемуся ориентироваться нативно. Прямо в процессе использования можно легко понять, какие показатели и для чего отслеживать, что делать в ответ на какие-то критические данные.

Однако пока технические решения в области образовательной аналитики не получили широкого распространения [Uvarov et al., 2019], и тема продолжает требовать внимания исследователей и разработчиков. Совершенствование технологий образовательной аналитики – это важный вклад в область образования и возможность для каждого человека получить высококачественное образование, оптимально соответствующее его потребностям и запросам.

## Литературный обзор

В последние годы многие исследователи сосредоточились на теме управления обучением на основе данных, где ключевую роль играют метрики и их показатели. В данном разделе авторы обсудят некоторые из существующих работ и исследований в этой области.

Международный университет Флориды добился увеличения количества выпускников на 10% с помощью технологий прогнозного моделирования успеваемости и эффективного превентивного сопровождения [8]. Как правило, набор метрик прогнозного моделирования успеваемости включает в себя: пол, национальность, место жительства, уровень семейного дохода, CGPA (Cumulative Grade Points Average), посещаемость, курс, успеваемость (выполнение практических работ, результатов тестов, промежуточные оценки), общее количество кредитных часов [Florida International University increases..., 2023].

С повсеместным использованием LMS в вузах увеличилось и попытки анализа обучения на основе данных из этих систем. Используются не только данные для анализа результатов обучения отдельного студента, а также исследуются наборы показателей, основанных на логарифмических данных, для облегчения групповой оценки на курсах обучения для прогнозирования оценки команды при групповой работе [Hernández-García, 2018].

Так, например, есть исследование, в котором проводился анализ возможности повышения эффективности управления обучением с помощью формирования более строгой академической среды и стимулирующего вмешательства [Отбеткина, Волков, Видманова, 2023]. В ходе исследования использовались данные нескольких учебных групп. Результаты показали, что воздействие более строгой академической среды с минимизацией геймификации, а также стимулирующего вмешательства было успешным в повышении показателей нескольких метрик.

Кроме того, в некоторых исследованиях утверждается, что уровень вовлеченности студентов в учебный процесс можно регулировать, используя в качестве элемента LMS смарт-бейджи [Sousa-Vieira, 2021]. Бейджи – это фиксированные значки, используемые для фиксации достижений в академической или иной области. Помимо полезности в качестве свидетельства достижений, бейджи представляют интерес для высшего образования в качестве чистого стимула, побуждающего студентов и обучающихся в целом к достижению четко определенных целей и навыков. В этом отношении значки могут быть естественным образом интегрированы в цифровые образовательные платформы и в неформальное обучение, обеспечивая стимулы для участия, достижения и наглядность для студентов. Однако уровень вовлеченности студентов в такую учебную деятельность в значительной степени зависит от того, как разработана и

применяется система значков и поощрений.

Образовательная аналитика получила большое внимание с частичным переходом вузов на онлайн-обучение. В частности, ведутся разработки отдельных инструментов для анализа различных компонентов, отражающих текущее состояние дел [Torras Virgili, 2019].

Различные метрики используются также в рамках внедрения систем раннего предупреждения для прогнозирования успеваемости студентов [Conceptual framework..., 2022]. Университет Western Governors использует прогностическое моделирование для повышения удержания контингента путем выявления студентов из группы риска и разработки программ раннего воздействия [Asiah et al., 2019].

В ряде исследований заявляется, что данные об эмоциональной включенности студентов может использоваться для повышения вовлеченности их в обучение [Samani et al., 2022].

Некоторые авторы подчеркивают, что образовательная политика в настоящее время строится на образовательной аналитике и выделяют новые аналитико-управленческие методы [Фиофанова, 2020]:

- прогноз развития на основе комбинации известных данных;
- метод выявления структуры и кластеризация;
- сетевой анализ данных.

Большие данные помогают вузам в формировании и реализации стратегии развития. Там, где эти планы работают (по мнению респондентов), там это действительно положительно сказывается на результатах [Egorov, Platonova, 2022]. Прежде всего, это связано с продуктивностью исследований (возможно потому, что эти показатели реагируют на управленческие изменения быстрее других). Прогресс можно проанализировать и по объемам НИОКР, количеству публикаций, и даже по росту среднего балла ЕГЭ абитуриентов. Изменения, которые респонденты связывают с действием стратегического плана, проявляются и в росте автономии подразделений и конкуренции между ними, и в переменах в финансировании исследований. Однако такие вузы, похоже, в меньшинстве.

Работа по повышению цифровой грамотности и готовности к образовательной аналитике педагогов и преподавателей в ряде вузов ведется системно, в части образовательных учреждений - проводится дисперсная работа. При этом меньше всего уделяется внимание готовности обучающегося понимать и использовать образовательную аналитику.

### **Классификация метрик**

В высшем образовании используются различные метрики, которые условно можно разделить на несколько категорий (таблица 1):

- метрики эффективности вуза;
- метрики для преподавателя;
- метрики для улучшения продукта (программы);
- метрики для обучающегося.

Метрики эффективности вуза, как правило, не включают в себе так называемые бизнес-метрики для оценки экономической эффективности отдельно взятой образовательной программы. По крайней мере, такие метрики существенно отличаются от тех, что используются в компаниях, реализующих программы ДПО в качестве основной деятельности. Также редко используются метрики удовлетворенности обучающегося, такие как CSAT, CDSAT, CES, CSI, NPS. Оценка удовлетворенности студентов, как правило, осуществляется методом опросов,

которые показывают себя как неэффективный инструмент.

Метрики для улучшения продукта также используются недостаточно активно на уровне системы, однако, могут применяться самими держателями продуктов (как например, заведующими кафедр или руководителями программ). Показатели таких метрик используются точно для решения проблем и вопросов «в моменте».

Метрики для преподавателя условно можно поделить на те, которые он использует для рефлексии проведенной им самим работы (таксономия Блума), а также на те, которые являются внешней оценкой его деятельности. Условно, посещаемость студентами лекций преподавателя может быть показателем их заинтересованности в его предмете. Или высокая цитируемость статей может являться признанием в научном сообществе.

Метрики для обучающегося, пожалуй, самая непопулярная категория для вузов. Здесь студенту предоставляется информация о посещаемости, успеваемости и так называемое отслеживание знаний.

**Таблица 1 - Классификация метрик**

Категория	Метрика	Примечание
Для эффективности вуза	статистика успеваемости	балльно-рейтинговые показатели
	статистика движения контингента	перевод, отчисление, академический отпуск и т. д.
	доля выпускников	соотношение поступивших и окончивших обучение
	статистика трудоустройства выпускников	процент трудоустроенных выпускников от общего количества, окончивших обучение
	сохранение контингента в следующем семестре	процент межсеместровых потерь
	средний балл ЕГЭ у студентов дневной формы обучения	
	Количество иностранных студентов	
	Количество обучающихся в магистратуре, аспирантуре	
	Темпы роста дохода от научно-исследовательских работ	
	Темпы роста поступлений средств от приносящей доход деятельности	
	Наличие публикаций и частота их цитирования	
Для преподавателя	статистика посещаемости	
	статистика успеваемости	оценки (средний балл) простая доля правильно решенных заданий кумулятивная доля оценок social-ownership-assessment network (SPAN)
	таксономия Блума	навыки запоминания навыки понимания навыки применения навыки анализа навыки оценки навыки создания
	внешняя оценка	Оценка студентами (Negative Feedback.

Категория	Метрика	Примечание
		Polls Rate Teachers) Положительная оценка профессионального сообщества Различные индексы
Для улучшения продукта	статистика успеваемости	
	Knowledge tracing	
	Психометрики	
	впечатления студентов	
	репутация университета или программы	
	вовлеченность студентов	
	COR	
	Transformation rate	
	статистика посещаемости	
	доля выпускников	
Для обучающегося	параметр сложности предмета (Rasch model)	
	статистика посещаемости	Количество занятий, которые студент посетил
	статистика успеваемости	оценки (средний балл) простая доля правильно решенных заданий кумулятивная доля оценок social-ownership-assessment network (SPAN)
	Knowledge tracing	анализ траекторий учебной деятельности студента

Исходя из анализа выше, очевидно, что используют метрики администрация вуза и преподаватели. Обучающиеся же делают это в разы меньше, что связано с меньшим количеством непосредственных показателей.

### Как обучающиеся пользуются данными

Обучающиеся пользуются теми данными, которые предоставляет им вуз в процессе обучения и по его результатам (оценки в электронной зачетной книжке по результатам прошедшей сессии, посещаемость предмета и т.д.) [Langan, 2023; Matz et al., 2023; Morales-Romero et al., 2022]. Указанные метрики несут ценность, но не являются полными и эффективными, так как обычно предоставляют ту информацию, с которой студент обычно уже ознакомлен или же когда уже не может повлиять на процесс.

Чтобы метрики для обучающегося стали эффективными, давая возможность повлиять на процесс в моменте, и полезными для анализа своей деятельности, они должны быть более подробными и хорошо визуализированы. Кроме этого, должно быть отражено влияние тех или иных показателей на конкретную метрику, чтобы сделать процесс прозрачным для субъекта - обучающегося.

Например, успеваемость обновляется не реже чем раз в неделю; посещаемость отражается день в день; прогресс в обучении отражен в виде шкалы и прозрачен (что нужно сделать, чтобы получить необходимую оценку; какие задачи выполнены, какие в процессе, какие не начаты и т.д.).

Дополнительные метрики, которые могут повлиять на восприятие обучающегося всего образовательного процесса:

- участие во внеучебной деятельности;
- стипендия, ее характер, а также размер получаемых выплат;
- время обучения (возможно, реальные часы занятий);
- прогресс/регресс относительно предыдущего периода.

Важным аспектом использования метрик является возможность оценить свой прогресс относительно своего результата за прошлый период, а также свои успехи относительно группы. Это позволит обучающемуся не только проанализировать результаты работы, а также рассмотреть возможные направления движения дальше.

Направления повышения эффективности использования в реализации метрик для обучающегося авторы видят следующие:

- скорость обновления метрик;
- отображение метрик должно быть настраиваемым для конкретного пользователя;
- обучающийся должен четко видеть возможность повлиять на показатели;
- следует избегать красные и зеленые зоны метрик, так как иногда они могут не соответствовать ситуации и только демотивируют студента к дальнейшим действиям.

Также авторы считают, что важным является повышение осведомленности обучающихся о возможностях, которые предоставляют метрики, и включение их в учебный процесс, чтобы улучшить эффективность обучения. В целом, использование метрик и образовательной аналитики может значительно улучшить учебный процесс и помочь каждому обучающемуся достичь максимальных результатов.

### **Как улучшать аналитику для пользы обучающегося**

Субъектность, то есть активное участие обучающегося в учебном процессе, является неотъемлемой и важной частью образования. Когда обучающийся обладает свободой выбора, может самостоятельно принимать решения и контролировать свой процесс обучения, это повышает его мотивацию и уровень усвоения материала. Именно поэтому важно использовать аналитические инструменты, чтобы помочь обучающимся оценить свой прогресс, а также создавать среды, которые поддерживают их вовлеченность и интерес в учебном процессе. Образовательная аналитика призвана помогать в принятии решений всем субъектам образовательного процесса. Чтобы помогать адресно аналитика должна быть настраиваемая, персонализируемая, и реализована, например, в виде индивидуального дашборда в личном кабинете обучающегося.

Однако факт наличия дашборда может повлиять на решения обучающегося с малой долей вероятности. Немаловажен процесс обучения: студенту нужно дать рекомендации по использованию и анализу метрик, объяснить связи показателей, варианты развития процесса и принятия решений по результатам, отраженным на дашборде.

Авторы видят несколько направлений развития метрик:

- общие метрики, кастомизированные – метрики, которые уже есть и используются в образовательном процессе: такие метрики необходимо только визуализировать для отображения на индивидуальном дашборде студента;
- метрики для субъекта – новые метрики, которые необходимо разрабатывать «от обучающегося».

Любые метрики несут в себе мотивационную составляющую, помогают эффективно выстроить процесс и если не снять, то снизить уровень недоверия и страха обучающегося.

Недоверие обучающегося может быть вызвано типовым страхом «большой брат следит за мной» – чтобы снять барьер, важно показать прозрачность процесса, формирования метрик и отобразить, на что они влияют. Недоверие может вызывать и непонимание функционирования системы, и непонимание инфраструктуры: куда обращаться, если есть вопросы? где безопасно? где подскажут, как быть в текущей ситуации? как управлять успехом? Такие страхи снимаются комплексно всей системой, точно их решить невозможно. Важна поддержка преподавательского состава, администрации и сокурсников.

## Заключение

Важным видится качественный и интуитивно понятный интерфейс отображения метрик для обучающегося, а также проведение обучающей работы, возможность быстро найти ответ на свой вопрос (раздел «вопросы-ответы», инфографика).

В рамках обучения использованию и анализу метрик нужно проводить цикл вебинаров или других мероприятий для погружения обучающегося. Обязательно наличие «настоящего» (не автоматизированного) наставника, чтобы у обучающегося было понимание, к кому лично можно обратиться.

Возможно также формирование и развитие сообщества, включающего роли консультанта по образовательной траектории, методиста, ментора, навигатора индивидуальной образовательной траектории и т.д. Такие роли не может взять на себя преподаватель в связи с загруженностью обучением и образовательными процессами, сфокусированностью на предмете.

Дальнейшее исследование этого направления и помощь обучающимся позволит повысить их осознанность и комфорт в образовательном процессе.

## Библиография

1. Отбеткина Т.А., Волков А.А., Видманова А.Н. Повышение эффективности управления обучением на основе данных // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия «Естественные и технические науки». 2023 № 7. DOI 10.37882/2223-2982.2023.7-2.07
2. Фиофанова О.А. Анализ больших данных в сфере образования: методология и технологии. М., 2020. 101 с.
3. Asiah M. et al. A Review on Predictive Modeling Technique for Student Academic Performance Monitoring // MATEC Web of Conferences. 2019. 255. 03004. <https://doi.org/10.1051/matecconf/201925503004>
4. Available on-demand: Improving student success with a unified approach to data analytics and AI. 2021. URL: <https://www.mckinsey.com/industries/education/our-insights/using-machine-learning-to-improve-student-success-in-higher-education>
5. Cano A., Leonard J.D. Interpretable Multiview Early Warning System Adapted to Underrepresented Student Populations // IEEE Transactions on Learning Technologies. 2019. 12 (2). P. 198-211. <https://doi.org/10.1109/tlt.2019.2911079>
6. Conceptual framework of a Learning Experience Platform (LXP) to strengthen AI competence by linking simulation technologies and AI // Proceedings of the International Conference on Modelling and Applied Simulation MAS. 2022. <https://doi.org/10.46354/i3m.2022.mas.24>
7. Eggmann N. Not Plug-and-Play: Successful Adoption of an AI-Based Learning Experience Platform // Advances in analytics for learning and teaching. Springer International Publishing, 2022. P. 215-226. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-14489-9\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-031-14489-9_13)
8. Egorov A., Platunova D. Perception of strategies by university middle managers: is there any relationship with actual universities' operations? // Tert Educ Manag. 2022. <https://doi.org/10.1007/s11233-022-09107-6>
9. Florida International University increases graduation rates with Tableau. 2023. URL: <https://www.tableau.com/solutions/customer/florida-international-uni-versity-increases-graduation-rates-with-tableau>
10. Hernández-García N. et al. Predicting teamwork group assessment using log data-based learning analytics // Computers in Human Behavior. 2018. 89. P. 373-384.



11. Langan A.M., Harris W.E. Metrics of student dissatisfaction and disagreement: longitudinal explorations of a national survey instrument // Higher Education. 2023. <https://doi.org/10.1007/s10734-023-01004-0>
12. Matz S.C. et al. Using machine learning to predict student retention from socio-demographic characteristics and app-based engagement metrics // Scientific Reports. 2023. 13 (1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32484-w>
13. Morales-Romero G. et al. Asynchronous learning: evaluation of virtual classroom metrics according to the perception of university students // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. 2022. 28 (2). 1058. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v28.i2.pp1058-1066>
14. Samani C. et al. Using Emotional Learning Analytics to Improve Students' Engagement in Online Learning // ASCILITE Publications. 2022. e22129. <https://doi.org/10.14742/apubs.2022.129>
15. Sousa-Vieira M.E. et al. Design, development and use of a digital badges system in higher education // Applied Sciences. 2021. 12 (1). 220. <https://doi.org/10.3390/app12010220>
16. Torras Virgili E. Learning Analytics: Online Higher Education in Management // Sociology and Anthropology. 2019. 7 (2). P. 66-75. <https://doi.org/10.13189/sa.2019.070202>
17. Uvarov A. et al. Problems and prospects of digital transformation of education in Russia and China // II Russian-Chinese Conference of Education Researchers "Digital Transformation of Education and Artificial Intelligence". 2019. Vol. 150.

## **Educational analytics: how a student can use data**

**Ekaterina N. Yadova**

PhD in Sociology, Project Director, Senior Lecturer,  
National University of Science and Technology MISiS,  
119049, 4, Leninskii ave., Moscow, Russian Federation;  
e-mail: yadova@gmail.com

**Tat'yana A. Otbetkina**

Director of the Center "Made Data Academy",  
National University of Science and Technology MISiS,  
119049, 4, Leninskii ave., Moscow, Russian Federation;  
e-mail: otbetkina.ta@misis.ru

**Aleksandr A. Volkov**

PhD in Technical Science, Vice-Rector for Education,  
National University of Science and Technology MISiS,  
119049, 4, Leninskii ave., Moscow, Russian Federation;  
e-mail: volkov@edu.misis.ru

### **Abstract**

This study provides an overview of the benefits, implementation experiences and challenges of using big data in education for students. Big data can be a serious tool for making decisions in matters of the educational process, allowing the student not only to improve the quality of the education received, but also to form an effective strategy, make effective decisions for further development based on the results of predictive and prescriptive analytics. In addition, educational data is used to analyze and predict student behavior and learning outcomes to ensure high quality educational programs. Despite the significant opportunities that educational data provide, there are a number of challenges associated with their effective and timely use, such as interoperability,

processing, storage, and visualization. It is important to have a high-quality and intuitive interface for displaying metrics for the student, as well as conducting training work and the ability to quickly find an answer to your questions (questions and answers section, infographics). As part of training in the use and analysis of metrics, a series of webinars or other events should be conducted to immerse the student. It is also possible to form and develop a community that includes the roles of educational trajectory consultant, methodologist, mentor, individual educational trajectory navigator, etc. A teacher cannot take on such roles due to the workload of teaching and educational processes, and focus on the subject. Further research in this area and assistance to students will increase their awareness and comfort in the educational process.

### For citation

Yadova E.N., Otbetkina T.A., Volkov A.A. (2023) Obrazovatel'naya analitika: kak obuchayushchemusya pol'zovat'sya dannymi [Educational analytics: how a student can use data]. *Pedagogicheskiy zhurnal* [Pedagogical Journal], 13 (9A), pp. 20-30. DOI: 10.34670/AR.2023.61.44.003

### Keywords

Educational data, artificial intelligence, educational analytics, educational process, big data.

### References

1. Asiah M. et al. (2019) A Review on Predictive Modeling Technique for Student Academic Performance Monitoring. *MATEC Web of Conferences*, 255, 03004. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201925503004>
2. (2021) *Available on-demand: Improving student success with a unified approach to data analytics and AI*. Available at: <https://www.mckinsey.com/industries/education/our-insights/using-machine-learning-to-improve-student-success-in-higher-education> [Accessed 09/09/2023]
3. Cano A., Leonard J.D. (2019) Interpretable Multiview Early Warning System Adapted to Underrepresented Student Populations. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 12 (2), pp. 198-211. <https://doi.org/10.1109/tlt.2019.2911079>
4. (2022) Conceptual framework of a Learning Experience Platform (LXP) to strengthen AI competence by linking simulation technologies and AI. In: *Proceedings of the International Conference on Modelling and Applied Simulation MAS*. <https://doi.org/10.46354/i3m.2022.mas.24>
5. Eggmann N. (2022) Not Plug-and-Play: Successful Adoption of an AI-Based Learning Experience Platform. In: *Advances in analytics for learning and teaching*. Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-14489-9\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-031-14489-9_13)
6. Egorov A., Platonova D. (2022) Perception of strategies by university middle managers: is there any relationship with actual universities' operations? *Tert Educ Manag*. <https://doi.org/10.1007/s11233-022-09107-6>
7. Fiofanova O.A. (2020) *Analiz bol'shikh dannykh v sfere obrazovaniya: metodologiya i tekhnologii* [Big data analysis in education: methodology and technology]. Moscow.
8. (2023) *Florida International University increases graduation rates with Tableau*. Available at: <https://www.tableau.com/solutions/customer/florida-international-uni-versity-increases-graduation-rates-with-tableau> [Accessed 09/09/2023]
9. Hernández-García N. et al. (2018) Predicting teamwork group assessment using log data-based learning analytics. *Computers in Human Behavior*, 89, pp. 373-384.
10. Langan A.M., Harris W.E. (2023) Metrics of student dissatisfaction and disagreement: longitudinal explorations of a national survey instrument. *Higher Education*. <https://doi.org/10.1007/s10734-023-01004-0>
11. Matz S.C. et al. (2023) Using machine learning to predict student retention from socio-demographic characteristics and app-based engagement metrics. *Scientific Reports*, 13 (1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32484-w>
12. Morales-Romero G. et al. (2022) Asynchronous learning: evaluation of virtual classroom metrics according to the perception of university students. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 28 (2), 1058. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v28.i2.pp1058-1066>
13. Otbetkina T.A., Volkov A.A., Vidmanova A.N. (2023) Povyshenie effektivnosti upravleniya obucheniem na osnove dannykh [Increasing the effectiveness of data-based learning management]. *Sovremennaya nauka: aktual'nye problemy*

- 
- teorii i praktiki. Seriya «Estestvennye i tekhnicheskie nauki»* [Modern science: current problems of theory and practice. Series: "Natural and technical sciences"], 7. DOI 10.37882/2223-2982.2023.7-2.07
14. Samani C. et al. (2022) Using Emotional Learning Analytics to Improve Students' Engagement in Online Learning. *ASCILITE Publications*, e22129. <https://doi.org/10.14742/apubs.2022.129>
  15. Sousa-Vieira M.E. et al. (2021) Design, development and use of a digital badges system in higher education. *Applied Sciences*, 12 (1), 220. <https://doi.org/10.3390/app12010220>
  16. Torras Virgili E. (2019) Learning Analytics: Online Higher Education in Management. *Sociology and Anthropology*, 7 (2), pp. 66-75. <https://doi.org/10.13189/sa.2019.070202>
  17. Uvarov A. et al. (2019) Problems and prospects of digital transformation of education in Russia and China. *II Russian-Chinese Conference of Education Researchers "Digital Transformation of Education and Artificial Intelligence"*, 150.