

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ УПРАВЛЕНИЯ ОБУЧЕНИЕМ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ

IMPROVING THE EFFECTIVENESS OF DATA-DRIVEN LEARNING MANAGEMENT

**A. Volkov
T. Otbetkina
A. Vidmanova**

Summary: Big data represents a significant decision-making tool in educational processes, allowing for not only improvements in the quality of education, but also the formation of effective strategies, allowing users to effectively make decisions based on the results of predictive and prescriptive analytics. In addition, educational data are used to analyze and predict student behaviors and learning outcomes to ensure the high quality of educational programs.

Nevertheless, even though educational data offer significant opportunities, there are a few challenges associated with their effective and timely application, such as compatibility, data processing and storage, security, confidentiality, and ethics.

This article reports on a study that aimed to determine whether the effectiveness of learning management could be enhanced through the development of a more rigorous academic environment and a stimulation intervention designed for a particular graduate program at a particular university. The study used data from several study groups. It collected qualitative and quantitative data to examine the impact of the environment and the stimulation of 173 students, as well as benchmark group data from 22 students.

The results showed that exposure to a more rigorous academic environment with minimized gamification, as well as the application of a stimulation intervention, was successful in improving scores for several metrics. This article indicates the importance of updating and using educational data to enhance learning management, as well as the need to increase knowledge in this area.

Keywords: learning management; educational data; stimulating intervention.

Волков Александр Александрович

кандидат технических наук, проректор
по образованию, НИТУ МИСИС (г. Москва)
volkov@edu.misis.ru

Отбеткина Татьяна Алексеевна

директор центра «Академия данных made»,
НИТУ МИСИС (г. Москва)
otbetkina.ta@misis.ru

Видманова Анна Николаевна

член ГАК, НИТУ МИСИС (г. Москва)
vidmanova.a@gmail.com

Аннотация. Большие данные могут быть серьезным инструментом для принятия решений в вопросах образовательного процесса, позволяя не только повышать качество образования, а также формировать действенную стратегию, принимать эффективные решения 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.

Тем не менее, даже не смотря на значительные возможности, которые дают образовательные данные, существует ряд проблем, связанных с их эффективным и своевременным использованием, такие как совместимость, обработка, хранение данных, а также безопасность, конфиденциальность и этика.

В этой статье сообщается об исследовании, целью которого было выяснить, можно ли повысить эффективность управления обучением с помощью формирования более строгой академической среды и стимулирующего вмешательства, разработанных для конкретной программы магистратуры в конкретном университете. В ходе исследования использовались данные нескольких учебных групп. В исследовании были собраны качественные и количественные данные для изучения влияния среды и стимулирования 173 студентов, и данные бенчмарк группы из 22 студентов.

Результаты показали, что воздействие более строгой академической среды с минимизацией геймификации, а также стимулирующего вмешательства было успешным в повышении показателей нескольких метрик. В статье указывается важность обновления и использования образовательных данных для повышения эффективности управления обучением, а также на необходимость расширения знаний в этой области.

Ключевые слова: управление обучением, образовательные данные, стимулирующее вмешательство.

Введение

Преобладающая 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.

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 учебной аналитики заключается в извлечении полезной информации из большого объ-

ема данных, генерируемого в процессе обучения. Полученная информация используется для применения на различных этапах участниками образовательного процесса — студентов, преподавателей, руководителей 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 убытия студентов и т.д.

В этом контексте наиболее остро стоит вопрос своевременности и чистоты получаемых данных. Теме аналитики обучения больше 10 лет, однако, до настоящего времени используются точечные метрики, которые доказывают очевидные или уже состоявшиеся факты. Именно развитие интерактивных технологий в сфере образования предъявляет новые требования к метрикам, подчеркивающих саму суть образования.

Авторы статьи считают, что возможны подходы в образовании с использованием инструмента, который позволит обеспечить доказательную базу для принятия решений и их масштабирования, а именно управление обучением на основе данных. Подходы, основанные на данных, могут дать четкий обзор точек роста участников образовательного процесса — будь то студент или преподаватель. Эти подходы также предоставляют необходимый инструментарий для поддержки индивидуальных траекторий развития студента и могут помочь преподавателям определить наилучшие пути обучения для каждого студента.

Литературный обзор

В последние годы многие исследователи сосредоточились на теме управления обучением на основе данных. В данном разделе авторы обсудят некоторые из существующих работ и исследований в этой области и их влияние на повышение эффективности управления обучением.

Например, формирование портфолио может быть полезным инструментом для студентов и учебных заведений, поскольку в нем можно отразить все достижения и интересы студента в течение учебного процесса. Это может включать не только результаты учебной деятельности, но и участие во внеучебной: проекты, презентации, выступления на конференциях и другие активности, которые могут отражать профессиональный и личностный рост студента.

Так, в рамках реализации образовательного проекта программы развития Приоритет–2030 «Разработка уни-

фицированной модели компетенций инженера опережающих технологий» [17] авторы предлагают собирать разносторонний профиль, оценивая гибкие, профессиональные и цифровые компетенции студента. При этом гибкие и цифровые компетенции включают в себя: коммуникация; командообразование; предпринимательские навыки и управление проектами; искусственный интеллект и цифровые компетенции; общие цифровые навыки; моделирование и программирование; передовые сквозные технологии; эмоциональный интеллект; эффективное мышление. На основе ряда показателей (средний балл по дисциплинам и оценка компетенций) студенту присваивается статус — то есть уровень освоения компетенций. Предполагается, что отслеживать свой прогресс студент сможет в личном кабинете. Такой подход к оценке профиля студента может помочь учебным заведениям определить скрытые таланты и потенциал студентов, что в свою очередь поможет им в построении карьеры и взаимодействии с будущими работодателями. Кроме того, предполагается, что такой подход станет подспорьем для студентов в более точном определении своих интересов и профессиональных целей.

Одним из ключевых показателей эффективности управления обучением можно считать увеличение количества выпускников. Так, Международный университет Флориды добился увеличения этого показателя на 10 % с помощью технологий прогнозного моделирования успеваемости и эффективного превентивного сопровождения [7]. 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 [1]. Предлагаемая авторами исследования прогностическая модель успеваемости помогает студентам избежать плохих оценок, а преподавателю — прогнозировать завершение курса, включая итоговую оценку студента, которая считается прямым показателем его успехов.

Учебная аналитика также используется в рамках внедрения систем раннего предупреждения для прогнозирования успеваемости студентов [4]. Университет Western Governors практикует прогностическое моделирование для повышения удержания контингента путем выявления студентов из группы риска и разработки программ раннего воздействия [9].

В ряде исследований заявляется, что данные об эмоциональной включенности студентов могут использоваться для повышения вовлеченности в обучение [15]. Эпистемические эмоции при онлайн-обучении, согласно авторам исследования, влияют на учебный процесс из-за отсутствия обратной связи в режиме реального

времени. Кроме того, отмечается, что эти эмоции могут ограничивать или, наоборот, активизировать процесс обучения. Исследование показало, что положительные эмоции способствуют успеваемости, в то время как отрицательные эмоции могут вызывать разочарование или тревогу, что приводит к нарушению учебного процесса. И выявляют эмоциональное состояние человека, исходя из того, как он ведет себя при обучении на онлайн-платформе.

Распознавание эмоционального состояния человека [5] стало возможным и благодаря относительно новой технологии обработки видеопотока. Обработывая изображения из видеопотока, искусственная нейронная сеть диагностирует ряд состояний человека, такие как гнев, удивление, отвращение, счастье. Пилотный запуск проекта по применению данной технологии показал, что достоверность получаемых данных составляет порядка 72 % [16].

Нейроинтерфейсы постепенно становятся постоянным элементом в обучении [11]. Эксперты предлагают использовать технологию для того, чтобы отслеживать активность мозга обучающегося и подбадривать его, если тот теряет концентрацию. Также нейроинтерфейсы помогают подстраивать контент под индивидуальные особенности человека, давать ему нужную интенсивность.

Технология ай-трекинг (отслеживание положения глаз) [18], используемая в образовании, предполагает, что через трекинг глаз можно еще на стадии изучения курса определить, насколько успешно студент сдаст экзамен по дисциплине. По тому, как человек читает материалы или смотрит обучающие видео, можно с большой долей вероятности сказать, насколько он осознает, что изучает, как хорошо усваиваются знания.

Также, аналитика качества коммуникаций может быть использована для глубокого анализа ораторского мастерства преподавателя [10]. В качестве метрик используются содержательность речи, ее связность, сложность восприятия и эмоциональность.

С повсеместным использованием LMS в вузах увеличились 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 [8]. Анализ данных LMS, проведенный в одном из австралийских университетов [6], выявил положительную корреляцию между вовлеченностью студентов и вкладом преподавателей, и, что интересно, отрицательную корреляцию между вовле-

ченностью студентов и содержанием курса. При этом некоторые исследования делают акцент на конкретном формате обучения, например, таком как перевернутый класс [2, 14]. И считают, что отслеживание действий по подготовке к занятиям (взаимодействие с контентом, прохождение тестов и пр.) с помощью learning analytics позволяет на ранней стадии прогнозировать учащихся из группы риска. Есть также исследования, которые ориентированы на повышение вовлеченности учащихся конкретного стека Science, Technology, Engineering, and Mathematics (STEM) [12].

В то же время, часть исследователей подчеркивает важность правильного применения элементов дизайна онлайн-курсов для вовлечения учащихся в реальную деятельность [13]. Например, подсказки к выполнению заданий и вопросы для самопроверки, предложения тьюторов, встроенные в видеоролики, или другие элементы дизайна могут побудить участников применять эту практику в их собственных контекстах. Такой метод можно условно определить как стимулирующее вмешательство (nudge intervention).

В частности, результаты исследования [3] в одном из региональных университетов Австралии показали, что использование стимулирующего вмешательства стало успешным фактором в повышении уровня вовлеченности в онлайн-курсы, и также было определено, что для повышения показателей успеха необходимо создание предварительных условий для такого стимулирования.

Использование образовательных данных может иметь различные цели, которые зависят от конкретной ситуации, такие как прогнозирование успеваемости студентов, снижение процента отсева, повышение заинтересованности студентов в учебном процессе и другие. При этом ключевыми факторами являются своевременность и точность получаемых данных. В области аналитики обучения используются точечные метрики, которые подтверждают уже известные факты. Однако, развитие новых интерактивных технологий в сфере образования требует использования более эффективных метрик, которые отражают суть образования.

Авторы статьи считают, что в образовании можно использовать инструмент для создания доказательной базы, которая поможет принимать и масштабировать решения на основе данных. Основная идея заключается в использовании данных для управления обучением, которое должно быть персонализированным и адаптивным, а акцент делается на формировании реальных практических навыков, а не только на соблюдении учебных стандартов. Этот подход позволяет учитывать цели обучения каждого конкретного студента и развивать его потенциал.

С использованием данных возможно оценить точки роста и потенциал развития каждого участника образовательного процесса, включая студентов и преподавателей. Эти подходы предоставляют инструменты для поддержки индивидуальных траекторий развития студента и могут помочь преподавателям определить наилучшие пути обучения для каждого студента.

Материалы и методы

Данное исследование было осуществлено с использованием смешанных методов, объединивших сбор качественных и количественных метрик для изучения влияния различных факторов на вовлеченность студентов в нескольких учебных группах. Использование смешанного подхода позволило рассматривать показатели различных метрик и получить более объемную картину. Влияние факторов проводилось в рамках двух учебных групп одной образовательной онлайн-программы. Общее число зачисленных студентов в две группы, участвующих в исследовании, составило 173 человека, из которых 103 приступили к обучению в 2020 году, и 70 — в 2021 году. В качестве бенчмарки взяты данные этой же образовательной программы, которая реализуется в очном формате. Количество студентов «классической» учебной группы — 22 человека, которые приступили к обучению в 2021 году. Поскольку авторы этой статьи стремились оценить влияние различных факторов на вовлечение студентов в учебный процесс, данные были собраны и проанализированы с помощью набора определенных метрик.

В таблице 1 мы перечислим примеры различных метрик, которые, как связаны с использованием учебной аналитики.

Как показывают представленные примеры метрик, образовательные данные могут использоваться в различных областях (рис. 1), таких как:

- принятие управленческих решений;
- выбор дизайна обучения (педагогика);
- анализ психологических факторов, влияющих на обучение;
- учебная аналитика.

Таблица 1.

Примеры метрик, методов и источников сбора данных

Метрика	Метод / Источник сбора данных	Стейкхолдер
CSAT, Customer Satisfaction	Survey	Admins, Students
CDSAT, Customer Dissatisfaction Score	Survey	Admins, Students
CSI, Customer Satisfaction Index	Survey	Admins, Students
NPS, Net Promoter Score	Survey	Admins, Students
AR, Achievement rate	Statistical information	Admins
Движение контингента	Statistical information	Admins
Показатель трудоустройства выпускников	Statistical information	Admins
COR, Completion Rate	Statistical information	Admins
RR/PR, Retention rate / Progress rate	Statistical information	Admins, Educators
Balance	Curriculum	Educators
Polls Rate Teachers	Survey	Educators, Students

Тем не менее, настоящее внедрение учебной аналитики начинается только после определения паттернов, которые способствуют развитию более глубокого понимания в области академических навыков, когнитивных компетенций и психологического поведения студентов. Поэтому важно классифицировать собранную информацию в соответствии с областью, находящейся в стадии изучения и/или требующей улучшения.

Авторы определили 5 ключевых метрик, которые считали критически важными для определения вовлеченности студентов:

- Net Promoter Score, NPS — индекс лояльности — насколько пользователи готовы рекомендовать эту программу;

Управление	Педагогика
Наборы инструментов для принятия решений	Дидактика
Дополнительные ресурсы	Стратегия обучения
Внешние факторы	Оценка методов обучения
Психология	Учебная аналитика
Показатели поведения	Стейкхолдеры
Показатели мотивации	Подходы к сбору данных
Показатели вовлеченности	Методы анализа данных
Эмоциональные показатели	Методы визуализации

Рис. 1. Параметры классификации данных в различных областях

- Completion Rate, COR — соотношение поступивших на программу и количество окончивших программу;
- RetentionRate/ProgressRate, RR/PR — прогресспользователей в рамках программы; переход с уровня на уровень и/или возвращаемость студента;
- Satisfaction Rate, SR — уровень удовлетворенности студентов (соотношение положительных и отрицательных отзывов по курсу);
- Achievement Rate, AR — % положительных оценок (4 и 5, например) по отношению к общему числу дошедших до финальной аттестации;
- Balance — соотношение основных образовательных форматов в программе.

Метрики рассчитывались по следующим формулам:

$$NPS = \frac{\left(\frac{\text{Количество студентов (8 - 9 баллов)}}{\text{Количество опрошенных студентов}} - \frac{\text{Количество студентов (0 - 6 баллов)}}{\text{Количество опрошенных студентов}} \right) \times 100\%.$$

$$COR = \frac{\text{Количество завершивших обучение}}{\text{Количество начавших обучение}} \times 100\%.$$

$$RR = \frac{\text{Количество студентов в конце обучения} - \text{Количество студентов, вышедших из АКО}}{\text{Количество студентов в начале обучения}} \times 100\%.$$

$$SR = \frac{\text{Количество положительных отзывов по программе}}{\text{Количество опрошенных студентов}} \times 100\%.$$

$$AR = \frac{\text{Количество оценок выше 4 баллов (средняя успеваемость за весь период обучения)}}{\text{Количество студентов, завершивших обучение}} \times 100\%.$$

Важно также отметить, что студенты двух групп обучались на разных платформах: платформе 1 и платформе 2. Платформа 1 содержит большое количество элементов геймификации обучения (прогресс, микробейджинг), возможность оценивать контент и преподавателя конкретной дисциплины и пр. (рис. 2).

Платформа 2 more academic strictly: применение геймификации сведено к минимуму.

Кроме этого, прогресс каждого студента контролировался куратором (1 куратор работал с 50 студентами). Функционал куратора включает в себя помощь студенту по всем личным и административным вопросам; обеспечение взаимодействия между участниками образовательного процесса, в том числе синхронное и асинхронное; контроль успеваемости каждого студента и результатов освоения программы магистратуры. Платформа 2 содержит функционал, позволяющий создавать специальные отчеты об активности студента и при этом сигнализировать, когда студент, например, не появлялся на платформе больше 1 недели (см. рис. 3).

Сбор данных проходил в несколько этапов. Во-первых, каждая группа по окончании учебного семестра проходила опросы, результаты которых были использованы для расчета показателей метрик (рис.4).

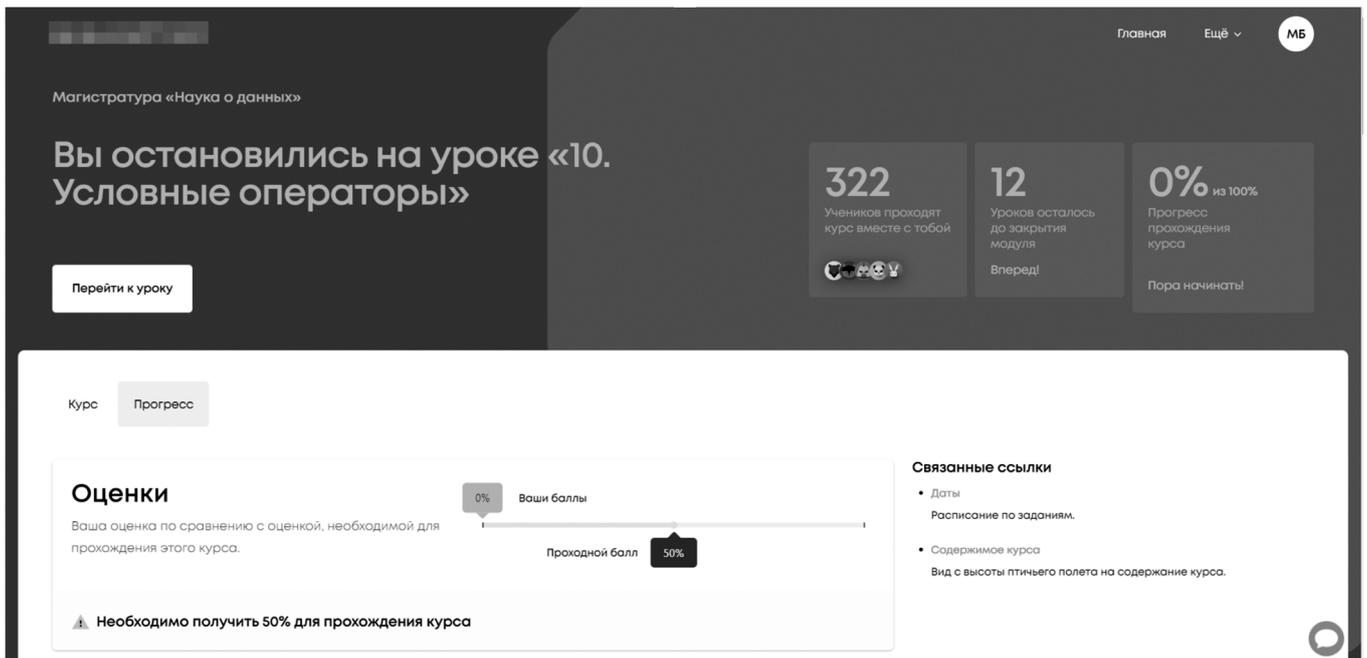


Рис. 2. Скриншот Платформы 1

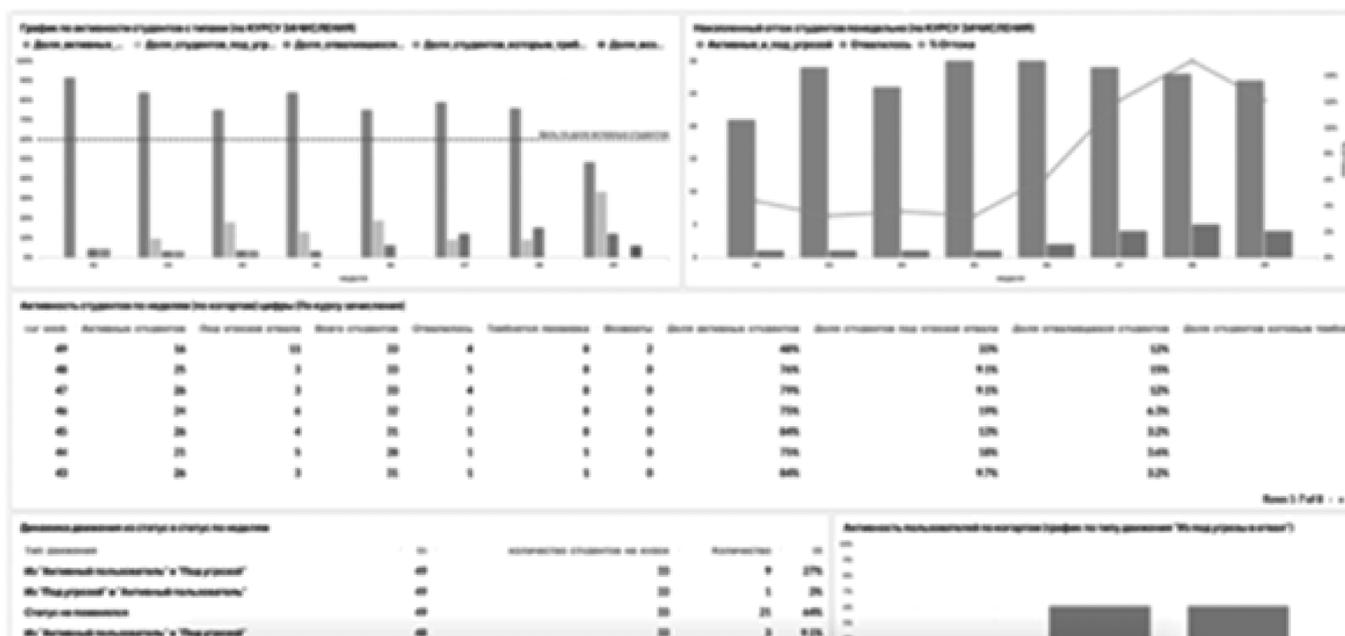


Рис. 3. Скриншот отчета об активности студента на Платформе 2

Опрос студентов онлайн-магистратуры <...>

В целом, довольны ли вы сделанным выбором? Оправданы ли ваши ожидания? *
 Оцените по 10-балльной шкале, где 1 – ожидания совершенно не оправданы, 10 - ожидания полностью оправданы

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

Хотели ли вы участвовать в таких активностях в рамках образовательного процесса, как экскурсии со специалистами? Например, на выставку / в музей или в лабораторию.

Точно хочу
 Скорее хочу
 Скорее не хочу
 Точно не хочу

Необходимо ли проводить ежемесячные онлайн-встречи с куратором группы и техническим специалистом? *

Точно необходимо
 Скорее необходимо
 Скорее нет такой необходимости
 Такой необходимости точно нет

Рис. 4. Пример вопросов анкетирования студентов по результатам учебного семестра

Во-вторых, были собраны статистические данные, такие как количество поступивших на программу и количество окончивших программу; количество положительных оценок (4 и 5) по отношению к общему числу дошедших до финальной аттестации; средний балл успеваемости и пр.

Сначала были проанализированы данные, полученные по результатам классической учебной группы студентов, для выявления показателей метрик, которые будут приняты в качестве бенчмарки. Затем осуществлен сбор данных и на их основе расчет показателей метрик для двух групп, обучающихся онлайн на разных платформах, чтобы изучить непосредственное влияние на вовлеченность студентов.

Результаты и выводы

Эффективность более строгой академической атмосферы может быть определена по увеличению показателей сразу нескольких метрик (таблица 2). Данные студентов группы 2 показали, что после того, как на образовательной платформе были минимизированы элементы геймификации, на 31 % увеличился прогресс студентов (Retention rate / Progress rate) по сравнению с данными группы 1. При этом показатели RR в классической группе составляет 80%, что авторы связывают с большим количеством образовательных траекторий среди очных программ, куда студент может перейти при желании. В аналогичных онлайн-про-

№	Name	Status	Average score				
			1 semester	2nd semester	3rd semester	4th semester	Graduate
1		academic leave	4,5	4,33	1,75	-	-
2		academic leave	4,75	5	3,75	-	-
3		academic leave	4,5	4	3,25	-	-
4		academic leave	4,75	4	3,5	-	-
5		Graduate	4,25	4,83	5	5	4,73
6		academic leave	4,8	4,5	-	-	-
7		Graduate	5	4,83	4,75	5	4,93
8		Graduate	4,75	5	5	5	4,93
9		academic leave	5	5	4,5	5	-
10		Graduate	4,75	5	4,5	5	4,80
11		Graduate	5	5	5	5	5,00
12		Graduate	4,5	4,83	5	5	4,80
13		Graduate	5	5	5	5	5,00
14		Graduate	5	4,83	5	5	4,93
15		academic leave	5	4	-	-	-
16	personal data	Graduate	4,75	5	5	5	4,93
17		academic leave	4,75	5	4,75	5	-
18		academic leave	4,75	5	4,75	5	-
19		Graduate	4,75	5	5	5	4,93
20		Graduate	5	5	5	5	5,00
21		Graduate	4,75	5	4,75	5	4,87
22		Graduate	5	5	5	5	5,00
23		Graduate	5	4,83	4,75	5	4,93
24		academic leave	4,8	4,1	-	-	-
25		Graduate	4,5	5	5	5	4,87
26		Graduate	4	4,67	4,25	4,5	4,33
27		academic leave	4	-	-	-	-
28		academic leave	5	3,5	1	-	-
29		academic leave	4,8	4,8	-	-	-
30		academic leave	4,75	5	3,5	-	-
31		Expelled	5	5	5	-	-
32		academic leave	4,6	4	-	-	-
33		academic leave	4,5	-	-	-	-

Рис. 5. Пример статистических данных об успеваемости студентов

граммах этого же университета выбор меньше или же его вообще нет.

Таблица 2.

Показатели метрик по результатам сбора и анализа данных в трех учебных группах

Метрика	Group 1 2020–2022	Group 2 2021–2023	Benchmark group 2021–2023
Формат	онлайн платформа 1	онлайн платформа 2	очно
NPS	72%	60%	40%
RR	45%	76%	80%
COR	31%	71%	60%
SR	78%	86%	80%
AR	51%	73%	75%
Balance	Lections — 19% Practice — 67%	Lections — 19% Practice — 67%	Lections — 19% Practice — 67%

В этой же группе 2 стимулирующее вмешательство в обучение студентов с помощью поддержки кураторов, которые реагировали на сигналы платформы о длительном отсутствии студента, увеличило соотношение поступивших на программу и количество окончивших

программу (Completion rate) на 40 % по сравнению с группой 1. Показатель COR в классической группе равен 60 %. Авторы связывают это с тем, что учебная аналитика в классических группах собирается гораздо реже (как правило, в конце семестра, то есть — раз в несколько месяцев), чем при онлайн-обучении, использующем платформу, которая сигнализирует о красных флагах в обучении студента. Как следствие, для студентов группы 2 было больше возможностей скорректировать их прогресс и успеваемость.

Аналогичным образом, когда студенты группы 2 получали уведомления, побуждающие их вернуться к учебным материалам, и вовлекались в образовательный процесс, а также прилагали постоянные усилия, увеличилось и количество положительных оценок (4 и 5) — на 22 % по отношению к количеству положительных оценок в группе 1. Как следствие, на 8 % увеличился уровень удовлетворенности студентов (Satisfaction rate), так как студенты чувствовали, что приложенные усилия приносят результат. Такой показатель идентичен результатам SR в классической группе.

При этом индекс лояльности (Net Promoter Score) в группе 2 ниже на 12 %, чем в группе 1. Важно указать,

что сбор NPS был произведен в группах в первый год обучения, тогда как остальные данные были собраны и проанализированы в конце обучения. Также в связи с тем, что остальные метрики показывают рост показателей, авторы статьи считают, что NPS может быть признан вторичной (неключевой) метрикой исследования.

Ограничения и будущие исследования

Учебная аналитика обладает потенциалом для использования в различных контекстах, включая анализ и своевременное реагирование на уровень вовлеченности студентов. Существуют дополнительные возможности совершенствования и использования комбинации учебной аналитики со стимулирующим вмешательством в качестве инструмента повышения мотивации или изменения поведения студентов онлайн-программ.

Хотя управление обучением на основе данных все еще находится на начальных стадиях развития, существует большой потенциал для его применения. Одним из важных векторов развития является принятие стратегического подхода к систематическому и своевременному сбору образовательных данных, который учитывает, какие данные собирать, с какой частотой и в какие сроки.

Ограничением данного исследования было то, что данные собраны в одном университете. Хотя опыт и решения участников не могут полностью представлять все группы студентов, авторы обеспечили подробное описание исследовательской среды и методов. Данные были собраны в трех различных учебных группах, что может позволить университетам с аналогичным контекстом использовать рекомендации.

В будущих исследованиях можно рассмотреть возможность включения большего количества учебных групп в том же университете и сравнения данных из других университетов, где происходит формирование более строгой академической среды. Также, в будущих исследованиях могут проводиться глубинные интервью со студентами и преподавателями, чтобы изучить их восприятие и получить более содержательное понимание как положительных, так и отрицательных последствий данного подхода.

Заключение

При оценке воздействия более строгой академической среды с минимизацией геймификации, а также стимулирующего вмешательства в данной статье отражено, что есть разница между показателями метрик двух учебных групп, включенных в это исследование. Доказательства увеличения эффективности обучения были собраны из количественных и качественных данных. Обучение студентов на Платформе 2 показывает

существенный рост ряда метрик, тогда как геймифицированная Платформа 1 больше настраивает студентов на развлечение, что напрямую влияет на ухудшение их успеваемости и доходимости до итоговой аттестации. Авторы статьи связывают это также со снижением субъектности студента, который снимает с себя ответственность за свой прогресс в обучении.

В качестве бенчмарки исследования взяты показатели классической учебной группы, студенты которой в процессе обучения находятся в социуме и могут ориентироваться на обратную связь и групповые показатели в режиме реального времени.

Очевидно, что в онлайн-программах вызовом является организация групповой работы (командного взаимодействия) студентов. Нахождение студента в очной группе напрямую влияет на результаты его обучения и повышает их.

К проблемным зонам организации командного взаимодействия можно отнести следующие:

- технические проблемы: разные устройства, наличие микрофона и камеры и пр.;
- разные временные зоны (разница свыше 3 часов является критичной);
- командные ожидания, в частности сложность распределения ролей;
- наличие места для обучения (комфортная зона, где никто не отвлекает).

При этом, отслеживание учебной аналитики для каждого студента может помочь не только адаптировать контент к уникальным потребностям каждого студента, а также повысить степень адаптации и интересов студента и обеспечить более продуктивное обучение.

Для более эффективного использования учебной аналитики необходимо добавить специальные метрики, такие как *engagement rate* (уровень вовлеченности студента) и *well-being* (уровень благополучия), так как ключевыми задачами вуза является не только формирование компетенций, заданных образовательными стандартами, но и воспитание личности. Указанные метрики относятся к умению преподавателей и администрации вуза прислушиваться к студентам и учитывать их потребности и взгляды. Оценка уровня вовлеченности студентов в учебный процесс поможет адаптировать подход к обучению и улучшить качество образования, а оценка уровня благополучия студентов может помочь в решении возникающих проблем и развитии предупредительных мер, способствующих сохранению здоровья и благополучия студентов вуза. Таким образом, добавление указанных метрик может помочь сформировать более личностно-ориентированное обучение в вузах.

Хотя университеты предоставляют все больше возможностей для онлайн-форматов, при этом до сих пор не могут обеспечить эффективное управление обучением, что приводит к частичному или полному срыву достижений желаемых результатов. Удержание студентов на онлайн-программах остается на более низком

уровне, чем на очных программах, что может быть обусловлено сложностью в организации командного взаимодействия. Это исследование показало, что стратегия формирования более академически строгой среды и стимулирующего коммуникативного вмешательства, привела к увеличению показателей ключевых метрик.

ЛИТЕРАТУРА

1. Asiah, M., Nik Zulkarnaen, K., Safaai, D., Nik Nurul Hafzan, M.Y., Mohd Saberi, M., & Siti Syuhaida, S. (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. Bayazit, A., Apaydin, N., & Gönüllü, İ. (2022). Predicting At-Risk Students in an Online Flipped Anatomy Course Using Learning Analytics. *Education Sciences*, 12(9), 581. <https://doi.org/10.3390/educsci12090581>
3. Brown, A., Basson, M., Axelsen, M., Redmond, P., & Lawrence, J. (2023). Empirical Evidence to Support a Nudge Intervention for Increasing Online Engagement in Higher Education. *Education Sciences*, 13(2), 145. <https://doi.org/10.3390/educsci13020145>
4. Cano, A., & Leonard, J.D. (2019). Interpretable Multiview Early Warning System Adapted to Underrepresented Student Populations. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 12(2), 198–211. <https://doi.org/10.1109/tlt.2019.2911079>
5. Certificate for the Computer Program No. 2020612000, Russian Federation. Video data preprocessing program New Vision-Video preprocessing 1.0: № 2020610996: applied 02/03/2020: publ. 02/13/2020 / Z.I. Sichinava, O.Yu. Zarechnaya, P.V. Molyanov, V.A. Nikolaev; applicant New Vision-Video-Emotions Limited Liability Company. — EDN PZHPEJ
6. Fan, S., Chen, L., Nair, M. S., Garg, S., Yeom, S., Kregor, G., Yang, Y., & Wang, Y. (2021). Revealing Impact Factors on Student Engagement: Learning Analytics Adoption in Online and Blended Courses in Higher Education. *Education Sciences*, 11(10), 608. <https://doi.org/10.3390/educsci11100608>
7. Florida International University increases graduation rates with Tableau. (2021). <https://www.tableau.com>. Retrieved December 16, 2022, from <https://www.tableau.com/solutions/customer/florida-international-uni-versity-increases-graduation-rates-with-tableau>
8. Hernández-García, N., Acquila-Natale, E., Chaparro-Peláez, J., & Conde, M. (2018). Predicting teamwork group assessment using log data-based learning analytics. *Computers in Human Behavior*, 89, 373–384. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.016>
9. Improving Student Success With a Unified Approach to Data Analytics and AI — Databricks. (2020, December 16). Databricks. <https://www.databricks.com/p/webinar/improving-student-success-with-a-unified-approach-to-data-analytics-and-ai>
10. Intelligent Speech Analysis Service. (n.d.). <https://rnd.2035.university/page31071673.html>
11. Kolesnikova, K. The neurointerface will help students learn better. *Rossiyskaya Gazeta*. <https://rg.ru/2021/03/07/nejrointerfejs-pomozhet-shkolnikam-luchshe-uchitsia.html>
12. Li, C., Herbert, N., Yeom, S., & Montgomery, J. (2022). Retention Factors in STEM Education Identified Using Learning Analytics: A Systematic Review. *Education Sciences*, 12(11), 781. <https://doi.org/10.3390/educsci12110781>
13. Napier, A., Huttner-Loan, E., & Reich, J. (2020). Evaluando la Transferencia del Aprendizaje de MOOCs al Centro de Trabajo: Un Estudio de Caso en Educación para el Profesorado y Lanzando Innovación en Colegios. *RIED: Revista Iberoamericana De Educación a Distancia*, 23(2), 45. <https://doi.org/10.5944/ried.23.2.26377>
14. Rivadeneira, J., & Inga, E. (2023). Interactive Peer Instruction Method Applied to Classroom Environments Considering a Learning Engineering Approach to Innovate the Teaching–Learning Process. *Education Sciences*, 13(3), 301. <https://doi.org/10.3390/educsci13030301>
15. Samani, C., Atif, A., & Musial-Gabrys, K. (2022). Using Emotional Learning Analytics to Improve Students' Engagement in Online Learning. *ASCILITE Publications*, e22129. <https://doi.org/10.14742/apubs.2022.129>
16. The neural network was taught to determine the emotions of schoolchildren through cameras for the Unified State Exam. It's true? And why? — The latest news of Perm and the region | Properm.ru. (2023). [properm.ru](https://properm.ru/news/society/166674/). <https://properm.ru/news/society/166674/>
17. Ufa State Petroleum Technical University. (2021). Annual report on the results of the implementation of the University development program within the framework of the implementation of the strategic academic leadership program «Priority 2030» in 2021. <https://rusoil.net/>. Retrieved March 9, 2023, from <https://rusoil.net/ru/priority2030/>
18. What Our Eye Movements Can Tell Us — And How It's Changing The World. (n.d.). https://news.itmo.ru/en/features/5_things/news/9680/

© Волков Александр Александрович (volkov@edu.misis.ru); Отбеткина Татьяна Алексеевна (otbetkina.ta@misis.ru);

Видманова Анна Николаевна (vidmanova.a@gmail.com)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»