

## Цифровой след: оценка удовлетворённости студентов качеством образования

Научная статья

DOI: 10.31992/0869-3617-2024-33-2-89-108

**Криштал Михаил Михайлович** – д-р физ.-мат. наук, профессор, ректор, ORCID: 0000-0001-7189-0002, [office@tltsu.ru](mailto:office@tltsu.ru)

**Богданова Анна Владимировна** – канд. пед. наук, начальник отдела технологий онлайн-образования, ORCID: 0000-0002-3553-2272, WoS Researcher ID: GRO-7042-2022, [a.bogdanova@tltsu.ru](mailto:a.bogdanova@tltsu.ru)

Тольяттинский государственный университет, г. Тольятти, Российская Федерация

Адрес: 445020, Самарская обл., г. Тольятти, ул. Белорусская, 14

**Мягков Михаил Георгиевич** – PhD (пед. наук), профессор, ведущий научный сотрудник центра когнитивных исследований и нейронаук, ORCID: 0000-0002-8419-6404, [myagkov@darkwing.uoregon.edu](mailto:myagkov@darkwing.uoregon.edu)

**Александрова Юлия Константиновна** – мл. науч. сотрудник Центра прикладного анализа больших данных, ORCID: 0000-0002-6069-779X, [jalexandrova@data.tsu.ru](mailto:jalexandrova@data.tsu.ru)

Томский государственный университет, г. Томск, Российская Федерация

Адрес: 634050, Томск, пр-т Ленина, 36

***Аннотация.** Пандемия COVID-19 изменила подход к организации учебного процесса во всём мире. Российские вузы также были поставлены перед необходимостью быстро перевести всё обучение в онлайн-формат. Значение удовлетворённости студентов качеством образовательного процесса при онлайн-обучении повышается, поскольку является важным условием мотивации. Для понимания удовлетворённости студентов при переходе к новому формату реализации образовательного процесса были проанализированы цифровые следы студентов из социальной сети ВКонтакте с применением отдельных инструментов Big Data на программной платформе PolyAnalyst. Это позволило проследить изменения настроения студентов и на примере отдельно взятого вуза выявить и объяснить отклонения в отношении студентов к реализации учебного процесса, а также верифицировать методiku. Разработанная авторами методика даёт возможность обнаружить проблемные вопросы в вузе, в том числе момент их возникновения, актуальность, степень озабоченности студентов. Такой контент-анализ можно применять не только для оценки удовлетворённости студентов качеством учебного процесса, но и для отслеживания появления любых проблем, которые вызывают беспокойство и сильные реакции со стороны студенческого сообщества, а также других сообществ и отдельных коллективов.*

*Ключевые слова:* пандемия COVID-19, высшее образование, качество образования, Рос-дистант, онлайн-обучение, дистанционное обучение, цифровой след, большие данные (Big Data), социальные сети, анализ настроений

*Для цитирования:* Кристал М.М., Богданова А.В., Мягков М.Г., Александрова Ю.К. Цифровой след: оценка удовлетворённости студентов качеством образования // Высшее образование в России. 2024. Т. 33. № 2. С. 89–108. DOI: 10.31992/0869-3617-2024-33-2-89-108

## Digital Footprint: Assessing Student Satisfaction with Education Quality

Original article

DOI: 10.31992/0869-3617-2024-33-2-89-108

*Mikhail M. Krishtal* – Dr. Sci. (Physics-Mathematics), Professor, Rector, ORCID: 0000-0001-7189-0002, office@tlttsu.ru

*Anna V. Bogdanova* – Cand. Sci. (Pedagogical Sciences), Head of Online Education Technologies Department, ORCID: 0000-0002-3553-2272, WoS Researcher ID: GRO-7042-2022, a.bogdanova@tlttsu.ru

Togliatti State University, Togliatti, Russian Federation

Address: 445020, Samara region, Togliatti, Belorusskaya str., 14

*Mikhail G. Myagkov* – PhD (Pedagogical Sciences), Professor, Leading Researcher, Centre for Cognitive Research and Neuroscience, ORCID: 0000-0002-8419-6404, myagkov@darkwing.uoregon.edu

*Yulia K. Alexandrova* – Junior Researcher, Centre for Applied Big Data Analysis, ORCID: 0000-0002-6069-779X, jalexandrova@data.tsu.ru

Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation

Address: 36, Lenin Ave., Tomsk, 634050

**Abstract.** The COVID-19 pandemic has changed the way learning is organized around the world. Russian universities have also been faced with the need to quickly transfer all teaching to an online format. The importance of student satisfaction with the education quality in online learning is increasing, since it is an important condition for motivation. The paper shows that based on the analysis of students' messages in the social network, it is possible to observe and analyze the overall dynamics and trends in student community satisfaction with the quality of the learning / the efficiency of universities and conduct a comparative analysis of the identified characteristic data groups with their totality. It is shown that the data on the reaction of students of a particular university may have significant deviations from the totality of data, which reflects the characteristics of the reaction of students of a particular university to events occurring at the same time. This may indicate the internal differences of the university, which form an appropriate response to external events.

To understand the satisfaction of students in the transition to a new implementation format of the learning. The digital traces of students from the social network VKontakte were analyzed using individual Big Data tools on the PolyAnalyst software platform. This made it possible to trace changes in the mood of students and, on the example of a single university, to identify and explain deviations in the attitude of students to the implementation of the learning, as well as to verify the methodology. The methodology developed by authors makes it possible to detect problematic issues in the

university, including the moment of their occurrence, relevance, degree of concern of students. Such content analysis can be used not only to assess students' satisfaction with the quality of the learning, but also to monitor the emergence of any problems that cause concern and strong reactions on the part of the student community, as well as other communities and individual groups.

**Keywords:** COVID-19 pandemic, Rosdistant, quality of education, online learning, digital footprint, big data, social networks, sentiment analysis

**Cite as:** Krishtal, M.M., Bogdanova, A.V., Myagkov, M.G., Alexandrova, Yu.K. (2024). Digital Footprint: Assessing Student Satisfaction with Education Quality. *Vysshee obrazovanie v Rossii = Higher Education in Russia*. Vol. 33, no. 2, pp. 89-108, doi: 10.31992/0869-3617-2024-33-2-89-108 (In Russ., abstract in Eng.).

### Введение

С началом пандемии COVID-19 высшее образование во всём мире столкнулось с рядом неординарных вызовов, которые ранее не имели прецедентов такого масштаба. В короткий срок было необходимо ограничить очное обучение и взаимодействие между студентами и вузами оффлайн. Меры безопасности, связанные с COVID-19, сделали практически невозможным очное обучение для многих вузов по всему миру. Применение подобных радикальных мер всегда сопровождается множественными побочными эффектами. Это подтверждается опубликованными аналитическими данными в различных странах [1–5].

Недостаточный уровень цифровизации высшего образования практически во всех странах до COVID-19 и низкие темпы развития педагогических технологий не позволили безболезненно осуществить переход от очных встреч с преподавателем к дистанционному обучению (ДО) в онлайн-формате. Произошедшее воспринималось как разрушительные события, агрессивный и нежелательный опыт [3]. Большинство вузов столкнулись с проблемами недостаточной подготовки персонала и непонимания результатов ДО [4].

Несмотря на существовавшую и ранее тенденцию к цифровизации практически

всех социальных сфер, включая высшее образование, пандемия COVID-19 выступила её катализатором и обострила ряд проблем [5]. В России в 2020 г. насчитывалось более 4 млн студентов, которых коснулись негативные изменения, вызванные пандемией COVID-19<sup>1</sup>. Поэтому для системы высшего образования в целом и отдельных вузов на первый план вышла необходимость оценки удовлетворённости студентов качеством образования и эффективностью работы вузов в этих форс-мажорных условиях.

В качестве инструмента для решения подобных задач, более эффективного по сравнению с социологическими опросами, в настоящее время рассматривается анализ социальных сетей, которые представляют собой непрерывно обновляемый поток неструктурированных данных, то есть большие данные, несущие в себе полезную социальную информацию [6].

Во время глобальных кризисов производство пользовательского контента, включая сообщения в социальных сетях, блогах и на форумах, резко возрастает [6–11]. Большая его часть состоит из «шума», который не содержит ценности для анализа. Однако часть доступной информации может использоваться для обнаружения общих тенденций [7], понимания масштабов кризиса или вы-

<sup>1</sup> Сведения о численности обучающихся образовательных организаций, осуществляющих образовательную деятельность по образовательным программам высшего образования // Министерство науки и высшего образования Российской Федерации. URL: <https://minobrnauki.gov.ru/opendata/9710062939-svedeniya-o-chislennosti-studentov-obrazovatelnykh-organizatsiy-osushchestvlyayushchikh-obrazovatelnykh> (дата обращения: 12.04.2022).

яснения характерных и специфических изменений в настроениях пользователей [9]. Значительный поток информации не позволяет людям эффективно извлекать, осмысливать и организовывать информацию, а затем принимать решения об адекватных действиях без соответствующих IT-решений и сервисов [1]. По этой причине представляет интерес поиск и разработка способов мониторинга и анализа социальных сетей, которые могут быть использованы для оценки удовлетворённости студентов качеством образовательного процесса.

Определение удовлетворённости чем-либо может быть осуществлено на основе анализа тональности текстовых сообщений [12]. Для этого производится выявление лингвистических маркеров, характеризующих отношение автора сообщения к предмету оценивания, которые отражают его эмоциональную окраску и «настроение».

Проблема анализа настроений стала популярным объектом исследований в течение последнего десятилетия именно по причине быстро растущего количества текстовых сообщений, обмен которыми стал доступен благодаря развитию социальных сетей [12]. Ещё одной причиной повышенного интереса к анализу настроений являются достижения в области обработки естественного языка средствами машинного обучения и инструментами *Big Data*. Обзор различных методов, предлагаемых для анализа мнений и настроений, представлен в работе [13]. Основной вывод сводится к тому, что такой анализ выходит за рамки только технических вопросов.

Важно, что в социальных сетях формируются сообщества, например, вузовские, которые поддерживают массовую коммуникацию и взаимодействие заинтересованных пользователей в рамках определённой тематики [14]. Это облегчает анализ информации с точки зрения выделения сообщений, имеющих отношение к интересующему предмету. Коммуникации и передача информации в таких сообществах во многом более эффек-

тивны, чем в иных средствах массовых коммуникаций [15; 16]. Посты и комментарии в социальных сетях передают динамику мнений пользователей с большой точностью и в реальном времени, поскольку не подвергаются дополнительной цензуре и обработке, отражая текущий момент при публикации [17–21]. То есть суждения или мнения в социальных сетях предоставляют самую свежую и всеобъемлющую информацию из-за распространения социальных сетей и низкого барьера для публикации сообщений.

В ходе пандемии многие исследователи обращались к вопросам оценки качества образовательного процесса студентами, применяя для этого инструменты социологии и психологии. В частности, в работе [22] сообщается о лонгитюдной серии (*longitudinal series*) из 18 интервью с участием руководителей по вопросам цифровой доступности, начиная с того момента, как пандемия COVID-19 была официально объявлена Всемирной организацией здравоохранения в марте 2020 г. В обзоре [23] на основании социологических опросов сделан вывод о низком уровне внедрения среди преподавателей технологий онлайн-обучения из-за слабого понимания их применимости и отсутствия опыта, несмотря на общее положительное отношение к таким технологиям. При оценке качества образования инструментами социологии доказано, что классические структуры и способы работы не могут эффективно обеспечить создание гибридных пространств для взаимодействия студентов, преподавателей и администрации вузов, и что существует потребность в структурных инновациях, которые могут создать контекст сотрудничества, междисциплинарность и новые связи внутри организаций [24; 25].

Социологические исследования в этой области также подтверждают, что оценка качества образовательного процесса становится сегодня предметом пристального внимания. В частности, в исследовании, проведённом в Высшей школе экономики, показано, что к сентябрю 2021 г. по сравнению

с тем же периодом 2020 г. значительно снизились негативные оценки и критика со стороны студентов в отношении ДО. На момент публикации данных этого исследования около 70% опрошенных студентов утверждали, что ДО позволило им продуктивно учиться и взаимодействовать как с преподавателем, так и с другими студентами [26].

Область исследований, которой посвящена данная статья, междисциплинарна и включает социологию, обработку естественного языка и инструментарий *Big Data*. Растущие объёмы данных и вычислительные мощности позволяют использовать продвинутые формы анализа: *Big Data* может стать сегодня доминирующим инструментом для анализа настроений и отслеживания тренда удовлетворённости студентов качеством образовательного процесса в динамике. Авторам было не известно о каких-либо предыдущих попытках использовать инструменты *Big Data* для распознавания динамики мнений в сообщениях, связанных с оценкой удовлетворённости студентов качеством образовательного процесса или удовлетворённости пользователей каким-либо сервисом подобного масштаба.

Ограничения, введённые в период пандемии в России в отношении системы высшего образования, можно рассматривать как идеальный для анализа кейс по следующим причинам:

– ограничения в части перевода очного обучения в онлайн-формат были введены одномоментно для всех вузов, вне зависимости от их подчинённости, а также без возможности долгосрочной подготовки к ним;

– в России сильнее, чем в подавляющем большинстве стран мира, развиты цифро-

вые компетенции на государственном уровне (проект «Электронное правительство»<sup>2</sup>, национальная программа «Цифровая экономика»<sup>3</sup>), по оценке ООН, Россия находится среди лидеров по развитию цифровых госуслуг<sup>4</sup>;

– в России высоко развита цифровая культура населения, при этом подавляющее большинство студенческой молодёжи пользуется социальной сетью ВКонтакте [27; 28].

Всё это в совокупности делает ситуацию модельной, то есть удобной для чистоты исследований и получения однозначных результатов при сравнении на основе анализа настроений реакции на этот переход отдельных частей вузовских сообществ.

Цель работы – выявление на основе анализа контента социальных сетей динамики и тенденций изменения удовлетворённости студенческого сообщества в целом и его выделенных групп (например, принадлежащих к тому или иному вузу или территории) качеством образовательного процесса и эффективностью работы вузов в период пандемии COVID-19 и создание методологической основы для разработки полностью автоматизированной методики мониторинга и анализа социальных сетей на основе *Big Data* для оценки отношения пользователей к масштабным событиям и трансформациям, включая удовлетворённость студентов качеством образовательного процесса.

### Методика исследования

Исходными данными являются сообщения из социальной сети ВКонтакте объёмом более 2 млн из 548 сообществ высших учебных заведений РФ, в том числе 6 сообществ Томского государственного университе-

<sup>2</sup> Системный проект электронного правительства Российской Федерации. URL: [https://digital.gov.ru/uploaded/files/sistemnyii-proekt-elektronnogo-pravitelstva-rf.pdf?utm\\_referrer=https%3a%2f%2fyandex.ru%2f](https://digital.gov.ru/uploaded/files/sistemnyii-proekt-elektronnogo-pravitelstva-rf.pdf?utm_referrer=https%3a%2f%2fyandex.ru%2f) (дата обращения: 18.06.2023).

<sup>3</sup> «Цифровая экономика Российской Федерации»: Министерство цифрового развития, связи и массовых коммуникаций Российской Федерации. URL: [https://digital.gov.ru/ru/activity/directions/858/?utm\\_referrer=https%3a%2f%2fyandex.ru%2f](https://digital.gov.ru/ru/activity/directions/858/?utm_referrer=https%3a%2f%2fyandex.ru%2f) свободный (дата обращения: 18.06.2023).

<sup>4</sup> UNO Survey: E-Government 2018". URL: [https://publicadministration.un.org/egovkb/Portals/egovkb/Documents/un/2018-Survey/E-Government%20Survey%202018\\_Russian.pdf](https://publicadministration.un.org/egovkb/Portals/egovkb/Documents/un/2018-Survey/E-Government%20Survey%202018_Russian.pdf) (дата обращения: 13.06.2023).



Рис. 1. Сценарий фильтрации данных в ПП PolyAnalyst (скриншот рабочего пространства редактора программы)

Fig. 1. PolyAnalyst data filtering script (screenshot of the program editor's workspace)

та (ТомГУ) и 5 сообществ Тольяттинского государственного университета (ТолГУ). В России по количеству зарегистрированных пользователей и публикуемых сообщений лидирует социальная сеть ВКонтакте [27; 28], поэтому она и была выбрана как база исследования студенческих сообществ российских вузов. В контексте настоящего исследования ВКонтакте рассматривалась исключительно как социальная платформа для обмена информацией между студентами вузов. Несмотря на то, что ВКонтакте может быть использована для обучения или помочь студентам получить новые знания и навыки, данное исследование ограничивалось анализом коммуникативных практик пользователей.

В сообществах вузов студенты делятся своими мыслями, предложениями и замечаниями по вопросам обучения, что делает эту платформу ценным источником информации для исследования. Обезличенные данные были собраны с помощью платформы по работе с социальными сетями *SN lab*<sup>5</sup>, работающей на основе открытого программного интерфейса *API* «ВКонтакте».

Обработка данных проходила в четыре этапа:

- 1) автоматическая чистка от мусора;
- 2) ручная вычистка сообщений, не относящихся к темам исследования;
- 3) разметка сообщений: ручная; автоматическая;

4) визуализация результатов и выводы:

- построение облака тегов;
- построение временных зависимостей позитивных и негативных сообщений.

Таким образом, в исследовании использовались следующие методы и алгоритмы:

- метод лингвистических маркеров: поиск в тексте определённых ключевых слов или фраз, которые обычно ассоциируются с выбранной темой;
- анализ настроений: способы обработки естественного языка для анализа тона и эмоций, выраженных в тексте или символах;
- машинное обучение: алгоритмы машинного обучения, способные распознавать шаблоны и характеристики текстов, используя помеченные наборы данных для обучения.

### 1. Автоматическая чистка от мусора

Данные были автоматически обработаны по сценарию фильтрации данных программной платформы *PolyAnalyst* (ПП *PolyAnalyst*)<sup>6</sup> перед ручной разметкой (рис. 1).

Объём сообщений для дальнейшего исследования был сокращён с 2 млн до менее, чем 500 тыс. Работа ПП *PolyAnalyst*, согласно представленному сценарию, заняла менее 1 часа. Были отсеяны посты, не содержащие текст, посты, опубликованные администраторами сообществ, как не несущие смысловой нагрузки в рамках исследования. Удалены дубликаты сообщений и исправлены орфографические ошибки в текстах. Исключены нереле-

<sup>5</sup> Портал для работы с данными социальных сетей. URL: <https://lk.opendata.universitet/> (дата обращения: 22.12.2022).

<sup>6</sup> PolyAnalyst – программный продукт для глубокого анализа данных – Megaputer Intelligence. URL: <https://www.megaputer.com/ru/polyanalyst/> (дата обращения: 22.12.2022).

Таблица 1

## Рекомендуемые лингвистические маркеры

Table 1

## Recommended linguistic markers

Тональность эмоций в сообщении	Примеры лингвистических маркеров	Комментарии
Негативная	Бешенство, ненавижу, злость, истерика, обидно, досада, возмущение, завидую, страшно, испугался, подозрение, тревога, беспокойство, унизительно, опасаясь, подвох, стыдно, виноват, горько, тоска, лень, не доволен, огорчён, безысходный, высокомерный, неполноценный, неудобно, неловко, неуверенность, усталость, подавлен, равнодушие, плохо, кошмар, ужас, отвратительно, мерзкий, странный	Слова, используемые для передачи негативных эмоций, которые испытывает говорящий (пишущий)
	Вред, апатия, странный, тупик, никогда	Слова, несущие негативный «заряд», часто используемые в рассказе о чём-то неприятном для того, кто говорит (пишет)
	Почему, зачем	Сами по себе эти вопросы не всегда являются однозначными маркерами негатива в сообщениях, но требуют внимания, поскольку, задавая их человек пытается выяснить причину чего-либо, чаще – чего-то, что его не устраивает. Хотя встречаются они и в контексте риторических вопросов, как например «Почему всё так прекрасно?!», но значительно реже
	Вы, ты	О своём недовольстве чаще сообщают через Ты- и Вы-высказывания, обвиняя, заставляя защищаться, автоматически делая «врагом» сторону, к которой обращаются. Человек использует этот речевой парадокс, когда смущается своих эмоций и чувств. Говоря «ты» вместо «я» и тем самым отдаляя от себя собственные потребности, чувства, слова и мысли, человек приписывает их другим людям [30]
Позитивная	Счастлив, хорошо, восторг, увлечён, интерес, забота, надежда, отлично, потрясающе, торжественный, бодро, удивлён, класс, круто, вдохновение, нежность, тепло, доверие, люблю, родной, горд, восхищён, оценка, высокий, симпатично, искренне, дружба, очаровательный, добрый, молодцы, дорогое, спасибо, супер, здорово	Слова, используемые для передачи позитивных эмоций, которые испытывает говорящий (пишущий)
	Я, мы	«Мы» употребляется в речи для присоединения. В позитивном контексте это означает желание продемонстрировать равную позицию в общении [30]. «Я» используют тогда, когда не стесняются своих эмоций, чувств, обычно это свойственно позитивному настрою говорящего (пишущего)

Таблица 2

## Рекомендуемые «однозначные» лингвистические маркеры

Table 2

## Recommended “unambiguous” linguistic markers

Тональность эмоций в сообщении	Перечень рекомендованных «однозначных» лингвистических маркеров
Негативная	Бесит, ненавижу, злит, обидно, возмущение, страшно, испуг, беспокойство, унизительно, опасаюсь, стыдно, тоска, вред, огорчён, безысходный, высокомерный, неудобно, неловко, тупик, усталость, подавлен, плохо, кошмар, ужас, жуть, треш, отвратительно, мерзкий, странный
Позитивная	Счастлив, хорошо, восторг, увлечён, интерес, отлично, круто, вдохновение, кайф, люблю, горд, восхищён, искренне, дружба, добрый, молодцы, спасибо, здорово

вантные сообщения, не относящиеся к исследуемым проблемам. Их отсеивался по наличию слов-маркеров «куплю», «продам», «сдаю», «аренда», «ищу», «познакомлюсь», их синонимов и однокоренных слов.

## 2. Ручная вычитка сообщений, не относящихся к темам исследования, и ручная разметка

В ручной разметке участвовали 25 разметчиков, для которых была составлена инструкция по разметке сообщений. К сортировке были приняты посты и комментарии, классифицированные как мнение или оценочное суждение (отношение), а остальные пометить, как «мусор». Все сообщения, не затрагивающие выбранные авторами темы, на этапе ручной разметки так же были для удобства помечены как «мусор».

Для анализа эмоциональной окраски сообщений была использована классификация по двум эмоциям Экмана [29]: «счастье» и «печаль». Тональность сообщения определялась в соответствии с правилами, позволяющими ответить на вопрос «Как автор сообщения относится к теме сообщения?»:

– положительно – указывает на состояние счастья, радости, удовлетворённости и т.д.;

– нейтрально – информация, констатация факта без отношения, не отражающая эмоционально-выразительную окраску;

– отрицательно – указывает на состояние печали, недовольства, сожаления и т.д.

Для распознавания эмоций в текстовых сообщениях использованы лингвистические маркеры, примеры которых приведены в таблице 1.

Массив сообщений был разделён на 125 равных частей, сформированных в файлы xls. Таким образом, на каждого из разметчиков приходилось 5 файлов, содержащих около 4000 сообщений каждый.

I этап ручной разметки (Алгоритм разметки А):

1) взять в работу один файл, открыть его на ПК;

2) при помощи фильтров в *Excel* искать в сообщениях слова-маркеры и однокоренные к ним слова, отмечать тональность сообщения и верифицировать маркеры;

3) после разметки с применением фильтров сортировать оставшиеся сообщения и разметить их по тональности;

4) в процессе разметки пометить сообщения, не относящиеся к теме исследования или не несущие смысловой нагрузки, как «мусор»;

5) дать заключение по качеству лингвистических маркеров: какие из них позволяют однозначно идентифицировать сообщение как позитивное или негативное;

6) по окончании работы сохранить изменения в файле, закрыть файл.

По результатам выполнения Алгоритма А списки маркеров были скорректированы (табл. 2).

II этап ручной разметки (Алгоритм разметки Б):



Рис. 2. Сценарий анализа тональностей сообщений в ПП *PolyAnalyst* (скриншот рабочего пространства редактора платформы)

Fig. 2. Sentiment Analysis script in *PolyAnalyst* (screenshot of the program editor's workspace)

1) взять в работу один файл, открыть его на ПК;

2) при помощи фильтров в *Excel* искать в сообщениях слова-маркеры и однокоренные к ним слова, отмечать тональность сообщения согласно утверждённой классификации однозначной идентификации без анализа их текстов (см. табл. 2);

3) при помощи фильтров в *Excel* искать в сообщениях оставшиеся слова-маркеры и однокоренные к ним слова, отмечать тональность сообщения (см. табл. 1);

4) после разметки с применением фильтров сортировать оставшиеся сообщения и разметить их по тональности;

5) в процессе разметки помечать сообщения, не относящиеся к теме исследования или не несущие смысловой нагрузки, как «мусор»;

6) по окончании работы сохранить изменения в файле, закрыть файл.

Размеченные файлы были переданы другим разработчикам для перекрёстной выборочной проверки разметки. Проверка критических ошибок в разметке не выявила. После того, как все файлы были размечены, они были объединены в один, в котором каждое сообщение было промаркировано по тональности и по отношению к одной из тем исследования.

Поскольку ни один из существующих инструментов не даёт возможности чётко классифицировать текст как мнение или отношение, полностью автоматизировать эту часть работы невозможно. При ручной разметке текста настроение каждого комментария

оценивалось разметчиками с учётом не только отдельных слов, но и контекста, стиля и формулировки, чтобы получить полную картину настроения. Учитывались комбинации знаков препинания, складывающиеся в так называемые смайлики. Такой комплексный подход позволил более точно определить настроение.

Использованный набор лингвистических маркеров для распознавания эмоций в текстовых сообщениях сформирован авторами в интересах исследования, чтобы распознавать эмоциональную окраску текстовых сообщений. Он базируется на исследованиях в области языковой психологии и лингвистики эмоций, перечисленных во введении, и содержит наиболее часто употребляемые слова, которые помогают определить тон сообщения. Набор не является исчерпывающим и может быть дополнен другими лингвистическими маркерами в зависимости от конкретной задачи и контекста, в котором производится анализ эмоций, для достижения максимальной точности и эффективности в распознавании эмоциональной окраски текстовых сообщений.

### 3. Автоматическая разметка сообщений

Ко всему файлу (без учёта разметки вручную, то есть анализ тональности проводился только по столбцу с содержанием сообщений) были применены инструменты ПП *PolyAnalyst*, позволяющие идентифицировать тональность высказываний (рис. 2): в сценарий последовательно введены узлы «Извлечение сущностей» (сред-



Рис. 3. Сценарий анализа тональностей сообщений в ПП PolyAnalyst (скриншот рабочего пространства редактора программы)

Fig. 3. Script for analyzing the sentiment of messages in the PolyAnalyst (screenshot of the program editor's workspace)

ство формализации неструктурированных текстовых полей в базах данных, текстовое поле представляется как набор булевых признаков, основанных на наличии и/или частоте слов, словосочетаний или их синонимов) и «Анализ тональности» (выполняет анализ тональности текста путём выявления объекта оценки, определения самой оценки, тональности, и степени её выраженности; алгоритм является интеллектуальной собственностью *Megaputer*). Это позволило проверить точность результатов работы ПП *PolyAnalyst*.

#### 4. Визуализация результатов и выводы

##### 4.1. Формирование облака тегов (ключевых слов)

В ПП *PolyAnalyst* в сценарий добавлены узлы «Связь терминов» и «Извлечение ключевых слов» для создания иерархического каталога ПП *PolyAnalyst* и выявления связи между понятиями в виде облака тегов (рис. 3).

##### 4.2. Построение временных зависимостей позитивных и негативных сообщений

Для визуализации колебаний в количестве постов негативной и позитивной окраски, которые хорошо иллюстрируют смену настроений в моментах, но плохо работают на анализ в длинных периодах, были исполь-

зованы полиномиальные кривые, аппроксимирующие зависимости, построенные по точкам, полученным с различным периодом осреднения методом «скользящего окна». Для выявления общих тенденций использовали линейный тренд.

Для категории «Удовлетворённость студентов учебным процессом и взаимодействием с вузом» сравнили количество сообщений в расчёте на одного пользователя по сообществам ТолГУ и всем сообществам исследования. Для этого использовали отношение количества сообщений к количеству пользователей, зарегистрированных в сообществах, оценивая относительное количество негативных  $K_{NEG}$  и позитивных сообщений  $K_{POS}$  в расчёте на одного пользователя сообщества:

$$K_{NEG} = \frac{\text{Кол-во негативных сообщений}}{\text{Кол-во пользователей сообществ}} \quad \text{и}$$

$$K_{POS} = \frac{\text{Кол-во позитивных сообщений}}{\text{Кол-во пользователей сообществ}}. \quad (1)$$

Для расчёта взяты значения количества пользователей по состоянию на период исследования: для сообществ ТолГУ – 32 400 человек, для всех сообществ – 2 455 040 человек. Агрегированные значения количества сообщений взяты с шагом в 14 дней, так как за этот период создавалось в среднем от 1 до 4 % сообщений всего массива.

### Результаты и обсуждение

Использование инструментов *Big Data* позволило провести автоматизированную разметку сообщений, что увеличило скорость обработки данных и уменьшило вероятность ошибок. Были учтены их ограничения, и в исследовании включён этап ручной разметки, поскольку инструменты *Big Data* не всегда могут учитывать контекст и смысл сообщений, что влияет на окончательные результаты. Для определения точности и уровня достоверности результатов сравнили количественные результаты обеих разметок сообщений по эмоциональной окраске (ручной и полученной при помощи сценария на ПП *PolyAnalyst*) без учёта деления на темы, получив следующие расхождения:

– количество сообщений, маркированных как позитивные, по результатам разметки на ПП *PolyAnalyst* больше на 6%;

– количество сообщений, маркированных как негативные, по результатам разметки на ПП *PolyAnalyst* меньше на 5,8%.

Таким образом, расхождение результатов автоматизированной и ручной разметки составляет не более  $\sqrt{6^2 + 5,8^2} = 8,35\%$ .

Поскольку полная содержательная проверка по каждому размеченному сообщению заняла бы критично много времени, выборочно проверили сообщения, маркированные в ПП *PolyAnalyst* как позитивно и нейтрально окрашенные (400 сообщений), чтобы найти возможные причины расхождений. Основной проблемой, обнаруженной авторами при выборочном сравнении результатов ручной разметки и автоматического определения тональности при помощи ПП *PolyAnalyst*, оказалось то, что заложенные в ней алгоритмы в ряде случаев не могут эффективно улавливать сарказм, иронию и пассивную агрессию в комментариях к постам. Например, если один из пользователей написал пост негативного содержания, а другой оставил к нему комментарий «Прекрасно!», то ПП *PolyAnalyst* маркирует такой комментарий, как позитивно окрашен-

ный, в то время как живой человек увидит это и маркирует сообщение как негативно или нейтрально окрашенное в зависимости от контекста. Поэтому дальнейшая работа проводилась авторами на основании файла, полученного при ручной разметке.

ПП *PolyAnalyst* позволила автоматически по внутренним алгоритмам сформировать облако ключевых слов. Такое представление удобно для быстрого восприятия наиболее применяемых в сообщениях слов и для распределения их по популярности относительно друг друга. Выделение ключевых слов и формирование облака тегов из сообщений, не отмеченных как позитивные (рис. 4), показали, что посты и комментарии, имеющие негативную и даже нейтральную окраску, студенты стараются оставлять анонимно, писать не о себе, а про всех студентов абстрактно, вероятно, опасаясь реакции и ответных мер от администрации вуза или, возможно, сокурсников. Обращают на себя внимание проявления стресса у студентов. Выявлено, что около 2,5% от общего количества сообщений содержат значимые для анализа упоминания по категории «Стресс и психологическое здоровье студентов» – все они негативной тональности. Это говорит о том, что недовольство студентов качеством взаимодействия или организации учебного процесса отражается на их психологическом состоянии настолько, чтобы поделиться данной информацией, дать выход эмоциям в форме сообщения. Косвенно это подтверждается частым использованием маркеров невроза и неуверенности, как «вообще», «никто» и т.п.

Облака тегов (ключевых слов) позволяют достаточно объективно анализировать настроения студентов, поскольку информация получена из их «живых» комментариев, публикуемых в сети по инициативе авторов, а не как ответы на опросы. Такие комментарии создаются под влиянием текущего настроения студента, окружающей его ситуации «в моменте». Таким образом, облако ключевых слов, сформированное из сообщений, дат



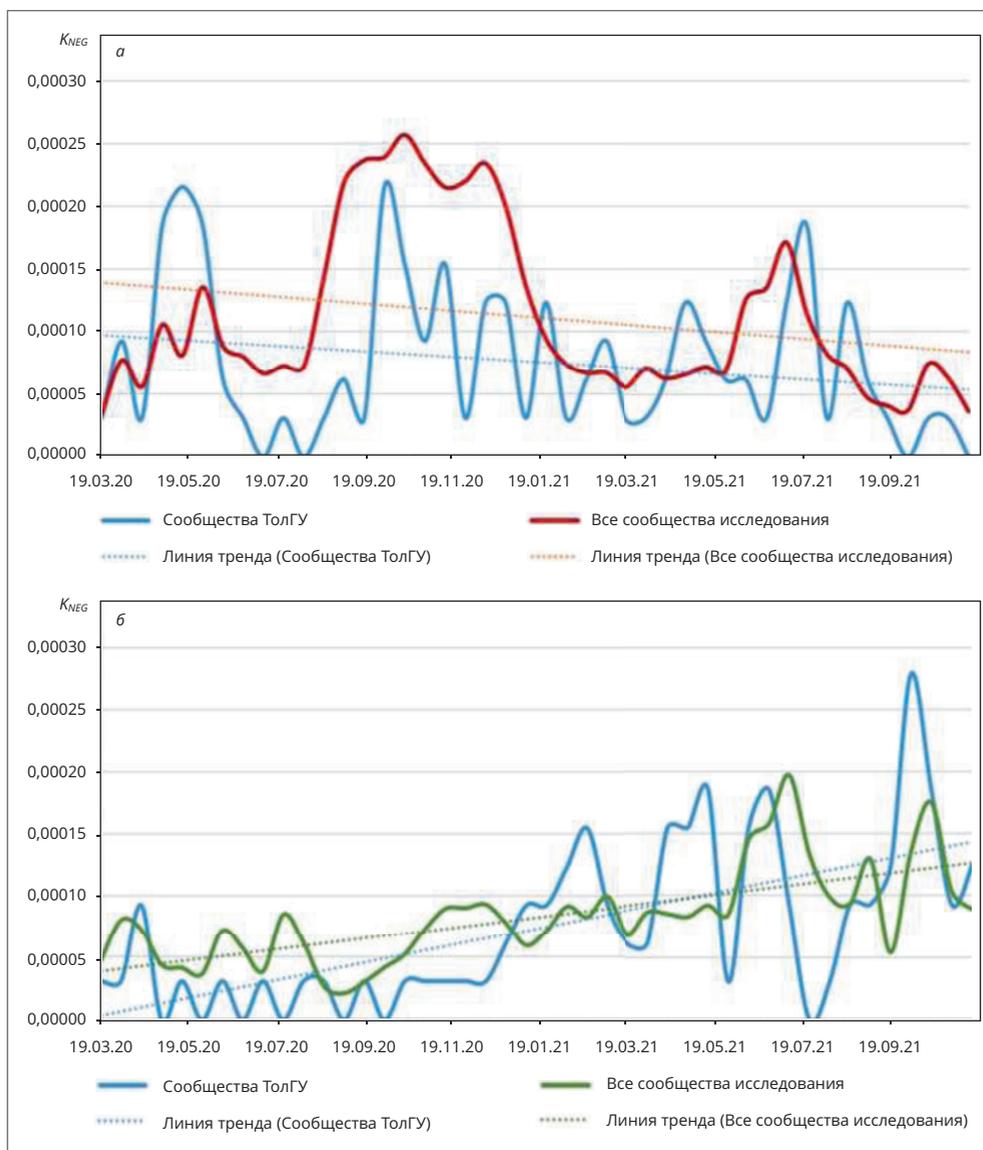


Рис. 6. Количество негативных (а) и позитивных (б) сообщений в расчёте на одного пользователя  
 Fig. 6. Number of negative (a) and positive (b) messages per user

временным периодам 2020-2021 г. с незначительным преобладанием весной и летом 2021 г. Значимость вопросов дистанционного обучения и переживаний студентов за своё физическое и психологическое здоровье во втором семестре резко снижается. Вероятно, это связано с тем, что учебным заведениям удалось перестроиться для ра-

боты в условиях пандемии, на что указывают и другие результаты исследования.

Поскольку с 2014 г. в ТолГУ реализуется «Система высшего образования онлайн» [31], это дало авторам возможность верифицировать методику. Разработанный в её рамках в 2015 г. проект «Росдистант» (с 2022 г. трансформирован в проект *NewGenUniv*)

стал эффективной площадкой для анализа и возможностей использования *Big Data*. На рисунке 6 представлены полученные результаты для всей совокупности сообществ и сообществам ТолГУ по категории «Удовлетворённость студентов учебным процессом и взаимодействием с вузом», включая линейные тренды.

Основные тенденции сводятся к следующему:

– в целом отношение студентов ТолГУ по сравнению со всей совокупностью сообществ к исследуемым тематикам находится на более низком уровне интереса, что говорит о менее эмоциональной реакции на происходящие события;

– относительное количество негативных откликов для сообществ ТолГУ существенно ниже, чем для всех сообществ, причём вначале примерно на 29%, а к концу исследованного периода примерно на 38% (при сравнении линейных трендов), при том, что имеется явная тенденция снижения количества негативных отзывов по всем сообществам;

– относительное количество позитивных сообщений для сообществ ТолГУ растёт значительно более уверенно, чем для всех сообществ, то есть студенты ТолГУ к концу рассматриваемого периода всё более охотно положительно отзываются об организации дистанционного и гибридного обучения.

Следует отметить пики негативно окрашенных сообщений по сообществам ТолГУ в мае 2020 г. и в мае 2021 г, которые явно превышают относительное количество негативных сообщений для всех сообществ в целом. По мнению авторов, они связаны с реализацией проекта «Росдистант» и широким информированием через различные каналы студентов очной формы обучения о проведении дистанционной защиты выпускных квалификационных работ. Графики показывают, что эти пики не долгосрочные, а ограничиваются шагом кривой, что свидетельствует об эффективной разъяснительной работе и готовности всех внутренних служб быстро реагировать на запросы от студентов.

## Выводы

1. Сравнение результатов автоматической и ручной разметки сообщений по тональности (эмоциональной окраске) показало высокую эффективность ПП *PolyAnalyst* в решении этой задачи. Если в дальнейшем удастся решить проблему автоматизированного определения тональности в саркастических, иронических и пассивно-агрессивных текстах, этот инструмент может быть использован как замена ручной разметке, что значительно сократит трудоёмкость и время выполнения подобных задач по разметке.

2. Разработана методика выделения и сравнительного анализа характерных групп данных (например, относящихся к тому или иному вузу или территории) с их общей совокупностью, что позволяет определять специфику и причины отклонений и оценки их связей с контролируемыми факторами.

3. Показано, что на основе анализа сообщений студентов в социальной сети (на примере социальной сети ВКонтакте) можно наблюдать и анализировать общую динамику и тенденции изменения удовлетворённости студенческого сообщества качеством образовательного процесса / эффективностью работы вузов и проводить сравнительный анализ выделенных характерных групп данных с их общей совокупностью.

4. Результаты анализа показывают, что данные о реакции студентов отдельно взятого вуза могут иметь существенные отклонения от всей совокупности данных, что отражает особенности реакции студентов конкретного вуза на происходящие в одно и то же время события. Это может свидетельствовать о внутренних отличиях вуза, формирующих соответствующую реакцию на внешние события.

5. Показано, что студенты ТолГУ очной формы обучения оказались в существенно большей степени готовы к переходу на онлайн-обучение и значительно более позитивно его воспринимают, что можно связать с успешностью проекта «Росдистант» [32; 33], в результате которого структуры уни-

верситета, преподаватели, система сопровождения учебного процесса и сами студенты были подготовлены к работе в онлайн-формате, который широко применялся ТоЛГУ в обычное время до пандемии как элемент гибридного формата обучения, а в период пандемии стал единственным возможным форматом обучения.

### Заключение

Настоящее исследование показало, что после решения основных организационных вопросов перевода обучения в дистанционный формат, необходимо обратить внимание на когнитивно-психологическую сторону перехода. Отсутствие социального контакта, фасилитирующего взаимодействия между преподавателем и студентом, присущего очному обучению, привело к тому, что студенты много говорят о чувствах тревоги, потерянности в новых условиях. Полученные данные подчёркивают важность студенто-ориентированного подхода к организации всех форм взаимодействия в университете, что становится особо критичным в форс-мажорных обстоятельствах, подобных пандемии. Помимо учебного процесса важно переводить в гибридную форму внеучебную и социальную деятельность, обеспечивая студентам эффект присутствия, полноценное взаимодействие с преподавателями и сокурсниками.

Хотя на этапе разработки и верификации методики авторами применялись элементы ручной обработки текстов, можно предположить, что описанная методика анализа социальных сетей может быть в дальнейшем ещё более автоматизирована с применением ПП *PolyAnalyst*, что является логичным развитием темы исследования. Для этого необходимо разработать методику тонкой настройки узлов путём редактирования используемых в ходе анализа онтологий/словарей и составления специальных запросов. Так же требуется решить проблему автоматизированного определения тональности в саркастических, иронических и пассивно-

агрессивных текстах. В период проведения исследования обнаружены отдельные точечные исследования [34], посвящённые определению иронии и сарказма в русском языке.

Обладая такой информацией, можно своевременно купировать болевые точки и строить прогнозы. Именно поэтому следующий шаг в развитии данной темы – автоматизация описанной методики. Генерируемые пользователями данные являются важным и легко доступным источником общественного мнения, который может успешно заменить собой привычные нам социологические опросы. На этапе отработки методики работа ведётся с данными, сгенерированными в прошлом. После автоматизации анализа в реальном времени, будет получен мощнейший инструмент измерения напряжённости с помощью индексов и метрик, использования этой информации для отслеживания всплесков напряжённости и опережающего управления.

Исследование представляет концептуальную основу для выделения ключевых аспектов оценки удовлетворённости студентов с помощью цифрового следа в социальных сетях на основе анализа настроений. Благодаря этому университеты могут получить более глубокое понимание образовательного опыта, определить направления для улучшения и целевых вмешательств.

### Литература

1. Bakker A., Cai J. & Zenger L. Future themes of mathematics education research: an international survey before and during the pandemic // *Educational Studies in Mathematics*. 2021. No. 107. P. 1–24. DOI: 10.1007/s10649-021-10049-w
2. Turnbull D., Chugh R. & Luck J. Transitioning to e-learning during the COVID-19 pandemic: how have higher education institutions responded to the challenge? // *Education and Information Technologies*. 2021. No. 26. P. 6401–6419. DOI: 10.1007/s10639-021-10633-w
3. Rapanta C., Botturi L., Goodyear P. et al. Balancing technology, pedagogy and the new normal: post-pandemic challenges for higher education // *Postdigital Science and Education*. 2021.

- No. 3. P. 715–742. DOI: 10.1007/s42438-021-00249-1
4. *El-Sayad G., Md Saad N.H. & Thurasamy R.* How higher education students in Egypt perceived online learning engagement and satisfaction during the COVID-19 pandemic // *Journal of Computers in Education*. 2021. No. 8. P. 527–550. DOI: 10.1007/s40692-021-00191-y
  5. *Osina D.M., Tolstopyatenko G.P., Malinovsky A.A.* Digitalization of higher legal education in Russia in the era of COVID-19 // *Engineering Economics: Decisions and Solutions from Eurasian Perspective*: ed. by S. Ashmarina, V. Mantoulenko, M. Vochozka. 2021. Vol. 139. P. 392–398. DOI: 10.1007/978-3-030-53277-2\_47
  6. *Sbchekotin E., Goiko V., Myagkov M., Dunaeva D.* Assessment of quality of life in regions of Russia based on social media data // *Journal of Eurasian Studies*. 2021. No. 12 (2). P. 182–198. DOI: 10.1177/18793665211034185
  7. *Zielinski A., Bøgel U.* Multilingual analysis of Twitter news in support of mass emergency events // *Proc. of the 9th International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management (ISCRAM 2012)*, Vancouver, Canada, 2012. DOI: 10.24406/publica-fhg-377702
  8. *Sbchekotin E., Myagkov M., Goiko V., Kasbpur V.* Digital methods of analysis of subjective quality of life: Case of Russian regions // *Administrative Management Public*. 2021. No. 36. P. 25–48. DOI: 10.24818/amp/2021.36-02
  9. *Yin J., Lambert A., Cameron M.A., Robinson B., Power R.* Using social media to enhance emergency situation awareness // *IEEE Intell Syst*. 2012. No. 27(6). P. 52–59. DOI:10.1109/MIS.2012.6
  10. *Orlova V., Goiko V., Alexandrova Yu., Petrova E.* Analysis of approaches to study identification in social media // *E3S Web of Conferences*. 2020. Vol. 210: 16034. DOI: 10.1051/e3s-conf/202021016034
  11. *Verma S., Vieweg S., Corvey W., Palen L., Martin J., Palmer M., Schram A., Anderson K.* Natural Language Processing to the Rescue? Extracting “Situational Awareness” Tweets During Mass Emergency // *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. 2021. Vol. 5. No. 1. P. 385–392. DOI: 10.1609/icwsm.v5i1.14119
  12. *Liu B.* Sentiment analysis and subjectivity // *Handbook of Natural Language Processing*, Chapman & Hall/CRC Machine Learning & Pattern Recognition Series: ed. by Indurkha N, Damerau FJ. Florida: Taylor & Francis Group, Boca Raton, 2010. P. 627–666. URL: <https://www.routledge.com/Handbook-of-Natural-Language-Processing/Indurkha-Damerau/p/book/9781420085921> (дата обращения: 22.12.2022).
  13. *Pang B., Lee L.* Opinion mining and sentiment analysis // *Foundations and Trends in Information Retrieval*. 2008. Vol. 2. No. 1–2. P. 1–135. DOI: 10.1561/15000000011
  14. *Treude C., Barzilay O., Storey M.A.* How do programmers ask and answer questions on the web? (nier track) // *Proc. of the 33rd International Conference on Software Engineering, ICSE*. 2011. Vol. 11. P. 804–807. DOI: 10.1007/s11390-016-1672-0
  15. *Mezouar M.E., Zhang F., Zou Y.* Are tweets useful in the bug fixing process? An empirical study on firefox and chrome // *Empirical Software Engineering*. 2018. Vol. 23. No. 3. P. 1704–1742. DOI: 10.1007/s10664-017-9559-4
  16. *Aniche M., Treude C., Steinmacher I., Wiese I., Pinto G., Storey M.A., Gerosa M.A.* How modern news aggregators help development communities shape and share knowledge // *Proc. of the 40th International Conference on Software Engineering, ICSE '18*. 2018. P. 499–510. DOI: 10.1145/3180155.3180180
  17. *Sharma U., Datta R.K., Pabreja K.* Sentiment Analysis and Prediction of Election Results 2018 // *Social Networking and Computational Intelligence. Lecture Notes in Networks and Systems*: ed. by R. Shukla, J. Agrawal, S. Sharma, N. Chaudhari, K. Shukla. 2020. Vol. 100. P. 727–739. DOI: 10.1007/978-981-15-2071-6\_61
  18. *Georgiadou E., Angelopoulos S., Drake H.* Big data analytics and international negotiations: Sentiment analysis of Brexit negotiating outcomes // *International Journal of Information Management*. 2020. Vol. 51(2): 102048. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.102048
  19. *Si X.-M., Li C.* Bounded confidence opinion dynamics in virtual networks and real networks // *Journal of Computers*. 2018. Vol. 29(3). P. 220–228. DOI: 10.3966/199115992018062903021
  20. *Kabani N., Bagberzadeh M., Dingel J., Cordy J.R.* The problems with eclipse modeling tools: A topic analysis of eclipse forums // *Proc. of the ACM/IEEE 19th International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems, MODELS '16*. 2016. P. 227–237. DOI: 10.1145/2976767.2976773

21. Squire M. Should we move to stack overflow? Measuring the utility of social media for developer support // Proc. of the 37th International Conference on Software Engineering, ICSE '15. 2015. Vol. 2. P. 219–228. DOI: 10.1109/ICSE.2015.150
22. Lazar J. Managing digital accessibility at universities during the COVID-19 pandemic // Universal Access in the Information Society. 2021. Vol. 21. P. 749–765. DOI: 10.1007/s10209-021-00792-5
23. Ligthart A., Catal C., Tekinerdogan B. Systematic reviews in sentiment analysis: a tertiary study // Artificial Intelligence Review. 2021. Vol. 54. No. 2. P. 1–51. DOI: 10.1007/s10462-021-09973-3
24. Li K.C., Wong B.Tm. The Opportunities and Challenges of Social Media in Higher Education: A Literature Review // SN Computer Science. 2021. Vol. 2: 455. DOI: 10.1007/s42979-021-00857-5
25. Purcell W.M., Lumbreras J. Higher education and the COVID-19 pandemic: navigating disruption using the sustainable development goals // Discover Sustainability. 2021. Vol. 2: 6, doi: 10.1007/s43621-021-00013-2
26. Абрамова М.О., Бараников К.А., Груздев И.А. и др. (2021). Качество образования в российских вузах: что мы поняли в пандемии: Аналитический доклад / науч. ред. Е.А. Суханова, И.Д. Фрумина. Томск: Издательство Томского государственного университета, 2021. 46 с. <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/506461902.pdf> (дата обращения: 18.06.2023).
27. Самые популярные социальные сети в России // Газета «Коммерсантъ». № 174/П от 27.09.2021, с. 10. URL: <https://www.kommersant.ru/doc/5006356> (дата обращения: 22.12.2022).
28. Демченко Н., Макаров И. Instagram обошёл «ВКонтакте» по числу активных авторов в России. URL: [https://www.rbc.ru/technology\\_and\\_media/30/11/2020/5fc4aa2c9a7947f4bfbc6db#](https://www.rbc.ru/technology_and_media/30/11/2020/5fc4aa2c9a7947f4bfbc6db#) (дата обращения: 22.12.2022).
29. Magdin M., Balogh Z., Reichel J. et al. Automatic detection and classification of emotional states in virtual reality and standard environments (LCD): comparing valence and arousal of induced emotions // Virtual Reality. 2021. Vol. 25. P. 1029–1041. DOI: 10.1007/s10055-021-00506-5
30. Сигаева Е. Речевые парадоксы: Мы, Ты или Я? // Проект В17. URL: <https://www.b17.ru/article/5993/> (дата обращения: 22.12.2022).
31. Патент № 2769644 Российская Федерация, МПК G06Q 50/20 (2012.01), СПК G06Q 50/20 (2021.08). Система высшего образования онлайн: № 2021117849, заявлено 19.06.2021: опубликовано: 04.04.2022 / Кривитал М.М., Бояр Р.В., Бабошина Е.С., Кутузов А.И., Соколова Т.А., Дроздова М.А., Репина Е.А., Денисова О.П., Богданова А.В., Хамидулова А.Р., Гасанова Р.М.; патентообладатель ТолГУ. – 44 с.
32. Кривитал М.М., Бояр Р.В., Бабошина Е.С., Кутузов А.И., Соколова Т.А., Денисова О.П. Опыт построения системы высшего образования онлайн (проект Росдистант). Предпосылки возникновения проекта. Ч. 1 // Стандарты и качество. 2021. № 11. С. 52–56. DOI: 10.35400/0038-9692-2021-11-52-56
33. Кривитал М.М., Бояр Р.В., Бабошина Е.С., Кутузов А.И., Соколова Т.А., Денисова О.П. Опыт построения системы высшего образования онлайн (проект Росдистант). Основные институциональные изменения и эффекты. Ч. 2 // Стандарты и качество. 2021. № 12. С. 82–87. DOI: 10.35400/0038-9692-2021-12-82-87
34. Zefirova T., Loukachevitch N. Expression of irony and sarcasm on Twitter // Proc. of Third Workshop “Computational linguistics and language science”. 2019. Vol. 4. P. 45–49. DOI: 10.29007/tpzw

Статья поступила в редакцию 05.12.2023

Принята к публикации 22.01.2024

## References

1. Bakker, A., Cai, J. & Zenger, L. (2021). Future themes of mathematics education research: an international survey before and during the pandemic. *Educational Studies in Mathematics*. No. 107, pp. 1–24, doi: 10.1007/s10649-021-10049-w
2. Turnbull, D., Chugh, R. & Luck, J. (2021). Transitioning to E-Learning during the COVID-19 pandemic: How have Higher Education Institutions responded to the challenge? *Education and Information Technologies*. No. 26, pp. 6401–6419, doi: 10.1007/s10639-021-10633-w

3. Rapanta, C., Botturi, L., Goodyear, P. et al. (2021). Balancing Technology, Pedagogy and the New Normal: Post-pandemic Challenges for Higher Education. *Postdigital Science and Education*. No. 3, pp. 715-742, doi: 10.1007/s42438-021-00249-1
4. El-Sayad, G., Md Saad, N.H. & Thurasamy, R. (2021). How higher education students in Egypt perceived online learning engagement and satisfaction during the COVID-19 pandemic. *Journal of Computers in Education*. No. 8, pp. 527-550, doi: 10.1007/s40692-021-00191-y
5. Osina, D.M., Tolstopyatenko, G.P., Malinovsky, A.A. (2021). Digitalization of higher legal education in Russia in the era of COVID-19. In: Ashmarina S., Mantoulenko V., Vochozka M. (eds.). *Engineering Economics: Decisions and Solutions from Eurasian Perspective*. Vol. 139, pp. 392-398, doi: 10.1007/978-3-030-53277-2\_47
6. Shchekotin, E., Goiko, V., Myagkov, M., Dunaeva, D. (2021). Assessment of quality of life in regions of Russia based on social media data. *Journal of Eurasian Studies*. Vol. 12, no. 2, pp. 182-198. DOI: 10.1177/18793665211034185
7. Zielinski, A., Вьгел, U. (2012). Multilingual analysis of Twitter news in support of mass emergency events. *Proc. of the Ninth International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management (ISCRAM 2012)*, Vancouver, Canada, doi: 10.24406/publica-fhg-377702
8. Shchekotin, E., Myagkov, M., Goiko, V., Kashpur, V. (2021). Digital methods of analysis of subjective quality of life: Case of Russian regions. *Administrative Management Public*. No. 36, pp. 25-48, doi: 10.24818/amp/2021.36-02
9. Yin, J., Lampert, A., Cameron, M.A., Robinson, B., Power, R. (2012). Using social media to enhance emergency situation awareness. *IEEE Intell Syst*. Vol. 27, no. 6, pp. 52-59, doi:10.1109/MIS.2012.6
10. Orlova, V., Goiko, V., Alexandrova, Yu., Petrov, E. (2020). Analysis of approaches to study identification in social media. *E3S Web of Conferences*. Vol. 210: 16034, doi: 10.1051/e3s-conf/202021016034
11. Verma, S., Vieweg, S., Corvey, W., Palen, L., Martin, J., Palmer, M., Schram, A., & Anderson, K. (2021). Natural Language Processing to the Rescue? Extracting “Situational Awareness” Tweets During Mass Emergency. *Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. Vol. 5, no. 1, pp. 385-392, doi: 10.1609/icwsm.v5i1.14119
12. Liu, B. (2010). Sentiment analysis and subjectivity. In Indurkha, N., Damerau, F.J. *Handbook of Natural Language Processing, Chapman & Hall/CRC Machine Learning & Pattern Recognition Series*. Florida: Taylor & Francis Group, Boca Raton, pp. 627-666. Available at: <https://www.routledge.com/Handbook-of-Natural-Language-Processing/Indurkha-Damerau/p/book/9781420085921> (accessed 22.12.2022).
13. Pang, B., Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*. Vol. 2, no. (1-2), pp. 1-135, doi: 10.1561/15000000011
14. Treude, C., Barzilay, O., Storey, M.A. (2011). How do programmers ask and answer questions on the web? (nier track). *Proc. of the 33rd International Conference on Software Engineering, ICSE*. Vol. 11, pp. 804-807, doi: 10.1007/s11390-016-1672-0
15. Mezouar, M.E., Zhang, F., Zou, Y. (2018). Are tweets useful in the bug fixing process? An empirical study on firefox and chrome. *Empirical Software Engineering*. Vol. 23, no. 3, pp. 1704-1742, doi: 10.1007/s10664-017-9559-4
16. Aniche, M., Treude, C., Steinmacher, I., Wiese, I., Pinto, G., Storey, M.A., Gerosa, M.A. (2018). How modern news aggregators help development communities shape and share knowledge. *Proc. of the 40th International Conference on Software Engineering, ICSE '18*. Pp. 499-510, doi: 10.1145/3180155.3180180

17. Sharma, U., Datta, R.K., Pabreja, K. (2020). Sentiment Analysis and Prediction of Election Results 2018. In: Shukla, R., Agrawal, J., Sharma, S., Chaudhari, N., Shukla, K. (eds). *Social Networking and Computational Intelligence. Lecture Notes in Networks and Systems*. Vol. 100, pp. 727-739, doi: 10.1007/978-981-15-2071-6\_61
18. Georgiadou, E., Angelopoulos, S., Drake, H. (2020). Big data analytics and international negotiations: Sentiment analysis of brexit negotiating outcomes. *International Journal of Information Management*. Vol. 51, no. 2: 102048, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.102048
19. Si, X.-M., Li, C. (2018). Bounded confidence opinion dynamics in virtual networks and real networks. *Journal of Computers*. Vol. 29, no. 3, pp. 220-228, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.102048
20. Kahani, N., Bagherzadeh, M., Dingel, J., Cordy, J.R. (2016). The problems with eclipse modeling tools: A topic analysis of eclipse forums. *Proc. of the ACM/IEEE 19th International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems, MODELS '16*, pp. 227-237, doi: 10.1145/2976767.2976773
21. Squire, M. (2015). Should we move to stack overflow? Measuring the utility of social media for developer support. *Proc. of the 37th International Conference on Software Engineering, ICSE '15*. Vol. 2, pp. 219-228, doi: 10.1109/ICSE.2015.150
22. Lazar, J. (2021). Managing digital accessibility at universities during the COVID-19 pandemic. *Universal Access in the Information Society*. Vol. 21, pp. 749-765, doi: 10.1007/s10209-021-00792-5
23. Ligthart, A., Catal, C. & Tekinerdogan, B. (2021). Systematic reviews in sentiment analysis: a tertiary study. *Artificial Intelligence Review*. Vol. 54, no. 2, pp. 1-51, doi: 10.1007/s10462-021-09973-3
24. Li, K.C., Wong, B.Tm. (2021). The Opportunities and Challenges of Social Media in Higher Education: A Literature Review. *SN Computer Science*. No. 2: 455, doi: 10.1007/s42979-021-00857-5
25. Purcell, W.M., Lumberras, J. (2021). Higher education and the COVID-19 pandemic: navigating disruption using the sustainable development goals. *Discover Sustainability*. Vol. 2: 6, doi: 10.1007/s43621-021-00013-2
26. Abramova, M.O., Barannikov, K.A., Gruzdev, I.A. et al. (2021). *Quality of Education in Russian Universities: What We Understood in the Pandemic: Analytical Report* / sci. ed. by E.A. Sukhanova, I.D. Froumin. Tomsk: Tomsk State University Press, 46 p. Available at: <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/506461902.pdf> (accessed: 18.06.2023). (In Russ.)
27. The most popular social networks in Russia. *Kommersant* Newspaper. No. 174/II of 27.09.2021, p. 10. Available at: <https://www.kommersant.ru/doc/5006356> (accessed: 22.12.2022). (In Russ.)
28. Demchenko, N., Makarov, I. *Instagram Bypassed "VKontakte" in the Number of Active Authors in Russia*. Available at: [https://www.rbc.ru/technology\\_and\\_media/30/11/2020/5fc4aa2c9a7947f4bfbce6db#](https://www.rbc.ru/technology_and_media/30/11/2020/5fc4aa2c9a7947f4bfbce6db#) (accessed: 22.12.2022). (In Russ.)
29. Magdin, M., Balogh, Z., Reichel, J. et al. (2021). Automatic detection and classification of emotional states in virtual reality and standard environments (LCD): comparing valence and arousal of induced emotions. *Virtual Reality*. No. 25, pp. 1029-1041, doi: 10.1007/s10055-021-00506-5
30. Sigaeva, E. *Speech Paradoxes: We, You or is it Me?* Available at: <https://www.b17.ru/article/5993/> (accessed: 22.12.2022). (In Russ.)
31. Patent No. 2769644 the Russian Federation, МПК G06Q 50/20 (2012.01), СПК G06Q 50/20 (2021.08). *Online Higher Education System*: No. 2021117849, applied 19.06.2021: published: 04.04.2022 / Krishtal, M.M. , Boyur, R.V., Baboshina, E.S., Kutuzov, A.I., Sokolova, T.A., Drozdova, M.A., Repina, E.A., Denisova, O.P., Bogdanova, A.V., Khamidullova, L.R., Gasanova, R.M.; Patent Holder: Togliatti State University. 44 p.

32. Krishtal, M.M., Boyur, R.V., Baboshina, E.S., Kutuzov, A.I., Sokolova, T.A., Denisova, O.P. (2021). Experience of building an online higher education system (Rosdistant project). Prerequisites for the emergence of the project. P. 1. *Standarty i Kachestvo = Standards and Quality*. No. 11, pp. 52-56, doi: 10.35400/0038-9692-2021-11-52-56 (In Russ., abstract in Eng.).
33. Krishtal, M.M., Boyur, R.V., Baboshina, E.S., Kutuzov, A.I., Sokolova, T.A., Denisova, O.P. (2021). Experience of building an online higher education system (Rosdistant project). The main institutional changes and effects. P. 2. *Standarty i Kachestvo = Standards and Quality*. No. 12, pp. 82-87, doi: 10.35400/0038-9692-2021-12-82-87 (In Russ., abstract in Eng.).
34. Zefirova, T., Lukachevich, N. (2019). Expression of irony and sarcasm on Twitter. *Proc. of the Third Workshop "Computational linguistics and language science"*. Vol. 4, pp. 45-49, doi: 10.29007/tpzw

*The paper was submitted 05.12.2023  
Accepted for publication 22.01.2024*

### Сведения для авторов

К публикации принимаются статьи, как правило, не превышающие 40000 знаков.

Название файла со статьей – фамилии и инициалы авторов. Таблицы, схемы и графики должны быть представлены в формате MS Word (с возможностью редактирования) и вставлены в текст статьи. Подписи к рисункам, графикам, диаграммам, таблицам должны быть продублированы на английском языке.

Рукопись должна включать следующую информацию *на русском и английском языках*:

- название статьи (не более шести-семи слов);
- сведения об авторах (ФИО полностью, ученое звание, ученая степень, должность, ORCID, Researcher ID, e-mail, название организации с указанием полного адреса и индекса);
- аннотация и ключевые слова (отразить цель работы, методы, основные результаты и выводы, объём – не менее 250–300 слов, или 20–25 строк); весь блок на английском языке должен быть прочитан и одобрен специалистом-лингвистом или носителем языка;
- литература (15–25 и более источников). Ссылки даются в порядке упоминания.

В целях расширения читательской аудитории и выхода в международное научно-образовательное пространство рекомендуется включать в список литературы (References) зарубежные источники. Важно: при оформлении References имена авторов должны указываться в оригинальной транскрипции (не транслитом!), а название источника – в том виде, в каком он был опубликован. Если источник имеет DOI, его следует указывать.

Если в статье имеется раздел «Благодарность» (Acknowledgement), то в англоязычной части статьи следует разместить его перевод на английский язык.

Рекомендуем перед отправкой рукописи в редакцию убедиться, что статья оформлена по нашим правилам.