

Анализ социальной реакции на инциденты: сравнение Архангельска и Екатеринбурга

Analysis of Social Response to Incidents: A Comparative Study of Arkhangelsk and Yekaterinburg

Малютина Е.В.^{1*}

Malyutina E.V.^{1*}

¹ Научно-инженерный центр «Надежность и ресурс больших систем и машин» УрО РАН

¹ Science and Engineering Center «Reliability and Safety of Large Systems and Machines», Ural Branch of the Russian Academy of Sciences

* 2malyutina2@mail.ru



Малютина Е.В.

Резюме. Цель исследования заключается в разработке и апробации методики анализа данных из социальных сетей, которая позволит повысить надежность систем реагирования на чрезвычайные ситуации за счет оперативного выявления, оценки масштаба, локализации и прогнозирования кризисных событий с учетом региональных особенностей общественной активности. Для достижения этой цели была создана программа на Python, выполняющая автоматизированный сбор, предварительную обработку и комплексный анализ данных из социальной сети ВКонтакте. Программа была протестирована на данных двух городов – Архангельска и Екатеринбурга, чтобы продемонстрировать ее применимость для мониторинга ЧС в различных регионах. **Методы.** В ходе исследования применялись методы сбора данных из открытых групп ВКонтакте, их предварительной обработки и комплексного анализа, который включал текстовый анализ (определение тональности комментариев и построение облаков слов), математический анализ (расчет энтропии и производной энтропии для оценки динамики активности) и анализ внешних факторов (влияние метеорологических условий, праздничных дней и выходных). **Результаты.** Исследование выявило значительные региональные различия в уровне социальной активности по различным категориям чрезвычайных ситуаций. Уровень активности в Архангельске превышает уровень в Екатеринбурге минимум в два раза, несмотря на меньшее население города. Характер активности также существенно различается: в Екатеринбурге наблюдаются более резкие всплески активности, тогда как в Архангельске активность распределена более равномерно. Сезонность проявляется в увеличении активности в периоды технических работ или экстремальных погодных условий. В категории «Пожар» оба города демонстрируют высокую и устойчивую активность, однако в Екатеринбурге отмечаются более резкие всплески, особенно в конце марта и начале апреля, что может свидетельствовать о крупных инцидентах. В категории «Отключение воды» в Архангельске зафиксированы два значительных пика активности – в апреле и 31 июля–1 августа, что может указывать на массовые проблемы с водоснабжением. В Екатеринбурге активность в этой категории значительно ниже, но чаще, что может говорить о мелких перебоях или информационных сообщениях. **Выводы.** Социальные сети представляют собой ценный источник данных для анализа общественной реакции на чрезвычайные ситуации. Выявленные региональные особенности поведения пользователей подчеркивают необходимость создания адаптированных систем мониторинга и прогнозирования, учитывающих специфику каждого региона. Использование данных из социальных сетей позволяет повысить надежность и эффективность систем реагирования за счет быстрого определения масштаба, местоположения и последствий инцидентов, а также выявления сезонных и локальных угроз. Полученные данные подтверждают необходимость внедрения автоматических инструментов анализа, способных оперативно оценивать ситуацию. Социальные сети могут служить индикатором сезонных и локальных угроз, что позволяет заранее готовиться к потенциальным рискам. Выявленные различия в уровнях активности между регионами подчеркивают важность учета местных условий при разработке стратегий информирования и управления кризисными ситуациями. Активное использование социальных сетей в качестве платформы для гражданского

участия демонстрирует их потенциал для усиления взаимодействия между населением и органами управления в условиях кризиса.

Abstract. The **Aim** of this study is to develop and validate a methodology for analyzing social media data to enhance the reliability of emergency response systems by enabling rapid identification, assessment of scale, location, and forecasting of crisis events based on regional specifics of public activity. To achieve this goal, a Python-based program was developed to automate the collection, preprocessing, and comprehensive analysis of data from the VKontakte social network. The program was tested using data from two cities with different demographic characteristics and socio-economic conditions, i.e., Arkhangelsk and Yekaterinburg. **Methods.** The research employed methods of data collection from open VKontakte groups, followed by preprocessing and comprehensive analysis. The analysis included text analysis (sentiment analysis and word cloud generation), mathematical analysis (entropy and entropy derivative calculations to assess activity dynamics), and external factor analysis (the influence of meteorological conditions, holidays, and weekends). **Results.** The study revealed significant regional differences in social activity levels across various categories of emergency situations. Activity levels in Arkhangelsk were at least twice as high as those in Yekaterinburg, despite the smaller population of the city. The nature of activity also differed significantly: sharp spikes in activity were observed in Yekaterinburg, while activity in Arkhangelsk was more evenly distributed. Seasonality manifested in increased activity during periods of technical work or extreme weather conditions. In the "Fire" category, both cities demonstrated high and sustained activity; however, sharper spikes were noted in Yekaterinburg, particularly at the end of March and beginning of April, potentially indicating major incidents. In the "Water Outage" category, two significant peaks in activity were recorded in Arkhangelsk, in April and on July 31 and August 1, possibly pointing to widespread water supply issues. In Yekaterinburg, activity in this category was lower but more frequent, likely reflecting minor disruptions or informational updates. **Conclusion.** Social networks serve as a valuable source of data for analyzing public reactions to emergency situations. The identified regional characteristics of user behavior highlight the need to create adaptive monitoring and forecasting systems that account for the specific features of each region. Using data from social networks enhances the reliability and efficiency of response systems by enabling rapid determination of incident scale, location, and consequences, as well as identifying seasonal and local threats. The findings confirm the necessity of implementing automated analytical tools capable of promptly assessing situations. Social networks can act as indicators of seasonal and local threats, allowing for proactive risk preparation. The observed differences in activity levels between regions underscore the importance of considering local conditions when developing strategies for communication and crisis management. Active use of social networks as a platform for civic participation demonstrates their potential to strengthen interaction between the public and authorities during crises.

Ключевые слова: надежность систем реагирования, социальные сети, анализ данных, чрезвычайные ситуации, мониторинг.

Keywords: reliability of response systems, social networks, data analysis, emergency situations, monitoring.

Для цитирования: Малютина Е.В. Анализ социальной реакции на инциденты: сравнение Архангельска и Екатеринбурга // Надежность. 2026. №1 С. 21-27. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2026-26-1-21-27>

For citation: Malyutina, E.V. Analysis of Social Response to Incidents: A Comparative Study of Arkhangelsk and Yekaterinburg. Dependability 2026;1:21-27. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2026-26-1-21-27>

Поступила: 01.10.2025 / **После доработки:** 21.10.2025 / **К печати:** 01.02.2026

Received on: 01.10.2025 / **Revised on:** 21.10.2025 / **For printing:** 01.02.2026

Введение

В работах [1-3] сформулирована концепция и подход к энтропийному анализу социальных последствий крупных аварий урбанистических инфраструктур и систем на основе сбора необходимой информации, публикуемой в социальных сетях, отражающей детали аварийных происшествий, настроения, реакции и требования общества в связи с возникновением чрезвычайных ситуаций.

При этом выбор социальных сетей в качестве основного источника данных обусловлен тем, что они стали неотъемлемой частью информационного пространства, формируя новые способы взаимодействия людей и обмена информацией. В условиях глобализации и цифровизации общества эти платформы превратились в ключевой источник данных о событиях, происходящих в реальном времени. Многие пользователи полагаются на свои ленты в социальных сетях для того, чтобы узнавать о популярных событиях [4-7], формировать общественное мнение [8-10] и обсуждать чрезвычайные ситуации (ЧС). Особенно актуальной становится роль социальных сетей в контексте растущей сложности угроз и увеличения числа кризисных ситуаций, требующих оперативного реагирования.

Системы анализа данных из социальных сетей, такие как TwitterNews+, позволяют отслеживать и крупные, и второстепенные события в режиме реального времени [11]. Однако сфера применения этих данных не ограничивается новостными системами. Информация из социальных сетей может быть использована для обеспечения общественной безопасности, управления чрезвычайными ситуациями и прогнозирования потенциальных угроз. Для реализации такого потенциала необходима разработка специализированных методик и инструментов, способных обрабатывать большие объемы данных и выявлять значимые паттерны [12].

Анализ данных из социальных сетей обычно строится на четырех основных измерениях: время, пространство, контент и сеть. Эти параметры соответствуют таким полям метаданных, как временная метка, географические координаты, текст публикации и информация о репостах. Подобный подход может быть адаптирован для различных платформ, таких как ВКонтакте, которая является одной из самых популярных социальных сетей в России.

По данным исследования GSMA Intelligence¹ за 2025 год, в России насчитывается 106 миллионов активных пользователей социальных сетей, что составляет 73,4% от общей численности населения. Благодаря 93,8 миллионам активных пользователей в месяц ВКонтакте представляет собой важный источник данных для исследований поведения пользователей, особенно в контексте анализа реакции на ЧС.

¹ DataReportal. Digital 2025: The Russian Federation – The essential guide to digital trends [Электронный ресурс]. URL: <https://datareportal.com/reports/digital-2025-russian-federation> (дата обращения: 18.09.2025).

Таким образом, анализ данных из социальных сетей представляет собой перспективное направление исследований, которое может быть использовано для повышения эффективности систем реагирования на ЧС. Настоящая статья представляет собой первую из серии публикаций, посвященных методологии анализа социальной реакции на чрезвычайные ситуации. В ней подробно описываются этапы разработки программы, ее функциональные возможности и результаты применения для анализа данных по восьми категориям ЧС в двух городах – Архангельске и Екатеринбурге. Население Архангельска составляет 294 914 чел. (2025)², а Екатеринбурга – 1 548 187 чел. (2025)³.

1. Метрики вовлеченности в социальной сети ВКонтакте

Анализ вовлеченности пользователей в социальных сетях является важным инструментом для изучения общественного мнения и оценки качества контента. Социальная сеть ВКонтакте предоставляет широкие возможности для взаимодействия пользователей с контентом, что позволяет использовать различные метрики для анализа уровней вовлеченности и выявления общественных настроений.

На рис. 1 представлена визуализация типичной публикации из сообщества во ВКонтакте, демонстрирующая ключевые метрики взаимодействия пользователей с контентом. Центральным элементом являются три иконки, обозначающие основные метрики: лайки, комментарии и репосты.

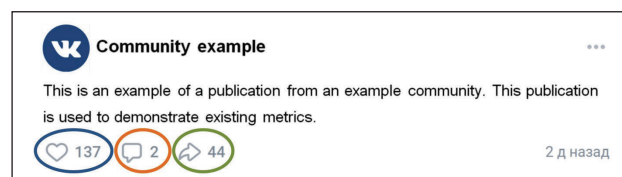


Рис. 1. Пример публикации в социальной сети ВКонтакте

Лайки представляют собой наиболее простой способ взаимодействия пользователей с контентом. Они служат универсальным показателем положительного восприятия публикации и отражают готовность пользователя поддержать или одобрить представленную информацию. На рис. 1 лайки отображены сердечком и окружены синим цветом. В контексте анализа общественного мнения количество лайков может коррелировать с общим уровнем позитивного отношения к обсуждаемой теме. Однако, несмотря на свою доступность и распространенность, лайки предоставляют ограниченные данные, так как не отражают глубину или разнообразие мнений.

^{2, 3} Численность постоянного населения Российской Федерации по муниципальным образованиям на 1 января 2025 года. Федеральная служба государственной статистики (25 апреля 2025) [Электронный ресурс]. URL: <https://rosstat.gov.ru/>. Дата обращения: 26.09.2025.

Комментарии являются более сложной метрикой, которая отражает активное участие пользователей в обсуждении контента. В отличие от лайков, комментарии могут содержать аргументированные мнения, критику или поддержку, что делает их ценным источником информации для анализа общественного мнения. На рис. 1 комментарии отображены иконкой речевого пузыря и окружены оранжевым цветом. Большое количество комментариев свидетельствует о глубоком вовлечении аудитории и способности контента вызывать дискуссии. Благодаря своей текстовой природе комментарии могут быть проанализированы для выявления ключевых тем, настроений и общественных трендов.

Репосты играют важную роль в расширении охвата публикаций и распространении информации среди новых аудиторий. Этот вид взаимодействия свидетельствует о том, что пользователь считает контент достаточно ценным или значимым для своей сети контактов. На рис. 1 репосты отображены иконкой стрелки и окружены зеленым цветом. Репосты способствуют созданию цепной реакции, увеличивая потенциальное влияние сообщения на общественное мнение. Исследования показывают, что активно репостируемый контент имеет большой потенциал для формирования общественного восприятия определенных тем.

Среди рассмотренных метрик комментарии и репосты представляются наиболее ценными для анализа общественного мнения. Комментарии предоставляют качественные данные, которые могут быть проанализированы для выявления тем, настроений и мнений пользователей. Репосты, в свою очередь, являются важным индикатором влияния контента и его способности привлекать внимание более широкой аудитории.

Лайки, хотя и важны для оценки общей популярности контента, предоставляют менее глубокое понимание общественного мнения.

2. Методология анализа данных

На рис. 2 представлена блок-схема, отражающая полный цикл обработки данных, которая демонстрирует систематизированный подход к сбору, подготовке и анализу информации для выявления ключевых паттернов общественного поведения в условиях кризиса.

Авторская методика сбора и анализа данных включает несколько этапов, обеспечивающих полноту и точность результатов. На первом этапе осуществляется поиск сообществ ВКонтакте по ключевым словам (названия городов Архангельск и Екатеринбург) с использованием программного интерфейса приложений API. Далее проводится фильтрация публикаций по восьми категориям чрезвычайных ситуаций (*Пожар, Отключение воды, Авария на дороге, Конфликт, Экологический кризис, Терроризм, Наводнение и Пандемия*), при этом учитываются синонимы и вариации слов для повышения точности анализа.

На этапе предварительной обработки выполняется очистка и структурирование данных: удаляются дубликаты записей, публикации сортируются по дате и категории ЧС, формируется единый набор сообщений с последующей интеграцией метаданных (дата, уникальный идентификатор (ID), текст, количество лайков, комментариев, репостов и число сообщений за день). Этот этап критически важен для обеспечения чистоты данных и последующей корректности анализа, так как некачественные данные могут привести к ошибочным выводам.

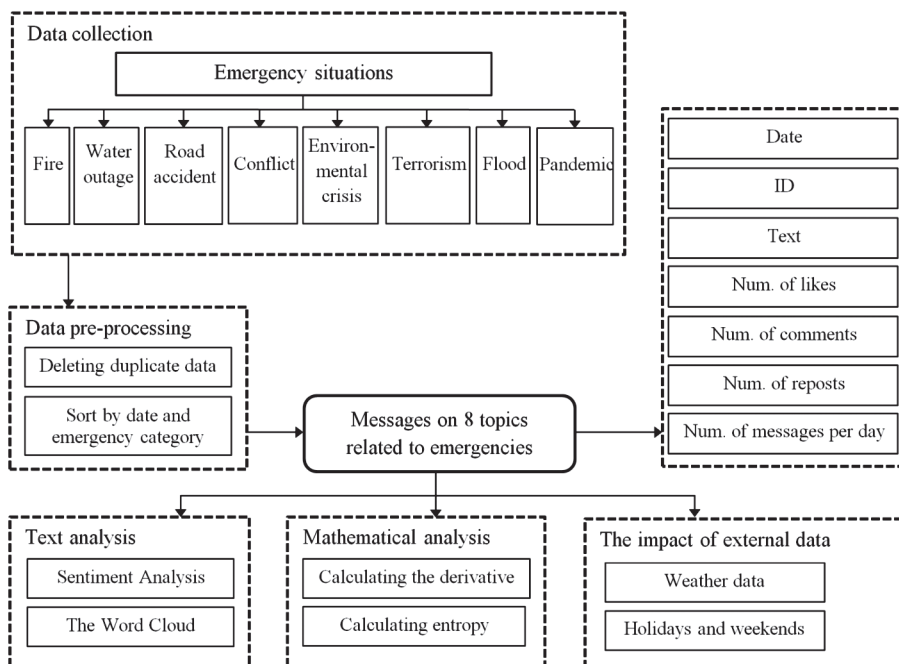


Рис. 2. Система оценки стихийных бедствий в социальных сетях и метод, использованный для анализа

Обработанные данные подвергаются трем параллельным видам анализа:

- Текстовый анализ включает *анализ тональности (Sentiment Analysis)* — классификацию комментариев на положительные, нейтральные, отрицательные. Также строятся *облака слов (The Word Cloud)*, позволяющие визуализировать наиболее частотные термины в обсуждениях. Этот анализ позволяет качественно понять настроения и ключевые темы, доминирующие в обществе в момент ЧС.

- Используемый математический аппарат основан на расчете *информационной энтропии* по формуле Шеннона, что позволяет количественно оценить степень хаотичности распределения комментариев во времени. *Производная энтропии* рассчитывается с использованием метода численного дифференцирования для выявления точек резкого изменения активности. Более детальное описание и результаты применения энтропийного анализа представлены в статьях [1, 2].

- Анализ внешних факторов исследует влияние метеорологических условий (температура, осадки, влажность), а также календарных признаков (праздничные дни, выходные) на уровень социальной активности, что позволяет отделить «естественные» колебания активности (например, снижение в выходные) от «кризисных» всплесков, тем самым повышая точность и надежность системы мониторинга.

Данная схема отражает модульную и комплексную методологию исследования, которая позволяет не только количественно оценить активность пользователей, но и качественно проанализировать их реакцию. Модификации и уточнения в методах анализа могут варьироваться в зависимости от данных и специфики каждого конкретного инцидента. Возможность интегрировать различные методы анализа делает данную методику универсальной и применимой в других контекстах. Исследование выступает как отправная точка для дальнейших работ, в которых будут более подробно разобраны полученные результаты в контексте полной методологии, изложенной в настоящей статье.

3. Результаты исследования

Рис. 3 представляет собой совокупность шести пар столбчатых диаграмм, каждая из которых отображает динамику числа комментариев по одной из шести категорий чрезвычайных ситуаций (Пожар, Авария на дороге, Конфликт, Отключение воды, Терроризм, Пандемия) в двух городах: Архангельске (зеленый цвет) и Екатеринбурге (синий цвет). Все графики охватывают временной период с 1 января по 1 августа 2025 года.

Все диаграммы были построены авторами с использованием Python на основе собранных и обработанных данных. Они демонстрируют количественные различия в динамике реакции пользователей двух городов на различные категории ЧС. Временная дискретизация данных составляет 1 день, что позволяет выявить как

краткосрочные всплески активности, так и долгосрочные тенденции.

Анализ данных выявил парадоксальную закономерность: при численности населения в 5,2 раза меньшей, чем в Екатеринбурге, Архангельск демонстрирует в 2-3 раза более высокую медианную активность по всем категориям ЧС. Эти различия подтверждают гипотезу о том, что поведение пользователей зависит не только от типа события, но и от местных условий. Например, в категории «Пожар» оба города демонстрируют высокую и устойчивую активность, однако характер этой активности существенно различается. В Екатеринбурге наблюдаются более резкие всплески активности, особенно в конце марта и начале апреля, что может указывать на крупные инциденты.

Напротив, в Архангельске активность распределена более равномерно, с множеством локальных пиков, вероятно связанных с мелкими региональными событиями.

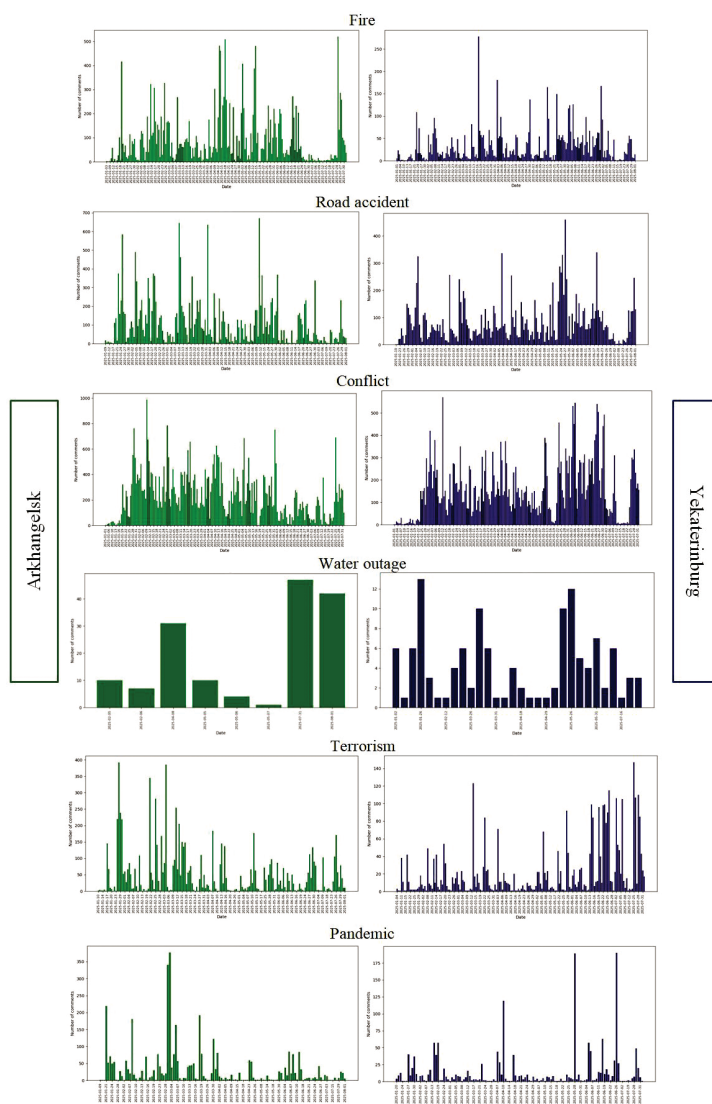


Рис. 3. Некоторые графики зависимости комментариев от времени в период с 01.01.25 по 01.08.25 г. Архангельска (зеленый) и г. Екатеринбурга (синий)

Особое внимание заслуживает категория «Отключение воды». В Архангельске зафиксированы два значительных пика активности – в апреле и 31 июля – 1 августа, что может свидетельствовать о массовых проблемах с водоснабжением. В Екатеринбурге активность в этой категории значительно ниже, но чаще, что может говорить о мелких перебоях или информационных сообщениях, сообщающих о временных неполадках или ремонтных работах. Аналогичная тенденция наблюдается в категории «Пандемия»: в Архангельске активность выше и имеет более продолжительные всплески активности, особенно в марте, тогда как в Екатеринбурге она остается на более низком уровне.

Данные также подтверждают сезонность некоторых событий. Например, увеличение активности в категории «Отключение воды» происходит в периоды технических работ или экстремальных погодных условий. Однако низкая активность в этой категории в обоих городах может свидетельствовать либо о меньшей чувствительности общества к этому типу угроз, либо о недостаточной доступности информации.

Особенно примечательно, что уровень социальной активности в Архангельске по всем категориям чрезвычайных ситуаций в среднем превышает уровень в Екатеринбурге минимум в два раза, несмотря на значительно меньшее население города. Этот феномен может объясняться несколькими факторами. Одной из возможных причин является более высокая плотность социальных связей и более тесное взаимодействие между жителями в менее крупных городах. В таких сообществах информация о локальных событиях распространяется быстрее и вызывает более активную реакцию за счет эффекта «малого города», где проблемы каждого воспринимаются как общие. Кроме того, жители небольших городов могут воспринимать социальные сети как более действенный инструмент для выражения своего мнения и привлечения внимания к проблемам из-за ограниченных возможностей других каналов коммуникации или менее развитой структуры гражданского общества по сравнению с мегаполисами. Также возможно, что в Архангельске существует более высокая гражданская активность и готовность населения участвовать в обсуждении местных проблем, что находит свое отражение в интенсивности использования социальных сетей для реагирования на ЧС.

Заключение

Исследование показывает, что социальные сети являются ценным источником данных для анализа общественной реакции на чрезвычайные ситуации и могут служить индикатором сезонных и локальных угроз, что позволяет заранее готовиться к потенциальным рискам. Особенно важным представляется тот факт, что социальная активность в ответ на чрезвычайные ситуации зависит не только от типа события, но и от таких факторов, как плотность населения, социаль-

ные связи и доступность информации. Выявленные различия в уровнях активности между регионами подчеркивают важность учета местных условий при разработке стратегий информирования и управления кризисными ситуациями.

Таким образом, использование данных из социальных сетей для анализа общественной реакции на ЧС представляет собой перспективное направление исследований, способное повысить надежность и эффективность систем реагирования. Это особенно актуально в условиях необходимости оперативного принятия решений на основе достоверных данных.

Список литературы

1. Timashev S., Malyutina E. Automated entropy analysis of the social consequences of urban man-made accidents and natural catastrophes // *Reliability: Theory & Applications*. 2024. Vol. 19. No. SI 6(81). Pp. 142-150.
2. Тимашев С.А., Малютин Е.В. Энтروпийный анализ социальной активности во время и после крупных аварий городской инфраструктуры. Екатеринбург : Уральский рабочий, 2023. 66 с.
3. Timashev S., Malyutina E. Entropy Analysis of Social Unrest After Large Urban Infrastructure Accidents // *ASCE INSPIRE*. 2023. № 1. Pp. 631–639. DOI: <https://doi.org/10.1061/9780784485163.074>
4. Diakopoulos N., De Choudhury M., Naaman M. Finding and assessing social media information sources in the context of journalism // *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*. 2012. Pp. 2451-2460. DOI: 10.1145/2207676.2208409
5. Kwak H. et al. What is Twitter, a social network or a news media? // *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*. 2010. Pp. 591-600. DOI: 10.1145/1772690.1772751
6. Starbird K., Muzny G., Palen L. Learning from the crowd: Collaborative filtering techniques for identifying on-the-ground Twitterers during mass disruptions // *ISCRAM*. 2012.
7. Zubiaga A., Ji H., Knight K. Curating and contextualizing twitter stories to assist with social newsgathering // *Proceedings of the 2013 international conference on Intelligent user interfaces*. 2013. Pp. 213-224. DOI: 10.1145/2449396.2449424
8. Gao Y. et al. Brand data gathering from live social media streams // *Proceedings of international conference on multimedia retrieval*. 2014. Pp. 169-176. DOI: 10.1145/2578726.2578748
9. Olteanu A. et al. Social data: Biases, methodological pitfalls, and ethical boundaries // *Frontiers in big data*. 2019. Vol. 2. P. 13. DOI: 10.3389/fdata.2019.00013
10. Sung K.H., Lee M.J. Do online comments influence the public's attitudes toward an organization? Effects of online comments based on individuals' prior attitudes // *The Journal of psychology*. 2015. Vol. 149. No. 4. Pp. 325-338. DOI: 10.1080/00223980.2013.879847

11. Hasan M., Orgun M.A., Schwitter R. Real-time event detection from the Twitter data stream using the TwitterNews+ Framework // *Information Processing & Management*. 2019. Vol. 56. No. 3. Pp. 1146-1165. DOI: 10.1016/j.ipm.2018.03.001

12. Teodorescu H.N. Using analytics and social media for monitoring and mitigation of social disasters // *Procedia Engineering*. 2015. Vol. 107. Pp. 325-334. DOI: 10.1016/j.proeng.2015.06.088

References

1. Timashev S., Malyutina E. Automated entropy analysis of the social consequences of urban man-made accidents and natural catastrophes. *Reliability: Theory & Applications* 2024;19:SI6(81):142-150.

2. Timashev S.A., Malyutina E.V. [Entropic analysis of social activity during and after major accidents of urban infrastructure]. Yekaterinburg: Uralsky Rabochy; 2023. (in Russ.)

3. Timashev S., Malyutina E. Entropy Analysis of Social Unrest After Large Urban Infrastructure Accidents. *ASCE INSPIRE* 2023;1:631-639. DOI: <https://doi.org/10.1061/9780784485163.074>.

4. Diakopoulos N., De Choudhury M., Naaman M. Finding and assessing social media information sources in the context of journalism. In: Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems; 2012. Pp. 2451-2460. DOI: 10.1145/2207676.2208409.

5. Kwak H. et al. What is Twitter, a social network or a news media? In: Proceedings of the 19th international conference on World wide web; 2010. Pp. 591-600. DOI: 10.1145/1772690.1772751.

6. Starbird K., Muzny G., Palen L. Learning from the crowd: Collaborative filtering techniques for identifying on-the-ground Twitterers during mass disruptions. *ISCRAM*; 2012.

7. Zubiaga A., Ji H., Knight K. Curating and contextualizing twitter stories to assist with social newsgathering. In: Proceedings of the 2013 international conference on Intelligent user interfaces; 2013. Pp. 213-224. DOI: 10.1145/2449396.2449424.

8. Gao Y. et al. Brand data gathering from live social media streams. In: Proceedings of international conference on multimedia retrieval; 2014. Pp. 169-176. DOI: 10.1145/2578726.2578748.

9. Olteanu A. et al. Social data: Biases, methodological pitfalls, and ethical boundaries. *Frontiers in big data* 2019;2:13. DOI: 10.3389/fdata.2019.00013.

10. Sung K.H., Lee M.J. Do online comments influence the public's attitudes toward an organization? Effects of

online comments based on individuals' prior attitudes. *The Journal of psychology* 2015;149(4):325-338. DOI: 10.1080/00223980.2013.879847.

11. Hasan M., Orgun M.A., Schwitter R. Real-time event detection from the Twitter data stream using the TwitterNews+ Framework. *Information Processing & Management* 2019;56(3):1146-1165. DOI: 10.1016/j.ipm.2018.03.001.

12. Teodorescu H.N. Using analytics and social media for monitoring and mitigation of social disasters. *Procedia Engineering* 2015;107:325-334. DOI: 10.1016/j.proeng.2015.06.088.

Сведения об авторе

Елизавета Владимировна Малютина, младший научный сотрудник Федерального государственного бюджетного учреждения науки Научно-инженерный центр «Надежность и ресурс больших систем и машин» Уральского отделения Российской академии наук, аспирант УрО РАН. Адрес: ул. Студенческая, 54-а, г. Екатеринбург, Свердловская область, Российская Федерация, 620049. e-mail: 2malyutina2@mail.ru

About the author

Elizaveta V. Malyutina, Junior Researcher, Science and Engineering Center «Reliability and Safety of Large Systems and Machines», Ural Branch of the Russian Academy of Sciences; postgraduate student, UB RAS. Address: 54-a Studencheskaya St., Yekaterinburg, Sverdlovsk Region, Russian Federation, 620049. e-mail: 2malyutina2@mail.ru

Вклад автора

Исследование проведено автором самостоятельно в полном объеме: выполнен анализ современной научной литературы по теме социальных сетей и их роли в контексте чрезвычайных ситуаций, разработана методология сбора и анализа данных из социальной сети ВКонтакте, включая создание блок-схемы обработки данных, осуществлен сбор эмпирических данных из открытых групп для городов Архангельска и Екатеринбурга, реализовано три параллельных вида анализа – текстовый, математический и анализ внешних факторов для восьми категорий чрезвычайных ситуаций, сформулированы выводы о региональных особенностях социальной активности.

Конфликт интересов

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.