

Научная статья

УДК 005.521; DOI: 10.61260/1998-8990-2025-4-52-63

АНАЛИЗ МЕТОДОВ И ПОДХОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ ПРОИСШЕСТВИЙ ПО ИНФОРМАЦИИ ИЗ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

✉ Дейнека Евгений Григорьевич.

Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России, Санкт-Петербург, Россия

✉ degif@yandex.ru

Аннотация. Проведён анализ методов и подходов прогнозирования развития происшествий по информации из социальных сетей. Показана актуальность темы исследования, продемонстрировано, что существующие методы и подходы обладают рядом недостатков, которые не позволяют в должной степени использовать их для решения задач МЧС России. В заключении статьи автор приходит к мнению о целесообразности разработки новой авторской методики, в которой будут исключены выявленные недостатки.

Ключевые слова: социальные сети, прогнозирование, происшествия, экстренные службы, информационные технологии

Для цитирования: Дейнека Е.Г. Анализ методов и подходов прогнозирования развития происшествий по информации из социальных сетей // Проблемы управления рисками в техносфере. 2025. № 4 (76). С. 52–63. DOI: 10.61260/1998-8990-2025-4-52-63.

Scientific article

ANALYSIS OF METHODS AND APPROACHES FOR PREDICTING THE DEVELOPMENT OF INCIDENTS BASED ON INFORMATION FROM SOCIAL NETWORKS

✉ Deineka Evgeny G.

Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia, Saint-Petersburg, Russia

✉ degif@yandex.ru

Abstract. This article analyzes methods and approaches for predicting incident development using social media information. It demonstrates the relevance of the research topic and demonstrates that existing methods and approaches have several shortcomings that prevent them from being adequately utilized to address the needs of EMERCOM of Russia. In the article's conclusion, the author concludes that it would be beneficial to develop a new, proprietary methodology that would address the identified shortcomings.

Keywords: social networks, forecasting, incidents, emergency services, information technology

For citation: Deineka E.G. Analysis of methods and approaches for predicting the development of incidents based on information from social networks // Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere = Problems of risk management in the technosphere. 2025. № 4 (76). P. 52–63. DOI: 10.61260/1998-8990-2025-4-52-63.

Введение

Количество происшествий и чрезвычайных ситуаций (ЧС) на территории Российской Федерации постоянно растёт, вместе с этим возрастают и количество жертв, объём материальных затрат. С целью улучшения ситуации необходимо внедрение новых информационных технологий, которые позволяют сократить время реагирования экстренных служб на вызовы и принимать более взвешенные решения по координации сил и средств спасателей.

Всё большую популярность в настоящее время набирают системы анализа информации из социальных сетей. Данное направление является перспективным для развития и совершенствования по причине всё большего внедрения социальных сетей в жизнь общества и ускорения потока обмена информацией между людьми.

По мнению автора, актуальность разработки новых методов анализа информации о происшествиях из социальных сетей, а также модернизация существующих обусловлена следующими ключевыми факторами:

- повышение точности и полноты информации: анализ социальных сетей помогает выявлять скрытые или недоступные через традиционные источники сведения, что способствует более точной оценке ситуации;

- быстрота получения информации: социальные сети позволяют получать данные о происшествиях практически в реальном времени, что значительно ускоряет реагирование спасателей. К примеру, информация о дорожно-транспортном происшествии (ДТП) может попасть в статистику через неделю или даже месяц, но граждане оперативно фиксируют ДТП и вносят их в сообщество социальной сети, что позволяет искать проблемные места в городе в режиме онлайн;

- объём и разнообразие данных: миллионы пользователей делятся информацией о ЧС, что даёт возможность собирать широкий спектр гетерогенных данных;

- оптимизация ресурсов: автоматизированные методы анализа позволяют более эффективно распределять силы и средства МЧС России, сосредотачиваясь на наиболее значимых и неотложных ситуациях. Ввиду сложности коммуникации оперативные службы часто агрегируют информацию с большим запозданием;

- улучшение взаимодействия с населением: быстрый обмен информацией с гражданами способствует повышению доверия и координации действий;

- предотвращение и профилактика: мониторинг социальных сетей позволяет выявлять потенциальные угрозы и предупреждать о возможных происшествиях заранее;

- технологический прогресс: развитие искусственного интеллекта, машинного обучения и обработки естественного языка делает возможным автоматическую фильтрацию, классификацию и анализ больших объёмов данных.

- адаптация к современным вызовам: в условиях увеличения числа ЧС и их сложности использование социальных сетей становится необходимым инструментом для своевременного реагирования.

С целью систематизации информации о существующих методах и подходах, позволяющих анализировать социальные сети, проведён анализ данных средств.

Аналитическая часть

В научной статье [1] авторами разработан картографический сервис мониторинга потребностей населения в развитии инфраструктуры городской среды с применением автоматизированных систем обработки данных из социальных сетей. Целью работы являлось применение методов извлечения адреса из текстовых сообщений о происшествиях в социальных сетях для формирования геопривязанных данных в формате GeoJSON, которые

в дальнейшем можно использовать в геоинформационных системах или АПК «Безопасный город». Основной функцией сервиса является автоматическое определение темы поста и распознавание адреса. Программный продукт (ПП) позволяет анализировать две темы: угон и авария. В основе работы сервиса лежит технология *natasha 1.4.0 + yargs-парсер*. Внедрение в практику показало точность полученных результатов более 70 %.

В работе сервиса были выявлены следующие недостатки:

- низкая скорость работы алгоритмов;
- невысокая точность результатов;
- неполная автоматизация процесса;
- сложность управления неподготовленными пользователями.

В настоящее время ведётся модернизация и расширение сервиса в областях анализа преступных нападений, пожаров и ограблений. Планируется, что результатом работы станет интерактивное распределение на карте происшествий в городе с выделением самых аварийных или проблемных участков, а также районов, где больше всего происходит угонов.

В научной статье [2] автором предложен ПП, позволяющий анализировать тональность текстов сообщений из социальных сетей. Основным критерием, используемым для работы алгоритмов программы, являлась популярность (большое количество подписчиков, а также позиция в поисковом перечне). Метод позволяет получить тексты сообщений, ID-поста, ID-сообщества, количество комментариев.

Также метод позволяет определить настроение групп пользователей, что может быть полезно для мониторинга настроений общества в политологических, социологических и маркетинговых исследованиях. Принцип работы продукта состоит в последовательной токенизации, удалении стоп-слов, лемматизации и оценки тональности текста. По заявлению автора, разработанный ПП может успешно применяться для мониторинга настроения общества.

В работе ПП были выявлены следующие недостатки:

- сложность интерпретации контекста (возможно неправильное определение тональность из-за сложных контекстных зависимостей, сарказма, иронии или двойных значений);
- ограничения в лингвистической базе данных (словари могут быть недостаточно полными или актуальными, особенно для новых сленгов или терминов);
- зависимость от качества данных (наличие орфографических ошибок или сокращений в сообщениях ухудшает точность анализа);
- культурные и языковые особенности (методы, обученные на данных одного языка или культуры, могут плохо работать при анализе сообщений на другом языке или в другой культурной среде);
- недостаточная способность к пониманию эмоций (модели могут с трудом распознавать тонкие эмоциональные нюансы или комплексные эмоциональные состояния);
- неспособность учитывать метаданные. Анализ зачастую фокусируется только на тексте, игнорируя дополнительные данные (например, время, авторство), которые могли бы помочь в интерпретации.

В статье авторы [3] для сравнительного анализа текстов сообществ, *Telegram*-каналов использовали методы корпусного анализа, выявляющие дифференцирующие признаки текстов различной природы. Исследования проводились на импортированных данных из *Telegram*-каналов. С помощью UMR – модели информационного взаимодействия были сформированы графы взаимодействующих объектов. Модель позволила описать распространение информации за импортируемый промежуток времени, в которой учитывается количество внешних ссылок в постах (U), количество постов (M) и количество репостов (R) с весовыми коэффициентами.

Несмотря на многочисленные преимущества, предложенный подход обладает рядом недостатков:

- сложность реализации;
- невысокая точность результатов;
- ограниченная масштабируемость;
- слабая интерпретация контекста;
- предвзятость результатов вычислений;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- высокая сложность использования.

В статье [4] авторами предложена оригинальная методика анализа данных о ЧС в социальных сетях. Данная методика позволяет анализировать информацию, опубликованную в социальных сетях о происходящих происшествиях, с целью сокращения времени реагирования на ЧС, а также своевременного предотвращения распространения ложной информации. В методике имеются следующие недостатки:

- неспособность учитывать метаданные;
- сложность интерпретации контекста;
- зависимость от качества данных (наличие орфографических ошибок или сокращений в сообщениях ухудшает точность анализа);
- не учитываются культурные и языковые особенности и т.д.

Помимо методики в статье представлен процесс распространения информации по социальным сетям, выявлены параметры, влияющие на скорость её популяризации, представлены два уровня анализа данных (уровень отдельных пользователей и уровень сообществ), представлена стохастическая игровая модель взаимодействия пользователей при обмене информацией. Также в ряде работ авторов [5–7] по данной тематике предложен алгоритм многокритериального анализа текстовой информации и модели описания информационных ресурсов социальных сетей.

В научной статье [8] представлен оригинальный метод «генерации социальных графов» посредством анализа сфер влияния отдельных пользователей. Данный метод позволяет: моделировать социальные структуры; идентифицировать группы пользователей; моделировать распространение социальных влияний; проводить поиск социальных объектов. В основе метода лежит самоорганизующаяся сеть Кохонена, которая анализирует текстовую и визуальную информацию пользователей, формируя спектр их интересов для получения психологического шаблона человека. Далее проводится кластеризация выявленных шаблонов для формирования основных классов пользователей социальных сетях. Для анализа и выделения категорий используются следующие данные: пол, дата рождения, личная информация, номер телефона (статус его подверженности), адрес электронной почты (семантический анализ адреса), дата создания страницы, количество друзей, семантический анализ публикаций, группы, в которых состоит пользователь или его друзья, политические взгляды и т.д.

К недостаткам метода относятся:

- не учитывается вероятность ложной информации, которую пользователь оставляет о себе на своей страничке;
- высокая трудозатратность;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- зависит от качества данных;
- неэффективная фильтрация шума;
- высокая сложность в идентификации информации и т.д.

В научной статье [9] представлен метод обработки мультимодальных данных, получаемых из социальных сетей, а именно геолокации и смысловой нагрузки текста. Данный метод позволяет осуществлять психологическое профилирование пользователей с помощью:

данных о перемещении пользователей; темпоральности; сообщений; медиаданных. Метод обладает следующими недостатками:

- зависит от качества данных;
- сложность сопоставления разных аккаунтов одного человека (при наличии) в сети интернет;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- поверхностная обработка темпоральности данных;
- неэффективная фильтрация шума и т.д.

В научной статье [10] предложен многокритериальный метод получения информации из социальных сетей, который состоит из четырёх уровней анализа: структурный, ресурсный, нормативный и динамический.

Структурный уровень представляет социальную сеть в виде абстрактного графа, где пользователи – это его вершины, а связи между ними – ребра. Анализ данных сети производится посредством: классификации и кластеризации. В плоскости используются следующие показатели: расположение вершин в зависимости друг от друга, транзитивность действий пользователей, центральность, геометрическая форма сети.

Ресурсный уровень рассматривает отношения пользователей и их возможности по привлечению индивидуальных (авторитетность, социальный слой, национальность, гендерная принадлежность) и сетевых (влияние, статус, объем и характер информации) ресурсов для достижения определённых целей. Основным показателем плоскости является «сила структурной позиции», который вычисляет разницу в ресурсах участников сети. Для проведения вычислений используется следующие подходы: методы случайных блужданий; алгоритм ссыльного ранжирования PageRank; сенсорный и потоковый анализ; методы интеграции данных; анализ мультимедиа; анализ текстовой информации.

Нормативный уровень позволяет анализировать доверие между пользователями. Этому способствует изучение норм и правила, влияющих на поведение участников в социальной сети и процессы их взаимодействий. Для этого авторы используют подход АСО (от англ. Ant Colony Optimization).

Динамический уровень обладает инструментами, которые анализируют появление новых профилей пользователей, удаление профилей, появление и удаление связей между профилями и сообществами, относительно определённого временного интервала. В данной плоскости прогнозируется вероятность формирования связей в сетях, а также анализируется их структура. Основной задачей направления является определение, будут ли две конкретные вершины соединены друг с другом через некоторый промежуток времени. Решение задачи производится при помощи моделирования, основанного на таких характеристиках сети, как количество общих соседей рассматриваемой вершины, геодезическое расстояние; влиятельность вершины; момент первого попадания в социальную сеть и т.д. К недостаткам метода можно отнести следующие:

- предвзятость результатов вычислений;
- сложность интерпретации результатов вычислений;
- ограниченная масштабируемость;
- не воспринимает эмоций;
- слабая интерпретация контекста;
- не воспринимает культурные и языковые особенности;
- не учитывает метаданные и т.д.

В научной статье [11] авторами предложен метод анализа диад и триад в социальных сетях. Под диадой понимаются два пользователя связанные между собой следующими возможными комбинациями: отсутствие связей; направленная связь от первого пользователя ко второму; направленная связь от второго к первому; обоюдная двухсторонняя связь. Диады при анализе позволяют определить вероятность наличия связей у соседних пар; определение

условий передачи информации между пользователями; зависимость связей от свойств пользователей; определение условий направлений передачи информации и т.д. В триадах помимо перечисленных возможностей диад доступна также проверка на транзитивность. К недостаткам метода можно отнести следующие:

- не учитывает метаданные;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- зависит от качества данных;
- неэффективная фильтрация шума;
- не учитывается защита конфиденциальности данных пользователей;
- предвзятость результатов вычислений;
- слабая интерпретация контекста и т.д.

В научной работе [12] представлены методы обработки естественного языка (от англ. Natural Language Processing, NLP), которые используется для автоматической обработки текстовых сообщений, комментариев и постов в социальных сетях. Методы включают токенизацию, лемматизацию, распознавание именованных сущностей, анализ тональности и классификацию сообщений по категориям (например, о пожаре, наводнении, аварии). К недостаткам методов относятся следующие [13]:

- сложность интерпретации результатов вычислений;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- не воспринимает эмоций;
- зависит от качества данных;
- предвзятость результатов вычислений;
- неэффективная фильтрация шума;
- не учитывается защита конфиденциальности данных пользователей;
- ограниченная масштабируемость и т.д.

В научной работе [14] авторами представлены методы анализа тональности сообщений в социальных сетях. Автоматический анализ тональности помогает определить эмоциональную окраску сообщений, что важно для выявления срочных и опасных ситуаций. Также используются методы выявления ключевых слов и фраз, указывающих на ЧС. К недостаткам методов относятся следующие [15]:

- зависит от качества данных;
- ограниченная масштабируемость;
- сложность интерпретации результатов вычислений;
- неэффективная фильтрация шума;
- не учитывается защита конфиденциальности данных пользователей;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети и т.д.

В научной работе [16] авторами представлены методы автоматической классификации событий при помощи алгоритмов машинного обучения. Данные методы в своей работе используют такие алгоритмы, как SVM, Random Forest, нейронных сетей для автоматической классификации сообщений по типам происшествий и степени их опасности. К недостаткам методов относятся следующие [17]:

- сложность интерпретации результатов вычислений;
- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- зависит от качества данных;
- не воспринимает эмоций;
- неэффективная фильтрация шума;
- предвзятость результатов вычислений;
- не воспринимает культурные и языковые особенности;
- ограниченная масштабируемость и т.д.

В исследовании [18] предложен метод обработки данных из социальных сетей с использованием графовых моделей, включая стохастическую блоковую, вероятностную графовую и стандартную графовую модели. Эти модели оцениваются с применением различных метрик, таких как: минимальное количество рёбер; авторитетность пользователей; центральность по близости, отражающая скорость распространения информации в сети; коэффициент плотности; количество путей, соединяющих вершины, а также центральность. К недостаткам методов относятся следующие [18]:

- ограниченная масштабируемость;
- неэффективная фильтрация шума;
- не учитывается защита конфиденциальности данных пользователей;
- не воспринимает эмоций;
- зависит от качества данных и т.д.

В научной работе [19] представлен метод блочной оптимизации, который позволяет выявлять группы сообществ, их коммуникационные связи и иерархическую структуру в сетях. Этот подход способствует сегментации сообществ на уровнях, что облегчает их анализ. Авторы применили данный метод к сети мобильной телефонной связи для идентификации языковых сообществ посредством анализа веб-графа. Для реализации метода были разработаны: алгоритм обнаружения межсоциальных связей между сообществами; рекурсивный алгоритм объединения схожих узлов сообществ; а также методы оптимизации, основанные на максимизации целевой функции. Качество полученных результатов оценивалось с помощью показателя блочного разделения. Основным недостатком данного подхода является ограничение по использованию памяти. К недостаткам методов относятся следующие [19]:

- неэффективная фильтрация шума;
- не воспринимает эмоций;
- ограниченная масштабируемость;
- слабая интерпретация контекста;
- предвзятость результатов вычислений;
- сложность интерпретации результатов вычислений и т.д.

В научной статье [20] разработана модель смешанного членства в стохастически формирующихся группах. Данная модель основана на анализе попарных измерений и прогнозировании их изменений, что позволяет вычислить динамику изменения численности членов в формирующихся группах и провести их кластеризацию по заданным требованиям. К недостаткам методов относятся следующие [20]:

- отсутствует учёт и контроль изменчивости сети;
- не учитывается защита конфиденциальности данных пользователей;
- слабая интерпретация контекста;
- предвзятость результатов вычислений и т.д.

Результаты проведённого сравнительного анализа недостатков существующих методов и подходов, позволяющих обрабатывать информацию из социальных сетей обобщены в таблице.

Таблица

**Сравнительный анализ недостатков способов и подходов
получения и обработки информации из социальных сетей**

Методы	Недостатки методов														Баллы		
	Низкая скорость работы алгоритмов	Невысокая точность результатов	Неполная автоматизация процесса	Сложность управления	Субъективность вычислений	Зависимость от достоверности данных	Высокие временные затраты	Ограничения в лингвистической БД	Слабая интерпретация контекста	Зависимость от качества данных	Не учитывает культурные особенности	Не распознаёт эмоции	Не учитывает метаданные	Сложность реализации	Ограниченнная масштабируемость		
[1]	+	+	+	+	+	–	–	–	+	–	–	+	–	–	–	6	
[2]	–	–	–	+	–	–	–	+	+	+	+	+	+	–	–	7	
[3]	–	+	+	–	–	+	–	–	+	–	–	–	–	+	+	6	
[8]	+	–	–	+	–	–	+	–	–	+	–	–	–	+	–	5	
[9]	–	+	–	–	+	–	–	–	+	–	+	–	+	+	–	6	
[10]	+	–	+	+	+	–	–	+	–	–	–	+	+	–	–	7	
[11]	–	–	+	+	–	+	–	+	+	+	–	–	–	–	+	7	
[12]	+	–	+	–	+	+	+	–	–	+	–	+	–	–	+	–	8
[14]	–	+	+	+	–	–	–	+	–	+	–	–	–	–	–	5	
[16]	–	–	+	–	–	+	–	+	+	–	+	+	–	–	+	7	
[18]	–	+	–	+	+	+	–	–	+	+	–	–	–	+	–	8	
[19]	+	–	+	+	+	–	–	+	+	–	–	–	–	+	+	8	
[20]	–	+	+	+	–	–	–	–	–	–	–	+	+	–	–	5	
Всего	5	6	9	9	5	5	2	6	8	6	3	6	5	6	4		

Проведённый анализ показал, что наибольшим количеством недостатков обладают: методы обработки естественного языка NLP [12]; «метод обработки данных из социальных сетей с использованием графовых моделей» [18] и «метод блочной оптимизации» [19]. В свою очередь, наименьшим количеством недостатков обладают: метод «генерации социальных графов» посредством анализа сфер влияния отдельных пользователей [8]; методы анализа тональности сообщений в социальных сетях [14]; модель смешанного членства в стохастически формирующихся группах [20].

Также, среди проанализированных методов чаще всего встречались следующие недостатки: «неполная автоматизация процесса вычислений» и «сложность управления методами». Реже всего встретились недостатки, заключающиеся в высоких временных затратах на обработку данных.

Заключение

Таким образом, проведённый анализ в настоящей статье свидетельствует об отсутствии в настоящее время комплексной методики получения достоверных данных из социальных сетей для решения задач экстренных служб. Следовательно, необходима разработка нового научно-методического средства, в котором будут учтены имеющиеся уязвимые места и недостатки существующих подходов. Планируемая к разработке методика, а также её программная реализация должны будут обладать следующими характеристиками:

- высокоточное распознание эмоции авторов сообщений и смыслового содержания текстов;
- высокая скорость работы алгоритмов;
- высокая точность результатов вычислений;
- формализация показателей, используемых для вычисления конечного результата;
- автоматизация процесса вычисления;
- лёгкость управления и взаимодействия с программной реализацией методики;
- независимость от качества данных, поступающих на вход программы и методики;
- автономный поиск и проверка достоверных источников информации и самих данных;
- низкие временные затраты на вычисления;
- высокоточная интерпретация контекста сообщений о происшествиях;
- учёт культурных особенностей местности, где используется методика и программная реализация;
- учёт метаданных;
- неограниченная масштабируемость.

По мнению автора, данные характеристики предлагаемых к разработке средств гипотетически позволяют на качественно новом уровне делать прогнозы развития происшествий по информации из социальных сетей, что впоследствии приведёт к повышению безопасности граждан Российской Федерации.

Список источников

1. Беген П.Н., Низомутдинов Б.А. Разработка метода извлечения адреса из текста сообщений о происшествиях в социальных сетях для формирования геопривязанных данных // Альманах научных работ молодых учёных университета ИТМО. СПб., 2021. С. 152–155.
2. Агеева А.А. Анализ тональности постов сообществ социальной сети «Вконтакте» // Общество. Наука. Инновации (НПК-2022): сб. статей XXII Всерос. науч.-практ. конф.: в 2-х т. Киров, 2022. С. 172–179.
3. Фокина А.И., Чеповский А.А., Чеповский А.М. Использование платформы ТХМ корпусного анализа для анализа текстов сообществ социальных сетей // Вестник НГУ. Сер.: Информационные технологии. 2023. Т. 21. № 2. С. 29–38. DOI: 10.25205/1818-7900-2023-21-2-29-38.
4. Методика анализа данных о чрезвычайных ситуациях в социальных сетях / А.В. Вострых [и др.] // Современные научоемкие технологии. 2023. № 6. С. 81–88. DOI: 10.17513/snt.39635.
5. Вострых А.В., Самарин М.А., Максимов А.В. Анализ существующих подходов получения и обработки данных из социальных сетей // Научно-аналитический журнал «Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России». 2023. № 1. С. 109–120.
6. Вострых А.В., Медведев Д.В. Алгоритм многокритериального анализа текстовой информации // Научно-аналитический журнал «Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России». 2023. № 3. С. 118–128.

7. Вострых А.В., Самарин М.А., Модели описания информационных ресурсов социальных сетей // Студент: наука, профессия, жизнь: материалы X Всерос. студенческой науч. конф. с междунар. участием: в 5-ти ч. Омск, 2023. С. 288–293.
8. Ding J., Liu L., Wang Yu. Stochastic Game Model for Information Dissemination of Emergency Events in Social Network // Intelligence and Security Informatics (ISI), IEEE International Conference. 2013. Р. 166–168.
9. Синев М.П. Алгоритмический подход к анализу профиля пользователя социальной сети на основе мультимодальных темпоральных данных // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2020. Т. 9. № 1 (49). С. 14–20.
10. Batura T.V. Models and methods of analysis of computer social networks // Software products and systems. 2013. № 3. Р. 24–39.
11. Gandon F., Buffa M., Corby O. Semantic Social Network Analysis // Proc. 8th Intern. Semantic Web Conf. 2009. Р. 180–195.
12. Журафски Д., Мартин Дж. Х. Speech and Language Processing. URL: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/> (дата обращения: 20.09.2025).
13. Cambria E., White B. Jumping NLP Curves: A Review of Natural Language Processing Research // IEEE Computational Intelligence Magazine. 2014. Т. 9. № 2. С. 48–57.
14. Liu B. Sentiment Analysis and Opinion Mining // Synthesis Lectures on Human Language Technologies. 2012. № 5 (1). 167 с.
15. Feldman R. Techniques and Applications for Sentiment Analysis // Communications of the ACM. 2013. № 56 (4). Р. 82–89.
16. Bishop C.M., Бишоп К.М. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. 2006. Р. 19–24.
17. Zhang Yu., Zhang D. Deep Learning for Social Media Data Analysis // IEEE Transactions on Neural. 2018. Р. 81–94.
18. Leskovec J., Kleinberg J., Faloutsos C. Graphs over time: Densification laws, shrinking diameters and possible explanations // Proc. 11th ACM SIGKDD Intern. Conf. on Knowledge Discovery in Data Mining. NY. 2005. Р. 177–187.
19. Vincent D.B., Jean-Loup G., Renaud L. Fast unfolding of communities in large networks // arXiv: 0803.0476v2. 2008. Р. 594–609.
20. Airoldi E.M. Mixed membership stochastic blockmodels // Learn. Res. 9. 2008. Р. 1981–2014.

References

1. Begen P.N., Nizomutdinov B.A. Razrabotka metoda izvlecheniya adresa iz teksta soobshchenij o proisshestviyah v social'nyh setyah dlya formirovaniya geoprivyazannyh danniy // Al'manah nauchnyh rabot molodyh uchyoniy universiteta ITMO. SPb., 2021. S. 152–155.
2. Ageeva A.A. Analiz tonal'nosti postov soobshchestv social'noj seti «Vkontakte» // Obshchestvo. Nauka. Innovacii (NPK-2022): sb. statej XXII Vseros. nauch.-prakt. konf.: v 2-h t. Kirov, 2022. S. 172–179.
3. Fokina A.I., Chepovskij A.A., Chepovskij A.M. Ispol'zovanie platformy TXM korpusnogo analiza dlya analiza tekstov soobshchestv social'nyh setej // Vestnik NGU. Ser.: Informacionnye tekhnologii. 2023. Т. 21. № 2. С. 29–38. DOI: 10.25205/1818-7900-2023-21-2-29-38.
4. Metodika analiza danniy o chrezvychajnyh situaciyah v social'nyh setyah / A.V. Vostryh [i dr.] // Sovremennye naukoemkie tekhnologii. 2023. № 6. С. 81–88. DOI: 10.17513/snt.39635.
5. Vostryh A.V., Samarin M.A., Maksimov A.V. Analiz sushchestvuyushchih podhodov polucheniya i obrabotki danniy iz social'nyh setej // Nauchno-analiticheskij zhurnal «Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta Gosudarstvennoj protivopozharnoj sluzhby MCHS Rossii». 2023. № 1. С. 109–120.

6. Vostryh A.V., Medvedev D.V. Algoritm mnogokriterial'nogo analiza tekstovoj informacii // Nauchno-analiticheskij zhurnal «Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta Gosudarstvennoj protivopozharnoj sluzhby MCHS Rossii». 2023. № 3. S. 118–128.
7. Vostryh A.V., Samarin M.A., Modeli opisaniya informacionnyh resursov social'nyh setej // Student: nauka, professiya, zhizn': materialy X Vseros. studencheskoy nauch. konf. s mezhdunar. uchastiem: v 5-ti ch. Omsk, 2023. S. 288–293.
8. Ding J., Liu L., Wang Yu. Stochastic Game Model for Information Dissemination of Emergency Events in Social Network // Intelligence and Security Informatics (ISI), IEEE International Conference. 2013. P. 166–168.
9. Sinev M.P. Algoritmicheskij podhod k analizu profilya pol'zovatelya social'noj seti na osnove mul'timodal'nyh temporal'nyh dannyh // XXI vek: itogi proshloga i problemy nastoyashchego plus. 2020. T. 9. № 1 (49). S. 14–20.
10. Batura T.V. Models and methods of analysis of computer social networks // Software products and systems. 2013. № 3. P. 24–39.
11. Gandon F., Buffa M., Corby O. Semantic Social Network Analysis // Proc. 8th Intern. Semantic Web Conf. 2009. P. 180–195.
12. Zhurafski D., Martin Dzh. H. Speech and Language Processing. URL: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/> (data obrashcheniya: 20.09.2025).
13. Cambria E., White B. Jumping NLP Curves: A Review of Natural Language Processing Research // IEEE Computational Intelligence Magazine. 2014. T. 9. № 2. S. 48–57.
14. Liu B. Sentiment Analysis and Opinion Mining // Synthesis Lectures on Human Language Technologies. 2012. № 5 (1). 167 s.
15. Feldman R. Techniques and Applications for Sentiment Analysis // Communications of the ACM. 2013. № 56 (4). P. 82–89.
16. Bishop C.M., Bishop K.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. 2006. P. 19–24.
17. Zhang Yu., Zhang D. Deep Learning for Social Media Data Analysis // IEEE Transactions on Neural. 2018. P. 81–94.
18. Leskovec J., Kleinberg J., Faloutsos C. Graphs over time: Densification laws, shrinking diameters and possible explanations // Proc. 11th ACM SIGKDD Intern. Conf. on Knowledge Discovery in Data Mining. NY. 2005. P. 177–187.
19. Vincent D.B., Jean-Loup G., Renaud L. Fast unfolding of communities in large networks // arXiv: 0803.0476v2. 2008. P. 594–609.
20. Airoldi E.M. Mixed membership stochastic blockmodels // Learn. Res. 9. 2008. P. 1981–2014.

Информация о статье:

Статья поступила в редакцию: 08.10.2025; одобрена после рецензирования: 26.11.2025;
принята к публикации: 08.12.2025

The information about article:

The article was submitted to the editorial office: 08.10.2025; approved after review: 26.11.2025;
accepted for publication: 08.12.2025

Информация об авторах:

Дейнека Евгений Григорьевич, соискатель кафедры пожарной, аварийно-спасательной техники и автомобильного хозяйства Санкт-Петербургского университета ГПС МЧС России (196105, Санкт-Петербург, Московский пр., д. 149)

Information about the authors:

Deineka Evgeny G., applicant of the department of fire, emergency rescue equipment and automotive industry of Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia (196105, Saint-Petersburg, Moskovsky ave., 149)