

**Брянцев Дмитрий Алексеевич**

Студент

МИРЭА - Российский технологический университет

## **КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД АВТОМАТИЗИРОВАННОГО АНАЛИЗА ТОНАЛЬНОСТИ ТЕКСТОВ НА РУССКОМ ЯЗЫКЕ ДЛЯ МОНИТОРИНГА УРОВНЯ СОЦИАЛЬНОЙ НАПРЯЖЕННОСТИ В ОБЩЕСТВЕ**

**Аннотация:** Данная работа посвящена разработке комбинированного метода автоматизированного анализа тональности текстов на русском языке для мониторинга уровня социальной напряженности в обществе. В исследовании обоснована актуальность использования данных социальных сетей как инструмента оперативного отслеживания общественных настроений в противовес традиционным социологическим опросам. Предложенный гибридный подход интегрирует классификатор на базе метода опорных векторов (SVM) и метод ключевых слов, используя алгоритм учета степени уверенности каждой модели для принятия финального решения. В качестве признакового пространства применяются n-граммы с использованием метрик TF-IDF и Relevance Frequency. Экспериментальная проверка проводилась на датасете «Russian sentiment dataset» с использованием метрик точности, полноты и F1-меры. Результаты тестирования подтвердили эффективность комбинированного метода, который продемонстрировал более высокие показатели качества классификации по сравнению с одиночными алгоритмами.

**Ключевые слова:** анализ тональности, социальная напряженность, социальные сети, метод опорных векторов (SVM), метод ключевых слов, гибридный подход, машинное обучение, общественные настроения.

**Annotation:** This work is devoted to the development of a combined method of automated analysis of the tonality of texts in Russian for monitoring the level of social tension in society. The study substantiates the relevance of using social media data as a tool for promptly tracking public sentiment, as opposed to traditional sociological surveys. The proposed hybrid approach integrates a classifier based on the support vector machine (SVM) and the keyword method, using an algorithm that takes into account the degree of confidence of each model to make the final decision. N-grams using TF-IDF and Relevance Frequency metrics are used as the feature space. The experimental verification was carried out on the Russian sentiment

dataset using accuracy, completeness, and F1-measure metrics. The test results confirmed the effectiveness of the combined method, which demonstrated higher classification quality indicators compared to single algorithms.

**Keywords:** tonality analysis, social tension, social networks, support vector machine (SVM) method, keyword method, hybrid approach, machine learning, public sentiment.

## **Введение**

В современном мире существует огромное количество данных, и одним из самых популярных способов их хранения являются тексты, написанные на естественном языке [1]. С развитием социальных медиа пользователи ежедневно создают текстовые материалы, включающие не только личные суждения, но и дополнительную информацию, такую как геотеги и временные метки [3]. Это открывает уникальные возможности для мониторинга общественных настроений в режиме реального времени. Для обеспечения стабильности государства необходимо предотвращать социальные кризисы. В современном мире общества сталкиваются с такими явлениями, как «социальные взрывы», например, протесты «желтых жилетов» во Франции или волнения, вызванные «Брекситом». Эти события представляют угрозу для государственного устройства и приводят к экономическим убыткам. [12]. Постоянный контроль за уровнем социальной напряжённости помогает предсказывать и предотвращать возможные конфликты.

Социологические опросы часто не могут точно предсказать возможные социальные волнения, поскольку они могут быть подвержены субъективности, ограничены по объёму выборки и не всегда успевают за стремительными изменениями в актуальной повестке. [12]. В то же время семантический анализ с использованием автоматических систем способен обрабатывать огромные объёмы информации за короткое время, обнаруживая тонкие эмоциональные нюансы [2].

Платформы, такие как ВКонтакте и Twitter, превратились в главные инструменты для выражения взглядов и создания цифрового профиля пользователей [2]. Анализ настроений в публикациях и комментариях позволяет наблюдать за реакцией общества на реформы, политические события или экономические изменения, такие как санкции или поправки к Конституции [5]. Сложность детекции скрытых угроз. Традиционные системы склонны интерпретировать данные прямолинейно, не замечая тонкие оттенки, такие как сарказм, ирония или скрытые негативные эмоции [2]. Создание продвинутых моделей анализа тональности с использованием нейронных сетей играет важную роль в изучении реального психологического состояния

общества [13]. Уровень социальной напряжённости в регионе может быть связан с его социально-экономическим положением [12]. Анализ информации из социальных сетей с учетом географических данных позволяет создавать «карты настроений» и определять регионы, где уровень поддержки населения падает [3].

Таким образом, разработка модели для отслеживания и предсказания уровня социального оптимизма и напряжения представляет собой важную прикладную задачу с точки зрения стратегии. Эта модель находит широкое применение в государственном управлении, региональной политике и обеспечении национальной безопасности, способствуя принятию обоснованных решений на базе объективных данных о настроениях населения.

**Методологические основы интеллектуального анализа социальной напряженности по текстовым данным.** Предметная область данного исследования базируется на интеграции методов компьютерной лингвистики, интеллектуального анализа данных (Data Mining) и социологии для извлечения субъективных мнений и эмоциональных состояний из текстовых массивов. Основным инструментом выступает анализ тональности, определяемый как область автоматической обработки естественного языка, направленная на классификацию текстов по выраженному в них отношению автора к объектам, событиям или процессам [14]. В контексте мониторинга социальной напряженности тональность рассматривается как комплексная категория, отражающая эмоционально-волевою установку населения и обладающая полярностью (положительной или отрицательной), что позволяет трансформировать субъективное самоощущение масс в объективные статистические показатели, такие как «индекс счастья» или уровень напряженности [15]. Механика работы модели мониторинга представляет собой многоэтапный процесс обработки «цифровых следов» пользователей. На первом этапе осуществляется сбор данных через программные интерфейсы (API) социальных платформ (например ВКонтакте), что позволяет извлекать не только текст сообщений, но и метаданные: временные метки и геопозицию, критически важные для региональной привязки анализа [16]. Далее следует этап предобработки, необходимый для очистки «зашумленного» контента социальных сетей: удаления пунктуации, ссылок, стоп-слов и проведения нормализации (лемматизации или стемминга) для приведения словоформ к единому виду. Для последующей машинной обработки текст подвергается векторизации – преобразованию в числовые векторы. Современные подходы варьируются от классических методов, таких как Bag of Words и TF-IDF, до

сложных контекстных представлений и эмбедингов (Word2Vec, FastText, BERT), учитывающих семантическую близость понятий [17].

Классификация тональности в современных системах реализуется тремя основными подходами: лингвистическим (на основе тональных словарей и правил), методами машинного обучения и гибридными моделями [18,19]. Традиционные алгоритмы обучения с учителем, такие как метод опорных векторов (SVM), наивный байесовский классификатор и логистическая регрессия, показывают высокую эффективность при наличии качественной разметки данных. Однако наиболее перспективным направлением является использование глубокого обучения и искусственных нейронных сетей. Сверточные нейронные сети (CNN) эффективно выявляют локальные n-граммные паттерны и отрицания, в то время как рекуррентные сети (RNN, LSTM, GRU) и трансформеры (например, RuBERT) позволяют моделировать сложные долгосрочные зависимости и учитывать широкий контекст высказывания. Применение таких моделей позволяет решать специфические проблемы анализа текстов из социальных сетей, включая детекцию сарказма, иронии и имплицитной (скрытой) оценки, которые часто искажают результаты традиционного анализа [1,17].

Интегративная модель мониторинга позволяет агрегировать результаты анализа тысяч сообщений для вычисления динамических индексов настроения региона. Визуализация этих данных в виде интерактивных карт и графиков изменения тональности в течение дня или недели обеспечивает оперативное выявление зон социальной напряженности и прогнозирование возможных социальных «взрывов» [12, 20]. Прогнозирование базируется на анализе отклонений текущих показателей от средних значений, где резкий рост негативных эмоций выступает опережающим индикатором снижения лояльности государственной власти и роста протестной активности [12, 21].

Проблема автоматизированного анализа общественных настроений на основе данных социальных сетей носит междисциплинарный характер и активно исследуется в рамках компьютерной лингвистики, социологии и политологии.

**Литературный обзор.** Примером традиционного метода классификации, такие как наивный байесовский классификатор, лежит в основе для мониторинга настроений [1]. С. И. Сметанин разработал программу для мониторинга общественных настроений в России на основе Twitter-контента, используя мультиномиальный наивный байесовский классификатор для визуализации региональных «карт настроений» [3]. Е. В. Котельников предложил комбинированный метод, объединяющий SVM и

метод ключевых слов, что позволило повысить точность (F1-меру) до 79% за счет учета степени уверенности классификаторов.

С развитием нейросетевых технологий акцент сместился в сторону глубокого обучения. Т. Р. Самигулин и А. Э. Джурабаев отмечают, что рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM, GRU) и сверточные сети (CNN) показывают более высокую эффективность по сравнению с линейными моделями, так как способны выявлять скрытые признаки и учитывать контекст [2]. В. В. Монастырев и П. Д. Дробинцев описывают рекомендательную систему, использующую CNN для анализа тональности постов и комментариев, что помогает сегментировать пользователей по интересам и настройкам [4]. Б. Д. Абодо Элунду и В. Цюаньюй продемонстрировали преимущества использования трансформеров, в частности модели DistilBERT с адаптацией низкого ранга (LoRA), которая превосходит классические архитектуры при анализе новостей о санкциях, особенно в детекции негативных интенций [5].

Специфика русскоязычного сегмента социальных сетей накладывает дополнительные сложности: зашумленность данных, неформальную лексику и использование эмодзи [6]. А. В. Чижик провела сравнение методов векторизации для коротких сообщений (TF-IDF, Word2Vec, Laser) и выявила, что для коротких текстов с ярко выраженной эмоцией классический подход TF-IDF зачастую обеспечивает лучшую сепарацию негативного класса [7]. А. П. Быкова исследовала использование эмодзи как маркеров эмоциональной окраски постов «ВКонтакте», установив, что ансамблевые методы и рекуррентные сети GRU достигают взвешенной F1-меры выше 83% при анализе таких данных [6].

Социологический базис исследования социального оптимизма представлен в работах Т. А. Нестика, который с помощью метода анализа латентных изменений выявил, что предикторами оптимизма в условиях кризиса выступают коллективная самооэффективность и институциональное доверие [8]. В. В. Гаврилюк, В.Ю. Бочаров и Т.В. Гаврилюк подчеркивают важность «социального самочувствия» как субъективного эмоционального переживания, требующего учета как ретроспективных оценок, так и ожиданий от будущего [9]. Однако, как отмечают А. А. Двойникова и А. А. Карпов, точность русскоязычного сентимент-анализа все еще остается ниже англоязычного из-за сложной морфологической структуры языка [10]. В основе методологии лежит комбинированный метод автоматического определения тональности, объединяющий результаты работы двух независимых алгоритмов: классификатора на базе метода опорных векторов (SVM) и метода ключевых слов. Такой подход позволяет нивелировать

недостатки отдельных методов и повысить точность распознавания в специфических текстах социальных сетей, характеризующихся наличием сленга и иронии.

**Проведенный эксперимент.** Для решения задач мониторинга социального климата в регионе вводится дискретная шкала, содержащая  $M = 3$  класса классификации текста:

- $C_{\text{pos}}$  — текст с положительной тональностью;
- $C_{\text{neg}}$  — текст с отрицательной тональностью;
- $C_{\text{neut}}$  — Нейтральный текст.

На этапе предобработки тексты подвергаются токенизации и лемматизации. В качестве признаков используются слова и словосочетания (длиной от 2 до 5 слов), встречающиеся не менее чем в трех текстах обучающей коллекции.

Для оценки значимости признаков в рамках метода ключевых слов используется метрика релевантной частоты (Relevance Frequency, RF). Значимость (вес)  $j$ -го признака для конкретного класса  $C$  (например, «напряженность») выражается формулой:

$$RF_j^C = \log_2 \left( 2 + \frac{a}{\max(1,b)} \right). \quad (1)$$

где:

- $a$  — количество текстов, содержащих  $j$ -й признак и относящихся к классу  $C$ ;
- $b$  — количество текстов, содержащих этот же признак, но не относящихся к классу  $C$ .

Для работы SVM-классификатора формируется векторная модель, где веса признаков вычисляются через подход TF.IDF с косинусной нормализацией:

$$w_{jr} = L_{jl} \times G_j \times D_t. \quad (2)$$

где  $L_{jl}$  — локальный вес (бинарный),  $G_j$  — глобальный вес из словаря,  $D_t$  — нормализация для текста.

Поскольку задача является многоклассовой ( $M = 3$ ), строятся три разделяющие гиперплоскости в  $N$ -мерном пространстве признаков. Каждая гиперплоскость отделяет векторы своего класса от всех остальных. Результатом работы является класс  $C_{\text{SVM}}$  и степень уверенности  $C_{\text{onf}}(C_{\text{SVM}})$ , определяемая как расстояние от вектора текста до соответствующей гиперплоскости.

Решение об отнесении текста к классу принимается на основе суммирования весов входящих в него признаков с учетом настраиваемых коэффициентов  $k_i$ :

$$W_i = k_i \times \sum_j w_j^i, i \in \{pos, neg, neut\}. \quad (3)$$

Текст относится к классу с максимальным весом  $W_{max}$ . Степень уверенности метода ключевых слов  $C_{onf}(C_{KW})$  рассчитывается как разность между максимальным весом и ближайшим к нему значением.

Финальное решение о уровне оптимизма или напряженности принимается на основе алгоритма комбинирования, который разрешает конфликты между классификаторами.

1. Если  $C_{SVM} = C_{KW}$ , тексту присваивается данный класс.
2. Если решения расходятся, анализируются пороги уверенности  $V_i^{SVM}$  и  $V_i^{KW}$ . Если один классификатор имеет «сильную» уверенность (превышение порога), а другой - «слабую», выбирается решение «сильного» классификатора.
3. В случае спорной ситуации (оба сильны или оба слабы) решение принимается на основе приоритетного классификатора, определенного в ходе обучения.

Такая математическая модель позволяет не просто констатировать эмоциональный фон, но и за счет динамики изменения весов  $W_i$  прогнозировать «точки кипения» социальной напряженности в регионе.

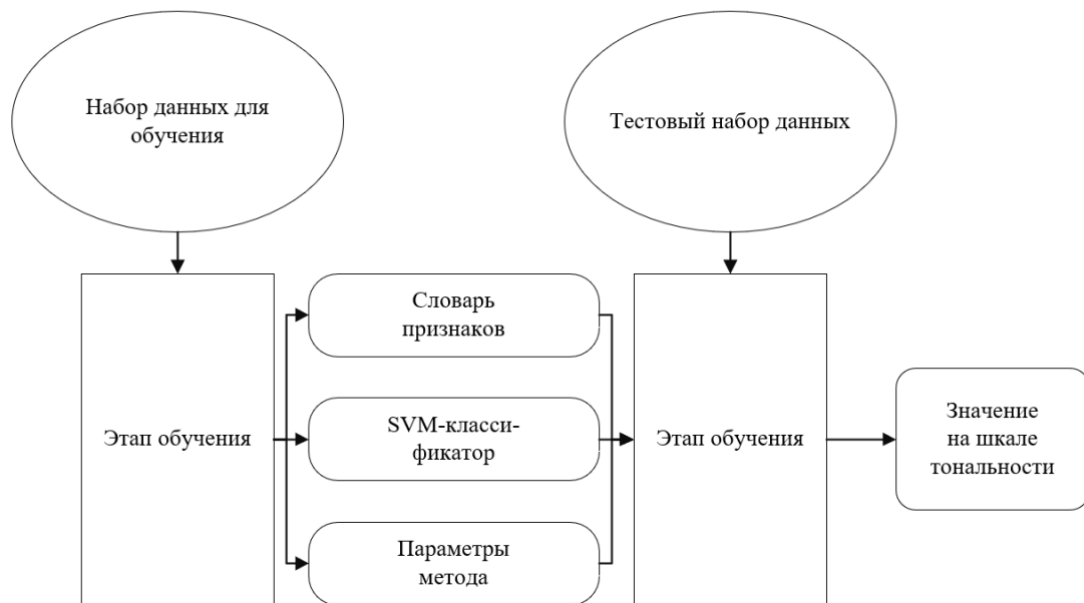


Рис.1 Общая схема метода.

В качестве базовой модели использовался алгоритм метода опорных векторов (SVM), реализованный с использованием библиотеки scikit-learn. Для представления текстов в числовом виде применялся метод TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency), реализованный через класс

TfidfVectorizer. Модель SVM обучалась на полученных векторных представлениях текстов и соответствующих метках классов. В дополнение к SVM был реализован метод классификации на основе ключевых слов. Для повышения точности классификации был реализован гибридный подход, объединяющий:

- предсказание SVM
- результат метода ключевых слов

Итоговое решение принималось на основе сравнения уверенности моделей:

- уверенность SVM определялась как расстояние до разделяющей гиперплоскости
- уверенность метода ключевых слов – как разность между максимальным и вторым по величине значениями  $W_i$

Алгоритм принятия решения:

1. Если оба метода дают одинаковый класс – он принимается как итоговый
2. Если классы различаются – выбирается результат с большей уверенностью
3. В случае равной уверенности используется приоритет SVM

В качестве исходных данных для проведения экспериментов был использован датасет под названием «Russian sentiment dataset», размещённый на платформе Kaggle [11]. Данный набор данных содержит тексты на русском языке (сообщения и комментарии пользователей), размеченные по тональности. Разметка включает три класса:

- негативная тональность (negative)
- нейтральная тональность (neutral)
- позитивная тональность (positive)

Для сравнения предложенного метода с другими подходами и дальнейшей оценки его эффективности использовались метрики: точность (precision), полнота (recall), F1-мера (F1-measure) и правильность (accuracy). Для усреднения результатов по классам применялся подход макроусреднения (macro-averaging).

На исходных данных, состоящих из сообщений и комментариев пользователей, была проведена оценка и тестирование комбинированного метода, SVM-классификатора, классификатора на основе ключевых слов. Приоритетным методом выбран SVM-классификатор, поскольку он показал лучшие результаты чем методов на основе ключевых слов.

Значения метрик, выявленные в ходе экспериментов, приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты тестирования предлагаемого метода

Параметр	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
SVM классификатор	0,739801	0,751109	0,742998	0,748967
Ключевые слова	0,104198	0,134708	0,117505	0,105167
Комбинированный метод	0,745349	0,742409	0,741574	0,740433

**Заключение.** Таблица 1 демонстрирует, что комбинированный метод даёт лучшие результаты по сравнению с SVM-классификатором и классификатором на основе ключевых слов. Это свидетельствует о целесообразности применения разработанного метода для анализа тональности текстов. Гибридный метод автоматической оценки тональности текста, объединяющий результаты двух мощных алгоритмов – SVM и анализа ключевых слов – показал значительное повышение точности классификации по сравнению с каждым из них в отдельности и другими существующими подходами. Это стало возможным благодаря учету степени уверенности классификаторов в своих результатах и оптимизации параметров с помощью метода скользящего контроля. В дальнейшем планируется провести экспериментальную проверку предложенного метода на различных наборах данных (русско- и англоязычных), включая использование большего числа классов. Также предполагается разработать универсальный алгоритм, который позволит комбинировать  $K$  классификаторов.

### Список литературы

1. Семина Т.А. Анализ тональности текста: современные подходы и существующие проблемы // Прикладное языкознание. Перевод, переводоведение, 2020, pp. 47-64.
2. Самигулин Т.Р., Джурабаев А.Э.У. Анализ тональности текста методами машинного обучения // Научный результат. Информационные технологии. Т.6, №1, 2021, pp. 55-62.
3. Сметанин С.И. Программа для мониторинга общественных настроений в России на основе сообщений из Twitter. Труды ИСП РАН, том 29, вып. 4, 2017 г., стр. 315-324.
4. Монастырев В.В., Дробинцев П.Д. Рекомендательная система на основе действий пользователей в социальной сети. Труды ИСП РАН, том 32, вып. 3, 2020 г., стр. 101-108.

5. Абодо Элунду Б.Д., Цюаньюй В. Расширенная классификация текста с помощью DistilBERT с адаптацией LoRa: сравнительное исследование. Труды ИСП РАН, том 37, вып. 3, 2025 г., стр. 159–170.
6. Быкова А. П. Оценка эмоциональной окраски постов социальной сети «ВКонтакте», включающих эмодзи, методами машинного и глубокого обучения // Компьютерная лингвистика и вычислительные онтологии. Выпуск 7 (Труды XXVI Международной объединённой научной конференции «Интернет и современное общество», IMS-2023, Санкт-Петербург, 26–28 июня 2023г. Сборник научных статей). — СПб.: Университет ИТМО, 2023. С. 12–22. DOI: 10.17586/2541-9781-2023-7-12–22.
7. Чижик В. А. Сравнение моделей векторизации текстов для задачи анализа тональности коротких сообщений из социальных сетей // Компьютерная лингвистика и вычислительные онтологии. Выпуск 7 (Труды XXVI Международной объединённой научной конференции «Интернет и современное общество», IMS-2023, Санкт-Петербург, 26–28 июня 2023 г. Сборник научных статей). — СПб.: Университет ИТМО, 2023. С. 81–89. DOI: 10.17586/2541-9781-2023-7-81–89.
8. Нестик Т.А. Социальный оптимизм россиян в условиях кризиса: результаты лонгитюдного исследования. ФГБУН Институт психологии РАН, 2023, DOI: 10.31857/S020595920026152-3.
9. Гаврилюк В.В., Бочаров В.Ю., Гаврилюк Т.В. Концепт «социального самочувствия» в исследовании молодежи, занятой в сервисной сфере экономики // Семиотические исследования. Semiotic studies. 2025. Т. 5, № 1. С. 115–129. DOI: <http://doi.org/10.18287/2782-2966-2025-5-1-115-129>.
10. Двойникова А. А., Карпов А. А. Аналитический обзор подходов к распознаванию тональности русскоязычных текстовых данных. Информационно-управляющие системы, 2020, № 4, с. 20–30. doi:10.31799/1684-8853-2020-4-20-30.
11. Russian sentiment dataset // Kaggle [электронный ресурс] – URL: [Russian sentiment dataset](#) (Дата обращения: 19.03.2026)
12. Кузина Н. В. Прогнозирование зон социальной напряженности на основе анализа данных региональной статистики // Международный правовой курьер [электронный ресурс] – URL: <https://inter-legal.ru/prognozirovanie-zon-sotsialnoj-napryazhennosti-na-osnove-analiza-dannyh-regionalnoj-statistiki-1> (Дата обращения: 08.03.2026)
13. Лимпфуд Д. К. Разработка программного модуля для распознавания эмоционального состояния пользователей на основе анализа текста и голоса // Актуальные исследования. 2026. №12 (298). Ч.І. С. 31-34. URL: <https://apni.ru/article/14664-razrabotka-programmnogo-modulya-dlya->

14. Adamu Adamu Habu, S.K. Alaramma, B.I. Ya'u, S.W. Mustapha, & M. A. Musa. (2023). A Survey on Sentiment Analysis Tools and Methods. *International Journal of Pure And Applied Sciences*, Vol. 6(2). <https://doi.org/10.5281/zenodo.8187696>

15. Dodds PS, Harris KD, Kloumann IM, Bliss CA, Danforth CM (2011) Temporal Patterns of Happiness and Information in a Global Social Network: Hedonometrics and Twitter. *PLoS ONE* 6(12): e26752. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0026752>

16. A. Gandomi, M. Haider / *International Journal of Information Management*, Volume 35, Issue 2, April 2015, Pages 137-144. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>

17. Белкин А. Д., Коган М. С., Болсуновская М. В., Алгоритм сбора текстов для анализа тональности и тематического моделирования отзывов пациентов поликлиник // *Компьютерная лингвистика и вычислительные онтологии. Выпуск 8 (Труды XXVII Международной объединенной научной конференции «Интернет и современное общество», IMS-2024, Санкт-Петербург, 24–26 июня 2024 г. Сборник научных статей).* – СПб: Университет ИТМО, 2024. С. 70–78. DOI: 10.17586/2541-9781-2024-8-70-78.

18. Алтышева М.А. Проблемы и методы анализа русскоязычных текстов на предмет идентификации тональности // *Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ и управление*, выпуск 3, 2023 г., стр. 52-59, DOI: 10.18137/RNU.V9187.23.03.P.52

19. Wala Medhat, Ahmed Hassan, Hoda Korashy. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey // *Ain Shams Engineering Journal*, Volume 5, Issue 4, December 2014, Pages 1093-1113

20. Jabbari Tofighi N, Alhajj R (2025) Investigating the impact of social media images on users' sentiments towards sociopolitical events based on deep artificial intelligence. *PLoS One* 20(7): e0326936. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0326936>

21. A. Collaguazo, E. Magallanes, V. Borbor and M. Villavicencio, "Mapping Emotions: A Sentiment Analysis of Social Media Discourses on Violence in Guayaquil," *2025 Eleventh International Conference on eDemocracy & eGovernment (ICEDEG)*, Bern, Switzerland, 2025, pp. 89-96, doi: 10.1109/ICEDEG65568.2025.11081583.