

УДК 004.891.3:004.4

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА МНОГОАСПЕКТНОГО АНАЛИЗА ТЕКСТА НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЭМОЦИОНАЛЬНОГО ФОНА

Парамонов А.И., Павлюченко К.А.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
кафедра информационных систем и технологий

E-mail: a.paramonov@bsuir.by

Аннотация:

Парамонов А.И., Павлюченко К.А. Применение метода многоаспектного анализа текста на основе машинного обучения для определения эмоционального фона. Рассмотрена проблема сентимент-анализа текстов. Предлагается комплексный подход к анализу текстов для определения эмоционального фона. Метод многоаспектного анализа основан на учете различных стилометрических признаков эмоциональной окраски текста. Описана многоструктурная архитектура метода, главным компонентом которой является классификатор на основе моделей машинного обучения. Приведены результаты компьютерного эксперимента, подтверждающие эффективность предложенного подхода.

Ключевые слова: обработка естественного языка, сентимент-анализ, классификация эмоций, эмодзи, машинное обучение, RoBERTa.

Annotation:

Paramonov A.I., Paulichenka K.A. Application of Multi-aspect Text Analysis Method Based on Machine Learning for Determining Emotional Background. The problem of text sentiment analysis is addressed. A comprehensive approach to analyzing texts for determining emotional background is proposed. The multi-aspect analysis method is based on considering various stylistic features of textual emotional coloring. The multistructure architecture of the method is described, with its main component being a classifier built upon machine learning models. Results of a computer experiment confirming the effectiveness of the proposed approach are presented.

Keywords: Natural Language Processing (NLP), sentiment analysis, emotion classification, emoji, Machine Learning (ML), RoBERTa.

Общая постановка проблемы

Задача определения эмоционального контекста является одной из востребованных сегодня в области анализа текстов. Современные пользователи социальных сетей и других средств цифровых коммуникаций активно делятся своими мыслями, чувствами и переживаниями в онлайн-пространствах. Цифровые платформы ежедневно служат площадкой для обмена текстовыми сообщениями и документами миллионов людей. Автоматизированный анализ эмоционального фона текстов позволяет бизнесу понимать настроение аудитории, отслеживать тенденции и реагировать на запросы клиентов быстрее и эффективнее. Тексты, размещённые в сети, могут служить индикатором душевного здоровья человека, давая возможность идентифицировать тревожные сигналы, депрессии, стресс и другие психологические проблемы. Особенно важную роль играет выявление эмоционального фона в борьбе с фейковыми новостями и дезинформацией, оказывая существенное влияние на укрепление доверия общественности к источникам информации [1]. Таким образом, выявление эмоций в передаваемых по сети текстовых документах стало необходимым условием успешного функционирования современных бизнес-процессов, эффективного управления социальными процессами и поддержания высокого уровня психологической безопасности и благополучия общества.

Известные традиционные подходы часто ограничиваются простой категоризацией положительных/отрицательных чувств или базовых эмоций (радость, печаль, злость, страх) и рассматривают лишь прямые маркеры настроений [2, 3]. Однако человеческий язык сложен и богат нюансами, такими как сарказм, скрытые смыслы, метафоры и субъективные оценки. Это особенно актуально в некоторых чувствительных сферах, где важна точность и полнота анализа эмоций. Многоаспектный анализ направлен на преодоление этих ограничений, обеспечивая глубокую, всестороннюю оценку эмоционального подтекста текста. В работе предлагается решение в виде многоструктурной архитектуры, способной анализировать текстовые документы с учётом многообразия факторов, влияющих на восприятие и передачу эмоций, учитывающий различные синтаксические и семантические зависимости в тексте.

Метод многоаспектного анализа текста для определения его эмоционального фона

Предлагаемый метод для определения спектра эмоций в анализируемых текстах основан на многоструктурной архитектуре, которая включает следующие основные компоненты: основной классификатор эмоций, анализатор эמודзи, детектор сарказма, контекстный анализатор и композиционный механизм. Каждый из этих элементов специализируется на определенном аспекте эмоционального анализа и вносит свой вклад в формирование итогового результата. Взаимодействие компонентов организовано по принципу последовательной модификации базового вектора эмоций с учетом дополнительных факторов, обнаруженных на каждом этапе анализа.

Ключевым компонентом предлагаемого метода выступает «классификатор эмоций», который основан на применении моделей машинного обучения. Классификатор предполагает использование трансформерной модели, которая реализует современную архитектуру энкодера *RoBERTa* [4]. Архитектура энкодера была специально адаптирована и дополнительно обучена для решения задачи распознавания эмоций в текстах. Модель обучена распознавать семь эмоциональных состояний: шесть базовых, из которых три позитивных эмоции («восхищение», «доверие», «принятие») и три негативных эмоции («печаль», «гнев», «отвращение»), а также нейтральное (неопределенное) состояние. В результате применения классификатора формируется базовый первичный вектор вероятностей эмоций.

Компонент «анализатор эמודзи» представляет собой классификатор символов эמודзи, выявленных в тексте. Каждый символ эמודзи сопоставляется с заранее определенным словарем, где каждому символу присвоена определенная эмоциональная категория (позитивная или негативная). Таким образом формируются коэффициенты для корректировки базового вектора эмоций. При расчете вклада эמודзи в эмоциональный контекст документа учитывается не только количественные показатели, но и способы их применения (сочетания, расположение по тексту и пр.).

«Детектор сарказма» основывается на распознавании характерных лингвистических паттернов, типичных для саркастических высказываний. На этом этапе используется словарь маркеров и типовых признаков, включая специальные маркеры интенсификации. Для выявления признаков сарказма выполняется анализ структуры предложения и синтаксический анализ сочетаний знаков препинания. Все выявленные признаки сарказма объединяются с использованием взвешенной оценки, где вес каждого признака определен на основе его статистической значимости для определения сарказма. При высокой вероятности сарказма возможна инверсия вектора эмоций или его существенная модификация.

Контекстный анализатор служит для выявления логических и эмоциональных связей между предложениями – как они развивают, усиливают или изменяют эмоциональную линию текста. Учитывается в том числе конструктивная особенность построения текста. Полученный набор коэффициентов применяется к вектору эмоций для корректировки.

Механизм консолидации результатов анализа текста в разных «разрезах» и аспектах проявления эмоций представляет собой сложную логику взвешивания и объединения различных факторов, выявленных на предыдущих этапах анализа. Каждый компонент метода формирует свою оценку эмоционального содержания текста (набор корректирующих коэффициентов). Эти оценки объединяются с учетом предопределенных весов, отражающих относительную значимость каждого компонента для конкретного типа текста. Важной особенностью композиционного механизма является динамическая коррекция весов на основе уверенности отдельных классификаторов, что позволяет учитывать различные характеристики анализируемых текстов (например, длина текста, отсутствие эмодзи, конфликтующие маркеры и пр.).

Общая схема предложенного метода представлена на рисунке 1.

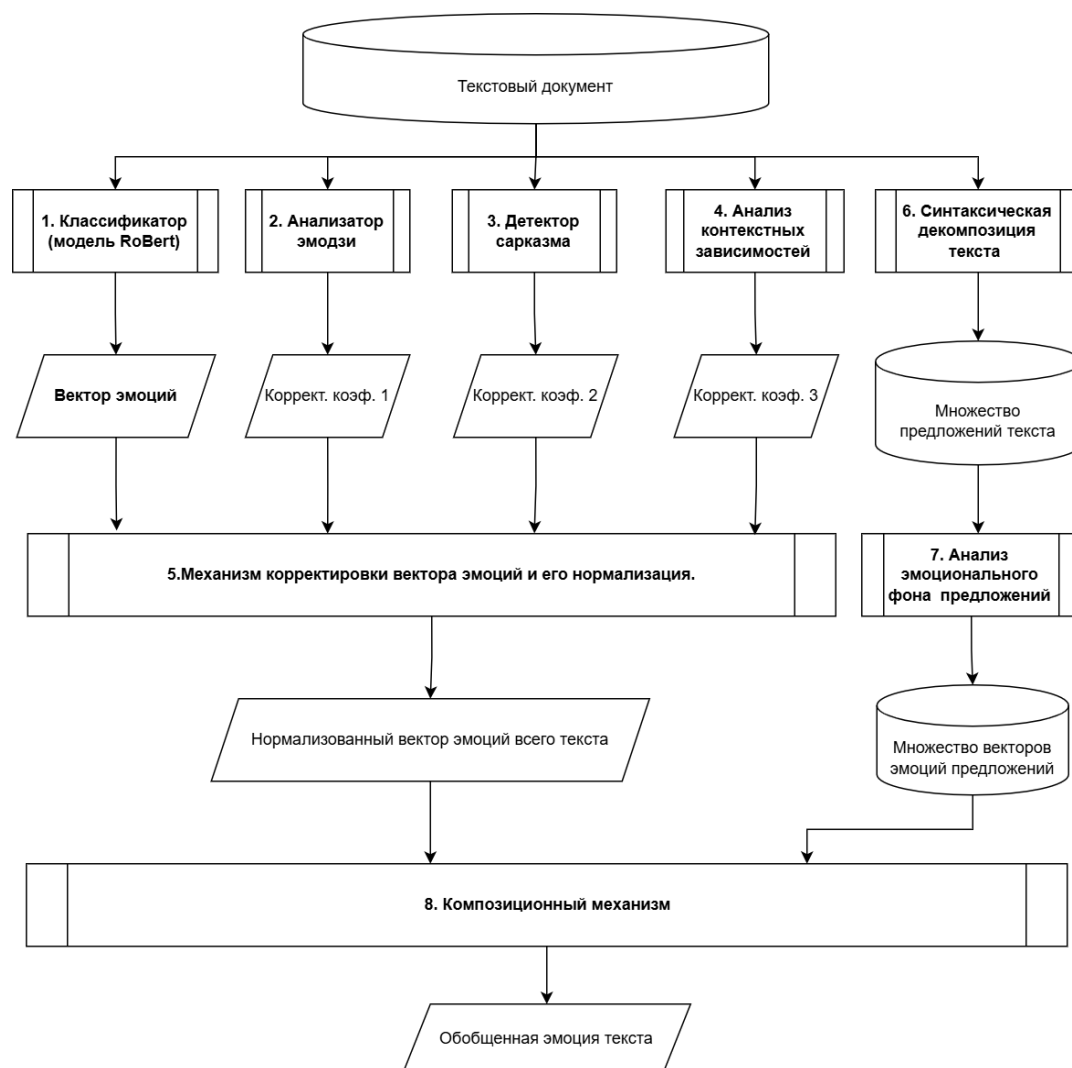


Рис. 1. Обобщенная схема метода многоаспектного анализа текста для выявления различных признаков эмоционального фона документов

Как видно из рисунка 1 в результате применения композиционного механизма получается обобщенная оценка эмоционального фона текстового документа.

Расчет обобщенного показателя эмоции текста выполняется по формуле:

$$E_{final} = a \cdot E_{text} + (1 - a) \cdot \sum_{i=1}^n w_i E_{sentence_i} ; \quad (1)$$

где α — весовой коэффициент результата анализа всего текста, E_{text} — это нормализованный вектор эмоций для всего текста, полученный после выполнения 1-5 шагов метода (рисунок 1), $(1 - \alpha)$ — весовой коэффициент результатов анализа отдельных предложений, который применяется к суммарному весу векторов эмоций отдельных предложений. Взвешенная сумма векторов эмоций для всех предложений учитывает вектор эмоций каждого отдельного предложения ($E_{sentence_i}$) с учетом его весового коэффициента (w_i), полученного на основе уверенности классификации. Общее количество предложений в тексте — n . Вектора эмоций отдельных предложений текста получены после выполнения 6-7 шагов метода (рисунок 1). Весовые коэффициенты предложений (w_i) определяются на основе уверенности классификации.

Компьютерный эксперимент

Для проведения компьютерных экспериментов разработано программное средство в виде распределенного приложения с независимыми компонентами, взаимодействующими через интерфейсы. Режим работы средства — пакетная обработка текстовых данных с сохранением результатов и дополнительной визуализаций. Программное средство реализовано на языке программирования *Python 3* с использованием *PyTorch* для работы с трансформерными моделями. Для реализации классификации с помощью машинного обучения подключались библиотеки *torch*, *transformers*, *nlk*, *numpy* и *sklearn*. Которые использовались, соответственно, для загрузки и выполнения трансформерной модели, классификации эмоций в тексте, токенизации текста, манипуляций с векторами эмоций и математических операций. Для работы с эмодзи, а именно для извлечения и идентификации эмодзи в тексте, использовалась библиотека *emoji*. Для визуализации процесса обучения и результатов анализа применялись методы библиотек *tqdm* и *matplotlib*.

Текст, который подается на вход классификатора *RoBERTa* проходит предварительную обработку. После очистки и нормализации выполняется токенизация с использованием инструмента *RoBERTa Tokenizer*, что обеспечивает сохранение структуры текста и его контекстуальной связи. Использование алгоритма сегментации текста *Byte Pair Encoding* (BPE) позволяет модели эффективно обрабатывать редкие или неизвестные слова, разбивая их на более понятные и часто встречающиеся части, что помогает модели работать с достаточно широким диапазоном текстов [4]. Для обучения модели используется алгоритм оптимизации *AdamW* [5], который помогает ускорить процесс сходимости модели, корректно регулируя веса и предотвращая переобучение, что особенно важно при обучении моделей на ограниченных данных, характерных для задач классификации эмоций.

Модели типа *RoBERTa*, с учётом их размера и сложности, требуют значительных вычислительных мощностей, особенно при обучении на больших датасетах, что было учтено при проектировании архитектуры программного средства. Для повышения производительности приложение может использовать ресурсы нескольких процессоров и графических процессоров (GPU), что значительно ускоряет процесс обучения и предсказания. Кроме того, программное средство ориентировано на работу с большими объемами данных, что позволяет эффективно масштабироваться и анализировать тексты в реальном времени.

Для демонстрации работы разработанного метода классификации эмоций был проведен компьютерный эксперимент. Целью эксперимента было оценить эффективность предложенного подхода в сравнении с существующими сервисами классификации. Особое внимание уделялось анализу устойчивости к редким классам эмоций и показателям производительности в сценариях, где эмоции пересекаются или распределены между различными частями текста. Для проведения эксперимента был сформирован набор данных, полученный из сервиса для мониторинга интернета и социальных медиа *brand24* [6].

Сформированный набор включает комментарии из социальных сетей, которые содержат примеры сарказма, метафорических выражений и амбивалентных высказываний. Такой набор является показательным для оценки возможностей метода справляться с неоднозначными случаями.

Одной из функций, которые предоставляет сервис *brand24*, является анализ эмоций. По сведениям разработчиков сервиса, алгоритм анализа тональности использует новейшие достижения машинного обучения и искусственного интеллекта в целом, а именно глубокое обучение и предобученные языковые модели (PLM), которые также используются ведущими мировыми компаниями. Таким образом, было принято решение провести сравнение результатов работы предложенного в работе метода с сервисом от *brand24*.

В таблице 1 показаны результаты работы предложенного метода многоаспектного анализа в сравнении с результатами сервиса Brand24 для 15 примеров тестовых кейсов. Были рассмотрены различные нетривиальные случаи: «Саркастическое использование эмодзи и отрицание достоверности», «Смешанные эмоции и техническая терминология», «Смешанные эмоции в длинном тексте», «Противоречивые эмоции в коротких предложениях» и другие.

Таблица 1 – Результаты анализа эмоционального фона текстов из тестовой выборки

Кейс	Метод	Сервис Brand24	Объективная оценка эксперта
1	Нейтральная эмоция	<i>Negative</i>	Neutral
2	Гнев	Negative	Negative
3	Принятие	Positive	Positive
4	Печаль	Negative	Negative
5	Нейтральная эмоция	<i>Negative</i>	Neutral
6	Восхищение	Positive	Positive
7	Принятие	Positive	Positive
8	Принятие	Positive	Positive
9	Доверие	Positive	Positive
10	Печаль	<i>Neutral</i>	Negative
11	Восхищение	Positive	Positive
12	Нейтральная эмоция	<i>Negative</i>	Neutral
13	Печаль	<i>Neutral</i>	Negative
14	Печаль	Negative	Negative
15	Восхищение	<i>Neutral</i>	Positive

Так, например, кейс 10 предполагает случай описанный как «Тяжелый эмоциональный контекст». Входной текст: «Ребенок, переживший насилие, не сможет жить без него. Оно будет преследовать: навязчивые идеи, нервные расстройства, самоповреждения.». Сервис *brand24* пометил этот комментарий маркером «*Neutral*», что эксперт определил как неверный и указал негативный контекст сообщения. Многоаспектный анализ предоставил следующую информацию: «Явных стоп-слов из словаря не обнаружено. Признаков сарказма не обнаружено. Предложение 1 имеет сильную эмоцию "печаль" (негативная эмоция с уверенностью 94.49%). Предложение 2 классифицировано как "принятие" (положительная эмоция с уверенностью 46.64%)». После постобработки определено итоговое значение эмоции как «negative==grief» (отрицательная эмоция "печаль") с уверенностью 0.78.

Кейс 15 предполагал анализ текста: «Я провёл всего 1 день без социальных сетей, Reels и бесконечной ленты — и был поражён результатом. В этом видео рассказываю, как изменилась моя концентрация, настроение и восприятие мира всего за 7 минут без прокрастинации.». Сервис *brand24* пометил этот комментарий маркером «*Neutral*», что

эксперт определил также как неверный и указал позитивный контекст сообщения. Многоаспектный анализ предоставил следующую информацию: «Явных стоп-слов из словаря не обнаружено. Признаков сарказма не обнаружено. Предложение 1 имеет эмоцию "принятие" (положительная эмоция с уверенностью 78.62%). Предложение 2 классифицировано как " печаль " (негативная эмоция с уверенностью 53.95%)».

Первичная классификация однозначно не определяет фон текста. Однако при постобработке была выделена фраза «был поражен результатом», которая является прямым маркером восхищения (шаблон эмоции). Был применен повышенный вес для восхищения из-за обнаруженных шаблонов. Итоговое значение эмоции зафиксировано как «positive—admiration» (положительная эмоция "восхищение") с уверенностью 0.74. Что соответствует мнению эксперта-лингвиста. Этот пример демонстрирует работу специальных шаблонов для определения восхищения и как контекстные зависимости между предложениями влияют на эмоцию всего текста.

На примере произвольной выборки тестовых кейсов (таблица 1) видно, что показатель точности определения эмоционального фона текстовых сообщений в среднем на 30% выше, чем у рассматриваемого аналога. Для более достоверных заключений об эффективности предложенного метода серия экспериментов в дальнейшем будет расширена на большую выборку и в сравнении с другими решениями.

Выводы

Проведенный компьютерный эксперимент по определению эмоционального фона текстовых сообщений с разнообразными текстами продемонстрировал эффективность предложенного метода, объединяющего нейросетевую модель и комплекс алгоритмов постобработки. Система способна учитывать тонкие аспекты естественного языка, включая контекст упоминания смерти, модальность, сарказм и неоднозначные случаи. Была продемонстрирована возможность корректно определять общую эмоцию текста и её ответвления даже при противоречивом анализе отдельных предложений. Кроме того, комплексный подход показал высокую эффективность в работе со скрытыми эмоциональными контекстами, а также способность различать нейтральный констатирующий тон от эмоционально окрашенной речи.

Литература

1. Парамонов, А.И. Фейковые новости и его влияние на информационное пространство: использование фейковых новостей в политических целях / А.И. Парамонов, М.В. Малышенко, В.В. Лысенко // Экономика устойчивого развития региона: инновации, финансовые аспекты, технологические драйверы развития в сфере туризма и гостеприимства : материалы XI Международной научно-практической конференции, Ялта, 26-29 марта 2024 г. / Крымский федеральный университет им. В. И. Вернадского ; отв. ред.: А. В. Олифиров. – Симферополь : ИТ «Ариал», 2024. – С. 155–158.
2. Павлюченко, К.А. Анализ методов выявления эмоционального контекста в текстах / К.А. Павлюченко // Информационные системы и технологии : сборник статей 60-ой юбилейной научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов, Минск, 22–26 апреля 2024 г. / Институт информационных технологий Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники ; редкол.: А. И. Парамонов [и др.]. – Минск, 2024. – С. 45–48.
3. Двойникова, А.А. Аналитический обзор подходов к распознаванию тональности русскоязычных текстовых данных / А.А. Двойникова, А.А. Карпов // Информационно-управляющие системы, 2020, № 4. – С. 20-30. doi:10.31799/1684-8853-2020-4-20-30
4. Yinhan Liu et al. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach // arXiv preprint: 1907.11692. – Jul. 2019.
5. Loshchilov I., Hutter F. Decoupled weight decay regularization // arXiv preprint:1711.05101. – Jan. 2019.
6. The 15 Best AI Sentiment Analysis Tools [Tested in 2025] [Электронный ресурс] / Brand24 Global, Inc. – Режим доступа : [www/URL: https://brand24.com/blog/best-sentiment-analysis-tools/](http://www/URL:https://brand24.com/blog/best-sentiment-analysis-tools/)