

ТЕХНОЛОГИЯ АНАЛИЗА ТОНАЛЬНОСТЕЙ ТЕКСТОВ С ПОМОЩЬЮ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

TECHNOLOGY FOR ANALYZING TEXT TONES USING A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

**V. Remarchuk
B. Goryachkin
Ya. Gvozdeva
S. Malina**

Summary. Problem statement. Despite the existence of numerous sentiment analysis methods, their accuracy and effectiveness remain insufficient for solving complex tasks such as analyzing political and economic texts, predicting market trends, or ensuring security. Traditional approaches, including dictionary-based methods (e.g., SentiWordNet, AFINN) and combined techniques, demonstrate limited accuracy (72.7–78.2 %), making them unsuitable for tasks requiring high reliability. Moreover, these methods perform poorly in processing contextual dependencies, irony, sarcasm, and other complex linguistic constructs frequently encountered in texts.

Goal. Automatisation of sentiment analysis by developing corresponding software solutions to improve the objectivity of text analysis.

Results. CNN-based technology of sentiment analysis has been developed. 81.64 % accuracy has been achieved, superior to traditional techniques.

Practical significance. Practical significance of this study lies in its potential to enhance the quality of existing automated opinion extraction systems through the implementation of convolutional neural network (CNN)-based technology. These advancements can be directly applied to sentiment analysis systems that aggregate and process data in real-time across various platforms including social networks, customer reviews, and news sources. Proposed methodology enables more effective monitoring of sentiment patterns, which proves particularly valuable for detecting intentionally misleading content. By analyzing deviations in sentiment between entity pairs and comparing them against established baseline metrics within specific timeframes, the system can identify textual claims that demonstrate statistically significant anomalies, potentially indicating representations that diverge from factual reality. This capability holds particular relevance for applications requiring high-fidelity sentiment analysis, such as media monitoring, reputation management, and information verification systems, where distinguishing authentic sentiment from manipulated content becomes increasingly crucial in the digital information ecosystem. The CNN-based approach demonstrates superior performance in capturing nuanced linguistic patterns and contextual relationships compared to traditional sentiment analysis methods, thereby offering more reliable results for critical decision-making processes.

Keywords: sentiment analysis, text, automatisisation of sentiment analysis, machine learning, Convolutional Neural Network.

Ремарчук Валерий Николаевич

доктор философских наук, профессор,
Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
3sgn703@mail.ru

Горячкин Борис Сергеевич

кандидат технических наук, доцент,
Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
bsgor@mail.ru

Гвоздева Яна Вячеславовна

Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
yana@mehtco.ru

Малина Софья Владимировна

Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
sofya_malina@inbox.ru

Аннотация. Постановка проблемы. Несмотря на существование множества методов анализа тональности текстов, их точность и эффективность остаются недостаточно высокими для решения сложных задач, таких как анализ политических и экономических текстов, прогнозирование рыночных трендов или обеспечение безопасности. Традиционные методы, включая анализ на основе словарей (например, SentiWordNet, AFINN) и комбинированные подходы, демонстрируют ограниченную точность (72.7–78.2 %), что делает их непригодными для задач, требующих высокой надежности. Кроме того, данные методы плохо справляются с обработкой контекстных зависимостей, иронии, сарказма и других сложных языковых конструкций, которые часто встречаются в текстах.

Цель. Автоматизация анализа тональности путем разработки соответствующего программного обеспечения в интересах повышения объективности исследования текстов.

Результаты. По результатам исследования разработана технология анализа тональности текстов на основе сверточных нейронных сетей (CNN), которая продемонстрировала точность 81,64 %, превзойдя традиционные методы.

Практическая значимость. Практическая значимость исследования заключается в возможности повышения качества действующих систем автоматического извлечения мнений, благодаря применению технологии на основе сверточных нейросетей. Эти данные могут применяться в системах анализа тональности, агрегирующих и анализирующих данные в режиме онлайн, таких как: социальные сети, отзывы, новостные ресурсы и т.д. Мониторинг тональных отношений может способствовать выявлению текстов, умышленно искажающих действительность, поскольку резкое отличие в тональности пар сущностей в тексте от среднего показателя в определенный промежуток времени может свидетельствовать о представлении в тексте фактов, которые не соответствуют действительности.

Ключевые слова: сентимент-анализ, текст, анализ тональности, автоматизация сентимент-анализа, машинное обучение, сверточные нейронные сети.

Введение

В современной аналитике с учетом регулярно модернизирующихся методов и технологий, проблемы изучения лексического значения слова [1], выявления семантических связей, понимания текстов, определения истинности [2] не теряют своей актуальности. При этом задача понимания тональности текста является наиболее обсуждаемой. Д.А. Поспелов [3] в своей работе говорит о проблеме интерпретации тональности текстов, как о «горячей» проблеме в процессе их понимания.

Оценка тонального компонента между объектами внутри текста стала интересовать исследователей относительно недавно, напротив тексты с явно выраженной оценкой давно являются объектом исследования анализа тональности.

По мнению авторов данной работы, наиболее близкое тематике исследования определение термина «анализ тональности» сформулировано компанией «Амазон»: Анализ тональности — это процесс анализа цифрового текста для определения того, является ли эмоциональный тон сообщения положительным, отрицательным или нейтральным [4].

Анализ тональности текстов находит применение во многих областях: оценка качества товаров и услуг по отзывам покупателей, анализ негативных и позитивных эмоций в сообщениях, прогноз фондовых рынков, политических ситуаций на основе новостных лент. Кроме подобных текстов тональность может быть выражена в блогах, микроблогах, комментариях пользователей, а также в публикациях, подготовленных журналистами. Не менее важным является применение анализа тональности при реализации формы общения «человек-машина» на естественном языке.

Анализ тональности текстов представляет широкий спектр для исследовательских возможностей поскольку позволяет провести оперативную систематизацию мнения широких общественных масс по конкретному вопросу или наоборот, проследить корреляцию между событиями. Например, предполагается, что внимание общества к курсу валюты, определенное из новостных экономических текстов, может снизить или повысить ее волатильность.

В последние несколько лет возрастает актуальность новостных потоков, посвященных проблеме инфекционных заболеваний. В этой области также находит применение sentiment-анализ, помогая проследить серьезность отношений к проблеме и наоборот.

Не менее значимы технологии автоматизированной оценки и для коммерческих организаций, которые ис-

пользуют данную технологию для изучения общественного мнения относительно своих товаров и услуг [5]. В число базовых задач, решаемых при помощи таких технологий в бизнес-сфере, относятся выявление причин популярности трендов на отраслевом рынке, изучение потребностей пользователей, которые не закрывают конкурентные компании, определение точек роста и развитие новых направлений.

Исследование авторов Kyle S. Van Houtan, Tyler Gagne, Clinton N. Jenkins, Lucas Joppa [6] посвящено возможности использования метода анализа тональности текстов научной литературы для упрощения мета-анализа эффективности тех или иных мер, применяемых в определенной научной сфере. Подобное приложение технологий автоматизации анализа текстов обретает актуальность в связи с резко возрастающими объемами научной литературы и, соответственно, многократно возросшим объемом работ по поиску и систематизации данных.

В настоящее время существует большое количество технологий осуществления анализа тональности текстов. Сравнительная характеристика основных из них, представлена в табл. 1.

Таблица 1.

Сравнительные показатели точности различных подходов к анализу тональности текстов

Технология		Точность работы алгоритма (%)	
		Максимальная	Минимальная
Технология sentiment-анализа на базе словарей SentiWordNet и AFINN	Технология на базе словаря SentiWordNet	72,7	63,5
	Технология на базе словаря AFINN	76,2	65,4
Технология на базе векторного представления слов FastText		71,3	52,8
Технология, основанной на машинном обучении с учителем		67	—
Комбинированный метод автоматического определения тональности текста		78,2	76,9

Однако, следует отметить, что значения параметров точности рассмотренных методов позволяют использовать технологии автоматизированного sentiment анализа исключительно для решения повседневных задач, таких как анализ отзывов в социальных сетях, формирование рейтинга у товаров и фильмов. Для решения политических, сложных экономических задач и задач обеспечения безопасности государства и граждан необходимо повышать точность проводимого анализа. В этой связи,

в рамках работы была предложена иная технология с высоким потенциалом вариативности и валидности.

Из существующих вариантов автоматизации сентимент-анализа, метод машинного обучения с учителем представляется наиболее подходящим для достижения цели исследования. При этом в качестве инструмента его реализации изначально было предложено использование рекуррентных нейронных сетей.

Рекуррентные нейронные сети — вид нейронных сетей, где связи между элементами образуют направленную последовательность. Благодаря этому появляется возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки. Поэтому такие сети применимы в задачах, где нечто целостное разбито на сегменты, например, распознавание тональности текста или речи. Известно исследование коллектива авторов из Intel и Carnegie-Mellon University [7] простимулировавшее прорыв в эмпирической оценке сверточных и рекуррентных сетей для задач обработки естественного языка.

В результате проведения систематической оценки общего у сверточных и рекуррентных нейросетей учеными университета Карнеги, выяснилось, что простая сверточная нейросеть превосходит канонические рекуррентные сети, в широком спектре задач и наборов данных, демонстрируя при этом большую эффективность использования памяти.

Сверточная нейронная сеть предназначена для выявления характерных локальных предикатов в большой структуре и их объединения в представление этой структуры вектором фиксированного размера, при этом она улавливает те локальные аспекты, которые наиболее информативны для решаемой задачи предсказания.

Изначально, сверточные нейронные сети, являющиеся одной из форм многослойных нейронных сетей, были предназначены для распознавания изображения, в силу того факта, что они устроены наподобие зрительной коры головного мозга — то есть умеют концентрироваться на небольшой области, выделять в ней важные особенности и обладают частичной устойчивостью к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям. В этой связи, общую связь между моделированием последовательностей и рекуррентными сетями следует пересмотреть, а сверточные сети следует рассматривать как естественную отправную точку для задач обработки не только изображений, но и естественного языка [7].

Сверточные нейросети обладают рядом преимуществ:

- Один из лучших алгоритмов по распознаванию и классификации текстовой и графической ин-

формации в соответствии с исследованиями авторов;

- Меньшее количество настраиваемых весов, так как одно ядро весов используется целиком для всего объекта вместо того, чтобы делать для каждой ее составляющей свои персональные весовые коэффициенты;
- Удобное распараллеливание вычислений, и, следовательно, возможность реализации алгоритмов работы и обучения сети на графических процессорах;
- Обучение при помощи классического метода обратного распространения ошибки.

Однако, существуют некоторые ограничения в их применении: слишком много варьируемых параметров сети; в не полной мере определено, какие настройки нужны для каждой индивидуальной задачи и вычислительной мощности.

Сверточная нейронная сеть относится к нейронным сетям прямого распространения. Под прямым распространением понимается то, что распространение сигналов по нейронам идет по порядку, от первого слоя до последнего. Скрытых слоев в сети может быть достаточно много, всё зависит от количества данных и сложности задачи.

Основная особенность таких сетей заключается в наличии чередующихся слоев типа «свертка — субдискретизация», которых может быть множество. Операция свертки, подразумевает, что каждый фрагмент входа поэлементно умножается на небольшую матрицу весов (ядро), а результат суммируется. Эта сумма является элементом выхода, который называется картой признаков. Взвешенная сумма входов пропускается через функцию активации.

Слой пулинга (подвыборки, субдискретизации) представляет собой нелинейное уплотнение карты признаков, проходя нелинейное преобразование. Пулинг интерпретируется как разбиение карты признаков на более мелкие матрицы, нахождение их максимальных элементов, т. е. происходит увеличение «глубины» значений. Исходя из вышесказанного, актуальность исследования можно констатировать следующими положениями:

- Развитие подходов к изучению взаимосвязей между тональностью текстов и коммуникативными эффектами способствует улучшению коммуникативной связи между адресантом и адресатом.
- Широкий спектр приложений сентимент-анализа в различных областях (политике, экономике, социологии, аналитике, IT-среде, научной среде) свидетельствует о его полифункциональности и способствует прогнозированию длительного интереса в сфере его изучения.

- Существующие в настоящее время теории описания оценки тональности не позволяют применять их в полной мере для описания отношений между сущностями, что связывают с несовпадением понятий тональности и оценки, а также присутствием в анализируемых текстах сатирических приемов.
- Возрастающее число работ, а также формирование соревновательного интереса в области повышения точности осуществления сентимент-анализа свидетельствует о всеобщей заинтересованности в развитии данной проблемной области.
- Рассмотренные преимущества сверточных нейросетей раскрывают широкие применения их прикладного использования для в сентимент-анализе.

На основании вышеизложенного в данной статье будут отражены вопросы автоматизации анализа тональности путем разработки соответствующего программного обеспечения в интересах повышения объективности исследования текстов.

Материалы и методы

Для решения основных задач исследования была выбрана следующая архитектура сети:

1. Входной слой;
2. Слой свертки (convolution layer);
3. Карты признаков;
4. Слой субдискретизации (max pooling);
5. Карты признаков
6. Конкатенация карт признаков
7. Полносвязный скрытый слой;
8. Выходной слой.

На первом этапе входная матрица обрабатывается слоями свертки. Как правило, фильтры имеют фиксированную ширину, равную размерности признакового пространства, а для подбора размеров у фильтров настраивается только один параметр — высота h . Получается, что h — это высота смежных строк, рассматриваемых фильтром совместно. Соответственно, размерность выходной матрицы признаков для каждого фильтра варьируется в зависимости от высоты этого фильтра h и высоты исходной матрицы n .

Далее карта признаков, полученная на выходе каждого фильтра, обрабатывается слоем субдискретизации с определенной функцией уплотнения, т.е. уменьшает размерность сформированной карты признаков. Таким образом извлекается наиболее важная информация для каждой свертки независимо от её положения в тексте. Другими словами, для используемого векторного отображения комбинация слоев свертки и слоев субдискретизации позволяет извлекать из текста наиболее значимые n -граммы.

Затем, карты признаков, рассчитанные на выходе каждого слоя субдискретизации, объединяются в один общий вектор признаков. Он подается на вход скрытому полносвязному слою, а потом поступает на выходной слой нейронной сети, где и рассчитываются итоговые метки классов.

Описанная архитектура сверточной нейросети была реализована на языке Python 3.10. Выбор языка обусловлен его популярностью в области машинного обучения и наличием большого числа библиотек в открытом доступе.

Этапы реализации предлагаемой технологии заключаются в:

1. подборе данных для обучения;
2. предварительной обработке данных;
3. преобразовании слов к векторному представлению;
4. построении сверточной нейронной сети и ее обучении;
5. проведении качественного анализа результатов.

В качестве данных для обучения был выбран корпус коротких текстов [8], сформированный на основе русскоязычных сообщений в социальной сети ВКонтакте. Он содержит 114 991 положительных записей, 111 923 отрицательных, а также базу неразмеченных записей объемом 17 639 674 сообщений.

Перед началом обучения тексты прошли процедуру предварительной обработки:

- 1) Приведение к нижнему регистру;
- 2) Замена «ё» на «е»;
- 3) Замена ссылок на токен «URL»;
- 4) Замена упоминания пользователя на токен «USER»;
- 5) Удаление знаков пунктуации.

Далее набор данных был разбит на обучающую и тестовую выборку в соотношении 4:1, так как выбранная технология предполагает использование обучения с учителем.

Входными данными сверточной нейронной сети является матрица с фиксированной высотой n , где каждая строка представляет собой векторное отображение слова в признаковое пространство размерности k . Для формирования скрытого слоя нейронной сети, который необходим для перевода входной информации из высокомерного пространства в низкомерное, что позволяет сети лучше понять взаимосвязь между входами и эффективнее обрабатывать данные, была использована утилита дистрибутивной семантики Word2Vec [9].

Поскольку записям в социальных сетях характерна авторская пунктуация и эмодиконы, определение гра-

ниц предложений становится достаточно трудоемкой задачей. Поэтому в предлагаемой технологии было введено допущение, что каждое сообщение содержит лишь одно предложение.

Исходная база неразмеченных записей хранилась в SQL-формате и содержала более 17,5 млн записей. Для удобства работы с ней была выполнена конвертация в SQLite.

Далее, с помощью открытой библиотеки для неконтролируемого тематического моделирования, индексации документов, поиска по сходству и других функций обработки естественного языка с использованием современных статистических методов машинного обучения — Gensim была обучена Word2Vec-модель со следующими параметрами:

- size = 200 — размерность признакового пространства;
- window = 5 — количество слов из контекста, которое анализирует алгоритм;
- min_count = 3 — слово должно встречаться минимум три раза, чтобы модель его учитывала

На следующем этапе каждый текст был отображен в массив идентификаторов токенов.

На основе анализа распределения длины текстов, была выбрана размерность вектора $s=26$, поскольку при данном значении полностью покрываются 99,71 % всех текстов в сформированном корпусе. Если при анализе количество слов в записи превышало высоту матрицы, оставшиеся слова отбрасывались и не учитывались в классификации.

Итоговая размерность матрицы предложения составила $s \times d = 26 \times 200$.

Далее, для построения нейронной сети была взята библиотека Keras, которая позволяет быстрее создавать и настраивать модели — схемы, по которым распространяется и подсчитывается информация при обучении.

В разработанной архитектуре использованы фильтры с высотой $h=(2, 3, 4, 5)$, которые предназначены для параллельной обработки биграмм, триграмм, 4-грамм и 5-грамм соответственно. Помимо этого, в нейронную сеть были добавлены по 10 свёрточных слоев для каждой высоты фильтра, функция активации — ReLU, которая определяет выходное значение нейрона в зависимости от результата взвешенной суммы входов и порогового значения.

После обработки слоями свертки, карты признаков поступали на слои субдискретизации, где к ним применялась операция пулинга, тем самым извлекая наиболее значимые n -граммы из текста.

Далее происходило объединение в общий вектор признаков (слой объединения), который подавался в скрытый полносвязный слой с 30 нейронами. В завершении, итоговая карта признаков подавалась на выходной слой нейронной сети с сигмоидальной функцией активации.

Результаты исследования

Для оценки эффективности используемой сверточной нейросети на реальной выборке текстов было проведено ее обучение: скрытый слой был заморожен скры-

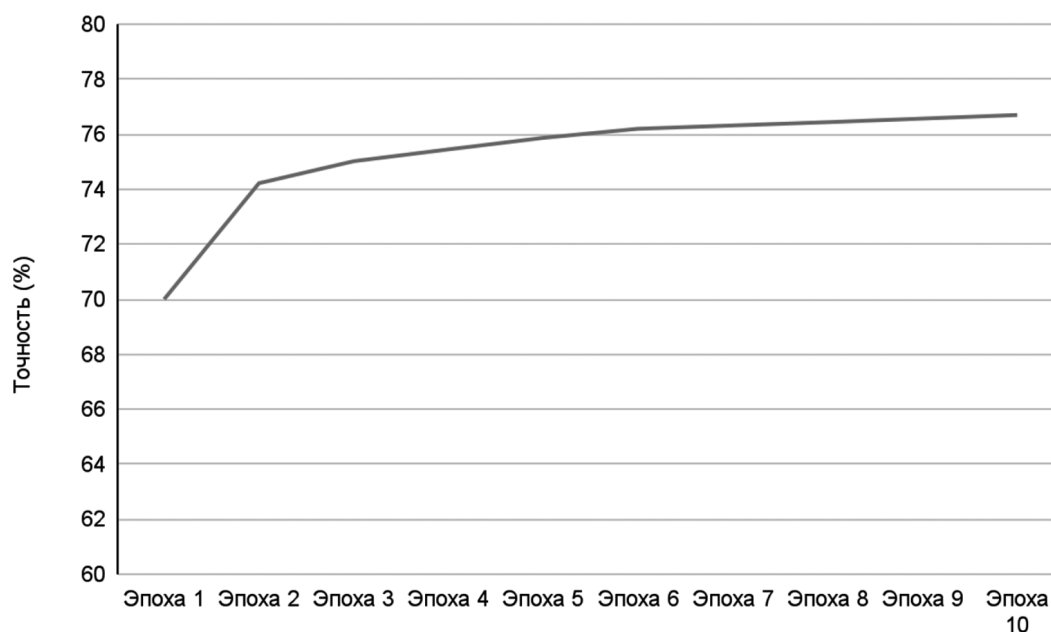


Рис. 1. Распределение значений точности по эпохам

тый, чтобы минимизировать изменения в нем, в то время как все остальные слои обучались в течение 10 эпох (рис. 1):

Из рисунка анализа графика точности видно, что пиковое значение метрики достигнуто на 10 эпохе обучения, после чего наблюдалось снижение показателей, что свидетельствовало о начале переобучения модели.

После завершения процесса обучения было оценено качество проведенного анализа тональности (табл. 2).

Таблица 2.

Первоначальные метрики качества классификации по классам тональности

Метка класса	Точность	Полнота	F-мера	Количество объектов
Negative	0.78194	0.78243	0.78218	22457
Positive	0.78089	0.78040	0.78064	22313
Total	0.78142	0.78142	0.78142	44770

Первоначальная оценка качества анализа тональности показала сбалансированные, но недостаточно высокие результаты: F-мера для классов Negative и Positive составила 0.78218 и 0.78064 соответственно при общей точности 0.78142. Это стало основанием для оптимизации архитектуры нейросети. Ключевыми изменениями стали увеличение размера пакетов данных для итеративного обучения и введение адаптивного темпа обучения, что позволило точнее корректировать шаг оптимизации при минимизации функции потерь. В результате изменения параметров удалось достичь лучшего качества анализа тональности (табл. 3).

Таблица 3.

Метрики качества классификации по классам тональности

Метка класса	Точность	Полнота	F-мера	Количество объектов
Negative	0.82143	0.82254	0.82249	22457
Positive	0.81137	0.81026	0.81031	22313
Total	0.8164	0.8164	0.8164	44770

Представленные результаты свидетельствуют о положительном влиянии модификации параметров, приводящей к значительному улучшению метрик. Значение F-меры для класса Negative возросло до 0.82249, для класса Positive — до 0.81031, а общая точность увеличилась на 3.5 процентных пункта, достигнув 0.8164.

Оценка полученных результатов

Проведенное исследование демонстрирует значительный потенциал применения сверточных нейронных сетей (CNN) в задачах анализа тональности текстов. Полу-

ченные результаты, отражающие общую точность модели на уровне 81.64 %, свидетельствуют о превосходстве предложенного подхода над традиционными методами, такими как анализ на базе словарей SentiWordNet (72.7 %) или комбинированные методы (78.2 %). Это подтверждает гипотезу о том, что способность CNN выявлять локальные лингвистические паттерны, включая n-граммы и контекстные зависимости, играет ключевую роль в повышении качества классификации. Успешное распознавание биграмм, триграмм и более длинных последовательностей позволило модели эффективнее улавливать скрытые семантические связи, которые часто определяют эмоциональный тон сообщения.

Улучшение метрик после оптимизации архитектуры сети, в частности увеличение F-меры для класса Negative до 0.82249, связано с адаптацией параметров обучения. Введение адаптивного темпа обучения и коррекция размера пакетов данных способствовали снижению риска переобучения, что видно по стабилизации графика точности на 10-ой эпохе. Однако сохраняющийся разрыв между метриками для классов Positive и Negative (0.81031 против 0.82249) указывает на необходимость дальнейшей работы с дисбалансом данных или особенностями лингвистических маркеров позитивных высказываний в русскоязычных соцсетях. Возможно, эмоциональная окраска положительных сообщений чаще выражается неявно, через контекст или иронию, что затрудняет их однозначную классификацию.

Важным аспектом исследования стало использование Word2Vec для векторного представления слов, что обеспечило учет семантической близости лексических единиц. Однако ограничение длины текстов до 26 токенов, хотя и покрывающее 99.71 % выборки, могло привести к потере информации в длинных сообщениях. Это подчеркивает необходимость адаптации модели для работы с разнородными данными, включая новостные статьи или научные тексты, где контекст может распределяться на большие расстояния. Кроме того, предобработка данных, исключая эмодзи и авторскую пунктуацию, хотя и упростила анализ, потенциально снизила точность, так как эти элементы часто несут значимую эмоциональную нагрузку.

Практическая значимость работы подтверждается возможностью применения модели в реальных сценариях — от мониторинга общественного мнения до прогнозирования рыночных трендов. Увеличение точности на 3.5 % может существенно повлиять на качество аналитических отчетов в бизнес-аналитике или политическом консалтинге. Тем не менее, для решения задач, требующих экстремальной точности (например, в сфере кибербезопасности или медицины), потребуется дальнейшая оптимизация, включая интеграцию с трансформерными архитектурами (BERT, GPT) и расширение обучающих корпусов за счет мультимодальных данных.

Перспективы исследования связаны с устранением выявленных ограничений. Эксперименты с динамическим определением длины входных последовательностей, включение механизмов внимания для анализа контекста и использование доменно-специфичных эмбедингов могут стать следующими шагами в развитии метода. Кроме того, учет культурных и жанровых особенностей текстов, таких как сатира или диалекты, позволит повысить универсальность модели, сохраняя ее эффективность в условиях растущего разнообразия цифрового контента.

Заклучение

Проведенное исследование подтвердило высокую эффективность сверточных нейронных сетей (CNN) в задачах анализа тональности текстов. Разработанная модель, достигшая общей точности 81.64 %, продемонстрировала превосходство над традиционными методами, такими как анализ на основе словарей SentiWordNet (72.7 %) и комбинированные подходы (78.2 %). Это свидетельствует о том, что способность CNN выявлять локальные лингвистические паттерны, включая n-граммы и контекстные зависимости, обеспечивает более точную классификацию эмоционального окраса текстов. Успешная оптимизация архитектуры сети за счет адаптивного темпа обучения и коррекции размера пакетов данных позволила повысить F-меру для классов Negative

и Positive до 0.822 и 0.810 соответственно, что подтверждает гипотезу о гибкости CNN в обработке русскоязычного контента.

Практическая значимость работы заключается в возможности применения модели для мониторинга общественного мнения в соцсетях, анализа рыночных трендов и улучшения коммуникации в системах «человек-машина». Однако сохраняющийся дисбаланс в метриках между классами, а также ограничения, связанные с обработкой длинных текстов и исключением эмотиконов, указывают на направления для дальнейших исследований. Перспективы развития метода включают интеграцию с трансформерными архитектурами (BERT), динамическое определение длины последовательностей и учет культурно-специфичных маркеров тональности.

Результаты работы вносят вклад в развитие методов автоматизированного анализа текстов, расширяя их применимость в политике, экономике и научной аналитике. Дальнейшая работа должна быть направлена на адаптацию модели к мультимодальным данным и доменно-ориентированным корпусам, что позволит преодолеть текущие ограничения и повысить надежность прогнозирования в критически важных сферах, таких как кибербезопасность и медицина.

ЛИТЕРАТУРА

1. Семантический анализ для автоматической обработки естественного языка. URL: https://rdc.grfc.ru/2021/09/semantic_analysis/ (дата обращения: 19.02.2025)
2. Двойникова А.А., Карпов А.А. Аналитический обзор подходов к распознаванию тональности русскоязычных текстовых данных // Информационно-управляющие системы. 2020. №4 (107).
3. Поспелов Д.А. Прикладная семиотика и искусственный интеллект // Программные продукты и системы. 1996. №3. с.10–13.
4. Что такое анализ эмоциональной окраски. URL: <https://aws.amazon.com/ru/what-is/sentiment-analysis/> (дата обращения: 21.02.2025)
5. Базалей Т.Ю. Мониторинг и контроль общественного мнения путем цифровых технологий // Мир науки. Социология, филология, культурология. 2023. Т. 14. № 3.
6. Houtan K.S., Gagne T., Joppa L., Jenkins C. Sentiment analysis of conservation studies captures successes of species reintroductions // Patterns. 2020.
7. An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling. URL: arxiv.org/abs/1803.01271 (дата обращения 03.03.2025).
8. Рубцова Ю.В. Построение корпуса текстов для настройки тонового классификатора // Программные продукты и системы. 2015. №1(109). с.72–78.
9. Mikolov T. et al. Distributed Representations of Words and Phrases and Their Compositionality // Advances in Neural Information Processing Systems. 2013. с. 3111–3119.

© Ремарчук Валерий Николаевич (3sgn703@mail.ru); Горячкин Борис Сергеевич (bsgor@mail.ru);
Гвоздева Яна Вячеславовна (yana@mehtco.ru); Малина Софья Владимировна (sofya_malina@inbox.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»