

**Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана**

**Факультет «Радиотехнический»
Кафедра «Системы обработки информации и управления»**

**Курс «Парадигмы и конструкции языков программирования»
Отчет по домашней работе и ЛР №6**

Выполнил:
студент группы РТ5-31Б:
Аверьянов А.Д.

Проверил:
преподаватель каф. ИУ5
Гапанюк Ю.Е.

Москва, 2025 г.

**РОЛЬ ТОНАЛЬНОСТИ И МАНИПУЛЯТИВНЫХ МАРКЕРОВ В
КЛАССИФИКАЦИИ ФЕЙКОВЫХ НОВОСТЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

**THE ROLE OF TONALITY AND MANIPULATIVE MARKERS IN FAKE NEWS
CLASSIFICATION USING MACHINE LEARNING METHODS**

Р.К. Гаджиев, В.Я. Кирсанов (kirsanovvya@student.bmstu.ru), А.Д. Аверьянов
Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
R.K. Gadzhiev, V.Y. Kirsanov (kirsanovvya@student.bmstu.ru), A.D. Averyanov
Moscow, BMSTU

Аннотация. В данной работе исследуется влияние анализа тональности при классификации новостей с использованием методов машинного обучения. Предложенный подход основан на ансамбле алгоритмов — Random Forest и логистической регрессии с объединением через Soft Voting, а также архитектуре глубокого обучения, включающей LSTM и эмбединг-слои. Показано, что фейковые новости характеризуются значительно более высокой степенью эмоциональности и содержат маркеры манипулятивного воздействия. На основе проведённых экспериментов доказана недостаточность использования анализа эмоциональной окраски в обнаружении ложных новостей путём методов классификации подлинности. В заключении делается вывод о том, что предложенный метод интеграции признаков подлинности с анализом тональности может существенно повысить эффективность систем обнаружения дезинформации.

Ключевые слова: дезинформация, анализ тональности, классификация новостей, машинное обучение, вероятность лжи.

Abstract. This study investigates the influence of sentiment analysis on news classification using machine learning methods. The proposed approach is based on an ensemble of algorithms—Random Forest and Logistic Regression combined via Soft Voting—as well as a deep learning architecture incorporating LSTM and embedding layers. The findings reveal that fake news is characterized by a significantly higher degree of emotionality and contains markers of manipulative influence. Based on the conducted experiments, it is demonstrated that the use of emotional tone analysis alone is insufficient for detecting fake news through authenticity classification techniques. In conclusion, it is argued that the proposed method of integrating authenticity features with sentiment analysis can significantly enhance the effectiveness of disinformation detection systems.

Keywords: misinformation, sentiment analysis, news classification, machine learning, fake probability.

Введение

Распространение дезинформации и фальсифицированного контента представляет острую социальную и информационную проблему в условиях цифровизации общества.[1] По данным глобальных исследований, доля ложных новостей в общем потоке информации стремительно возрастает. Традиционные подходы к верификации контента, основанные преимущественно на экспертной оценке, становятся неэффективными в условиях информационного перенасыщения.[2] Автоматизированные методы анализа текстовых характеристик, в том числе анализ тональности (sentiment analysis), представляют многообещающий подход для разработки масштабируемых систем обнаружения дезинформации.[3]

Анализ тональности текста также важен, как и достоверности, потому что недостоверные новости часто манипулируют чувствами и эмоциями.[4] Некоторые подобранные комбинации признаков могут иметь большое влияние на классификацию данных, что также доказывает важность анализа информации как совокупности нескольких критериев. [5]

Классические работы в области анализа дезинформации указывают на систематические различия между подлинными новостями и ложным контентом по целому ряду текстовых, структурных и семантических параметров.[6] Исследования показывают, что ложные новости часто используют более высокую степень эмоциональности, экстремальные оценочные суждения и манипулятивные риторические приемы с целью максимизации эмоционального воздействия и вирального распространения.[7]

Алгоритм предварительной обработки поддельных новостей

Система состоит из обученной на наборе данных, состоящем из более сорока пяти тысяч различных новостей, из которого были извлечены следующие признаки характеризующие новости:

1. Длина текста – общее количество символов в новости
2. Количество заглавных букв
3. Цифры – количество чисел
4. Знаки препинания
5. Количество ссылок и гиперссылок
6. Частотные слова, показывающие естественность
7. Средняя длина слова

После извлечения признаков текст преобразуется в 500-мерный вектор с помощью TF-IDF Vectorizer. Этот метод вычисляет важность каждого слова на основе того, как часто слово появляется в документе (Term Frequency) и как редко это слово встречается в других (Inverse Document Frequency).

Далее мы приводим все признаки к одной шкале (среднее 0, стандартное отклонение 1). Это крайне важно для логистической регрессии, иначе признаки с большими значениями будут доминировать.

После мы переходим к ансамблю классификаторов. Система использует две модели одновременно:

- Random Forest (120 деревьев): каждое дерево решений обучается на случайной под выборке данных. Финальное предсказание - голос большинства деревьев.
- Logistic Regression: создаёт линейную функцию от признаков и применяет сигмоид функцию: $p = \frac{1}{1 + e^{-z}}$, где z - линейная комбинация признаков. Использует стохастический градиентный спуск с максимальным числом итераций десять тысяч.

Два классификатора объединяются с использованием Soft Voting, что означает усреднение вероятностей вместо жёстких голосов.

Анализ тональности

Система анализа тональности текста представляет собой три слоя глубокого обучения, обрабатывающие текста последовательно:

1. Эмбединг: преобразование каждого индекса слова в 128 – мерный вектор, слова с похожими значениями получают похожие векторы.

2. LSTM (Long Short-Term Memory) – рекуррентная нейронная сеть с долгосрочной памятью. Обработывает последовательность слов, запоминая контекст, состояние ячейки обновляется для каждого слова.
3. Dense (1 нейрон с сигмоидой): преобразует вектор контекста (128 элементов) в одно значение, сигмоид активация $\frac{1}{1+e^{-x}}$, результат интерпретируется как вероятность позитивной тональности.

Параметрами обучения является оптимизатор Adam - адаптивный градиентный спуск, точность и оценка площади под ROC кривой, 5 эпох (проходов по данным), батч размер 128, 20% данных для валидации. Обучающие данные: IMDB датасет (100,000 отзывов фильмов с метками положительные/отрицательные).

Эффективность метода, основанного на предварительно обученной модели

В качестве тестирования нами был собран набор данных, состоящий из 368 случайных новостей. Для удобства восприятия были добавлены графики и оценочные метрики.

Fake Probability (FP) — непрерывная переменная, представляющая вероятностную оценку принадлежности новости к классу ложных. Получена с использованием классификационной модели машинного обучения (логистическая регрессия или ансамбль). Диапазон значений: [0, 1], где 0 означает максимальную вероятность того, что материал является ложным, а 1 — максимальную достоверность материала.

Sentiment Positivity (SP) — непрерывная переменная, отражающая степень позитивности эмоциональной окраски текста новости. Извлекается с использованием моделей обработки естественного языка (NLP), включающих трансформерные архитектуры. Диапазон значений: [0, 1], где 0 соответствует максимальной негативности, 0.5 — нейтральности, а 1 — максимальной позитивности.

Для выявления общей зависимости между эмоциональной окраской новостного контента и вероятностью его поддельности был построен scatter plot с наложением линейного тренда (Рис 1А). Данная визуализация позволяет оценить не только точечное распределение наблюдений в пространстве признаков, но и выявить общую направленность взаимосвязи. Линия регрессии, построенная методом наименьших квадратов, демонстрирует систематическую тенденцию в данных, в то время как разброс точек вокруг тренда указывает на степень вариабельности этой зависимости. Наклон линии тренда количественно характеризует силу и направление влияния тональности на вероятность поддельности, что имеет важное значение для понимания психолингвистических паттернов фейковых новостей.

Сравнительный анализ распределения вероятности поддельности между реальными и фейковыми новостями выполнен с использованием диаграмм размаха (box plot, Рис. 1Б). Данный метод визуализации позволяет комплексно оценить не только центральные тенденции (медианы), но и вариабельность, асимметрию распределений и наличие выбросов в обеих группах. Межквартильный размах (IQR) характеризует степень согласованности оценок внутри каждой категории, в то время как положение медианы относительно границ ящика указывает на скошенность распределения. Выбросы, отображенные за пределами усов, представляют особый интерес как аномальные случаи, требующие дополнительного содержательного анализа. Статистически значимое различие в положении медиан между группами подтверждает дискриминативную способность используемой модели классификации.

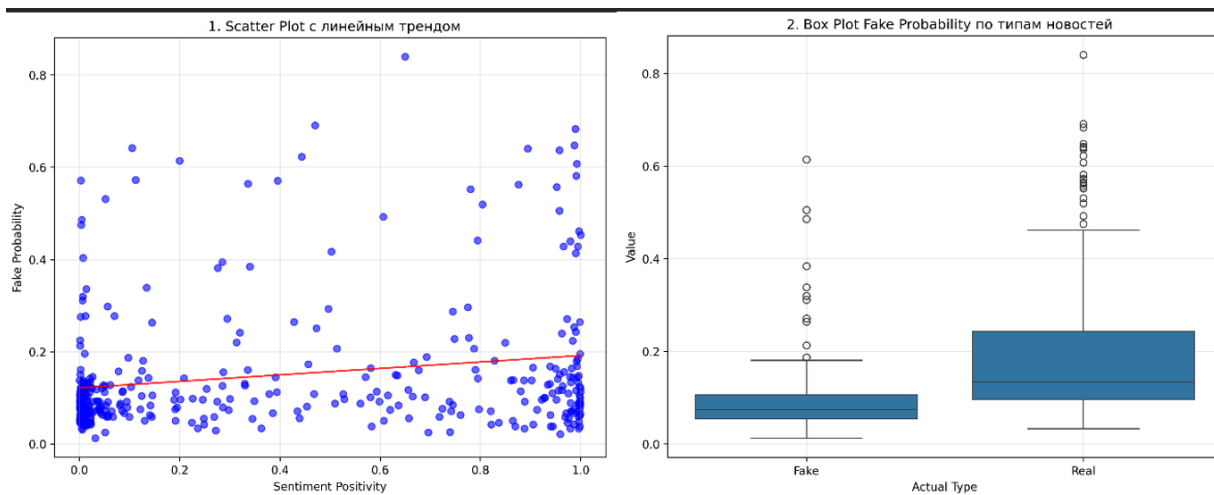


Рис. 1. Точечная диаграмма с линейным трендом и диаграмма «ящик с усами» по типу новостей

Анализ эмоциональной окраски новостей различных типов представлен в виде диаграмм размаха (Рис. 2А). Сравнение распределений тональности между реальными и фейковыми новостями позволяет выявить систематические различия в их психолингвистических профилях. Высота ящика и длина усов отражают степень однородности эмоционального окраса внутри каждой группы, в то время как положение медианы характеризует типичный эмоциональный фон. Наличие существенных различий в медианах может свидетельствовать о различных коммуникативных стратегиях, используемых при создании фейкового контента. Кроме того, асимметрия распределения и наличие выбросов указывают на потенциальные подгруппы внутри каждой категории с особыми эмоциональными характеристиками.

Для интегральной оценки различий между группами использована столбчатая диаграмма средних значений (Рис. 2В). Данная визуализация обеспечивает наглядное сравнение центральных тенденций по двум ключевым метрикам одновременно — вероятности фейковости и позитивности тональности. Высота столбцов количественно отражает систематическое смещение средних значений между реальными и фейковыми новостями, что позволяет оценить величину эффекта для каждого признака в отдельности. Парное расположение столбцов для двух метрик в рамках одной группы способствует выявлению потенциальных корреляционных паттернов между вероятностью фейковости и эмоциональной окраской.

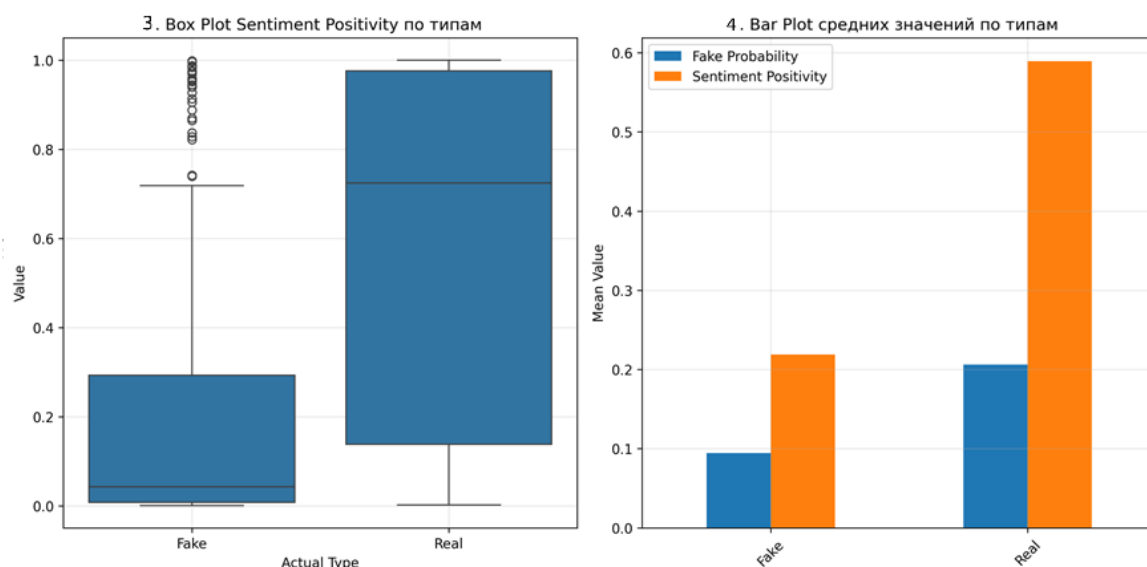


Рис. 2 Диаграмма «ящик с усами» по типам и столбчатая диаграмма средних значений по типам

Наблюдаемая картина распределений свидетельствует о том, что ложные новости не только статистически значимо отличаются по вероятности классификации, но и демонстрируют специфические паттерны эмоциональной окраски. Эти находки согласуются с существующими исследованиями, указывающими на использование манипулятивных лингвистических стратегий в поддельном контенте. Сочетание различных методов визуализации позволяет получить многомерное представление о характеристиках новостного контента и обеспечивает надежную эмпирическую основу для разработки алгоритмов автоматической верификации новостей.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило наличие статистически значимых различий в тональности между реальными и ложными новостями, однако продемонстрировало ограниченность тональности как самостоятельного предиктора достоверности. Полученные результаты обосновывают целесообразность использования тональности как одного из компонентов многомерных систем верификации контента в сочетании с другими лингвистическими, стилистическими и контекстуальными признаками.

Список литературы

1. Широков М.А., Бондаренко В.С., Тельбух В.В. Выявление дезинформации в социальных сетях: анализ современных методов и инструментов // Труды Военно-космической академии имени А.Ф. Можайского. 2024. С. 1–15.
2. Качкаева А.Г. Фейк: от академических дискуссий к практическим решениям // Медиаскоп. 2021. № 3. С. 1–12. DOI 10.30547/mediascope.3.2021.
3. Ахметгалиев А.И., Гафаров Ф.М., Ситдикова Ф.Б. Анализ тональности текстов с использованием нейросетевых моделей // Казанский федеральный университет. 2019. DOI 10.18411/sr-10-04-2019-69.
4. Моногарова А.Г., Ширяева Т.А., Тихонова Е.В. Язык вирусных фейковых новостей: корпусный подход к анализу русскоязычной дезинформации о Covid-19 // Язык и культура. 2023. Т. 27. № 3. С. 543–569. DOI 10.22363/2687-0088-33757.
5. Фомичев Ф. Магистрант СПИНТех разработал алгоритм распознавания фейковых новостей // Московский институт электроники и математики (НИУ ВШЭ). 2025.

6. Анонимный автор Классификация тональности текста с использованием LSTM // Вестник Туменского государственного университета. 2025. Т. 1. № 2. С. 1–18. УДК 004.89.
7. Двойникова О.К., Карпов А.А. Рекуррентные нейронные сети для анализа тональности текстовых данных // Санкт-Петербургский государственный университет. 2023.