

## Разработка размеченного набора русскоязычных текстов для анализа эмоций по модели Роберта Плутчика

М.А. Скляр<sup>1</sup>, Д.В. Левшин<sup>1</sup>, А.В. Зубков<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Волгоградский государственный технический университет

<sup>2</sup>Волгоградский государственный медицинский университет

**Аннотация:** Целью исследования является повышение уровня конкретизации сентимента в рамках анализа тональности русскоязычных текстов путем разработки датасета с обширным набором эмоциональных категорий. В работе рассмотрены основные методы сентимент-анализа и основные эмоциональные модели. Разработана и описана программная система для децентрализации разметки данных. Новизна данной работы заключается в том, что для определения эмоциональной окраски русскоязычных текстов впервые применяется эмоциональная модель, которая содержит больше 8 эмоциональных классов, а именно модель Роберта Плутчика. В итоге был разработан новый датасет, предназначенный для исследования и анализа эмоций. Полученный корпус данных состоит из 24435 уникальных записей, размеченных по 32 классам эмоций, что делает его одним из наиболее разнообразных и детализированных наборов данных в данной области. По полученному датасету обучена нейронная сеть, которая определяет набор эмоций автора при написании им текста. Полученный датасет предоставляет возможность для проведения дальнейших исследований в данной области. Одной из перспективных задач является повышение эффективности нейронных сетей, обученных на данном датасете.

**Ключевые слова:** сентимент, анализ, модель, Роберт Плутчик, эмоция, разметка, текст

Сентимент-анализ (или анализ тональности текста) представляет собой значимую дисциплину на пересечении прикладной лингвистики, машинного обучения и искусственного интеллекта. Его главная задача заключается в категоризации эмоциональных состояний, выраженных в тексте, что является актуальным при бурном развитии информационных технологий и возрастании объемов текстовых данных, генерируемых людьми каждый день. Сентимент-анализ широко применяется в различных отраслях, таких, как маркетинг, экономика, политика, медицина и других.

В работах «Twitter sentiment classification using distant supervision» [1] и «Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques» [2] показана актуальность сентимент-анализа, рассматривается применение различных методов реализации данной задачи, освещаются главные проблемы. Также, заметный вклад в тему разметки текстов на

эмоциональные классы, и в целом, sentiment-анализ, внесли работы отечественных и зарубежных ученых П.П. Зверевой [3], И.И. Четверкина [4], Н.В. Лукашевича [5] и др.

Однако, несмотря на все достижения в области sentiment-анализа и значительные усилия, направленные на разметку датасетов, существующие наборы данных все еще обладают определенными недостатками. В частности, одной из наиболее серьезных проблем является малый спектр (до 5-8) эмоциональных классов в русскоязычных датасетах. В реальной жизни люди часто выражают гораздо более разнообразные и сложные эмоции, которые могут включать смешение радости, грусти, страха, гнева, удивления, отвращения и других чувств, и такое ограничение может привести к некорректному распознаванию и интерпретации тонких эмоциональных нюансов. В результате, эффективность моделей может существенно снижаться. Также, в большинстве исследований используют размеченные данные, полученные из определенных источников текстов, таких как рецензии на фильмы или отзывы на товары. Однако, для обеспечения полноты и общей применимости датасета необходимо включать тексты из различных сфер и контекстов. Это позволит учесть разнообразие эмоций, связанных с разными тематиками, и обеспечит более точное обучение классификатора в разнообразных контекстах. Данное исследование решает эти проблемы с помощью расширенного набора эмоциональных классов и источника текстов в виде социальной сети Twitter (USA, California) (в настоящее время X).

Из всего вышесказанного следует, что создание размеченного набора русскоязычных текстовых данных на эмоциональные классы из модели Роберта Плутчика является оригинальным, не имеющим аналогов исследованием, для выполнения которого необходимо разработать новые методические подходы, методы, алгоритмы и программные средства для

---

автоматизированного сбора, анализа и обработки информации, полученной в результате разметки.

Целью исследования является повышение уровня конкретизации сентимента в рамках анализа тональности русскоязычных текстов путем разработки датасета с обширным набором эмоциональных категорий. Для достижения поставленной цели необходимо выполнить: подбор эмоциональной модели, выбор и очистку данных, разработку программных средств для разметки и отслеживания процесса разметки, непосредственно саму разметку, обработку и валидацию полученных данных, оценку данных и расчет метрик, а также подобрать модель машинного обучения и эффективно обучить ее.

Необходимо рассмотреть подходы к описанию организации эмоциональной сферы, которые направлены на то, чтобы отразить многообразие эмоций и определить их оптимальное количество.

Категориальный подход предполагает, что эмоции дискретны и необходимо определить, к какой категории относится конкретная эмоция. В рамках этого подхода могут использоваться разные шкалы тональностей: бинарная (положительная или отрицательная оценка), тернарная (положительная, отрицательная, нейтральная оценки), многоклассовая (расширенное количество более детализированных классов, например, эмоциональные категории из классической психологии) [6]. Подход ограничен тем, что не учитывается интенсивность эмоции и не всегда удается однозначно ее отнести к определенной категории, так как эмоции могут быть комплексными и иметь смешанные черты из разных категорий. В качестве примера для категориального подхода можно привести интернациональное исследование Пола Экмана, в ходе которого американский психолог предложил шесть базовых эмоций, которые могут быть распознаны по выражению лица.

---

Многомерный или пространственный подход расширяет категориальный, рассматривая эмоции как многомерные пространства, в которых каждая эмоция характеризуется определенными значениями по различным измерениям. Он позволяет более точно описывать эмоциональные состояния, подчеркивая взаимосвязи между эмоциями. Однако, для его использования требуется более сложная система описания и анализа эмоций, что может быть затруднительно при практическом применении. К пространственным моделям эмоций относят циклическую (циркумфлексную) модель эмоций Рассела, колесо Плутчика и другие.

Трехмерная модель Роберта Плутчика, как и модель Рассела, основана на круговом представлении. Она представляет собой гибрид категориального и многомерного подхода. В рамках этой теории эмоции представлены на колесе эмоций — двумерном графике (рис. 1), организованном в виде геометрической фигуры с восемью вершинами. Каждая вершина соответствует одной из базовых эмоций. Вторым измерением выделена интенсивность базовых эмоций. Все остальные эмоции представляют собой комбинации базовых эмоций или эмоциональные «диады».

Систему анализа эмоций по модели Роберта Плутчика можно представить в виде несколько этапов, так как эта модель разбивает эмоции в нескольких измерениях [7], что является ключевым отличием от других моделей и являлось главным критерием выбора. Разбиение на этапы поможет более точно определить эмоцию, при этом не затрудняя выбор при разметке. Подход с разбиением эмоций не новый, и описан в некоторых статьях [8], однако эффективность определяет сам способ разбиения и под каждую задачу нужно подбирать свой способ с определенным количеством классов. Разделение на этапы будет рассмотрено далее. На данный момент размеченных корпусов русскоязычного текста по колесу Плутчика в открытом доступе не существует.

---



Рис. 1. – Визуальное представление модели Роберта Плутчика

Представим данную задачу (классификацию текста) в формальной форме. Пусть  $T_x = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  – множество текстов,  $M = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$  – множество классов эмоций, тогда целевая функция будет иметь вид  $F: T_x \times M \rightarrow \{0, 1\}$  и ее можно записать формулой (1).

$$F(C_j, t_i) = \begin{cases} 0, & \text{если } t_i \notin C_j, \\ 1, & \text{если } t_i \in C_j \end{cases} \quad (1)$$

Если сравнить по мощности множеств классов эмоций выбранную модель Плутчика с самой распространенной моделью Экмана [9], то получатся следующие формальные записи:

- для модели Экмана:  $M_e = \{C_1, C_2, \dots, C_8\}$ ;
- для модели Плутчика:  $M_p = \{C_1, C_2, \dots, C_{32}\}$ .

Все классы эмоций из  $M_e$  содержатся в  $M_p$ , отсюда можно сделать вывод:  $M_e \in M_p$ .

Далее опишем классификатор  $F'$ , который будет стремиться к  $F$ . Классификатор выдает для определенного текста и определенной эмоции бинарный ответ, где 0 – эмоция не находится в тексте, а 1 – эмоция находится в тексте. Тогда классификатор можно записать как  $F': T_x \times M \rightarrow \{0, 1\}$ . Степень подобия классификатора можно записать как  $F': T_x \times M \rightarrow [0, 1]$ .

Далее рассмотрим методы сентимент-анализа. Существует несколько подходов к классификации тональности текста, которые можно сгруппировать в три основные категории:

1. Методы, основанные на инженерии знаний.
2. Статистические методы.
3. Гибридные подходы.

В методах, основанных на инженерии знаний, применяются лексико-семантические базы данных, в частности, WordNet, SentiWordNet или Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC), которые могут быть использованы для анализа частоты и сочетаемости слов в тексте. Базы данных содержат словари, в которых каждому слову присваивается значение эмоциональной окраски. Например, положительные слова могут иметь более высокие оценки, чем отрицательные слова.

Информация из базы данных может быть ограничена и не всегда учитывает контекст или новые выражения. Кроме того, зависимость от базы данных означает, что эти методы могут быть неэффективными при анализе текстов на других языках, для которых не было проведено предварительной обработки.

Статистические методы используют элементы машинного обучения, такие как метод байесовской классификации, скрытый семантический анализ

---

(LSA), метод опорных векторов, «мешок слов», глубокое обучение, например, рекуррентные нейронные сети (RNN) или сверточные нейронные сети (CNN).

Гибридные подходы используют как машинное обучение, так и элементы обнаружения семантики по имеющейся базе.

Чтобы реализовать вышеперечисленные методы, необходимо сначала извлечь эмоциональную составляющую из текста. Самой точной является ручная разметка. Данный метод является затратным по времени, поэтому необходим инструмент для упрощения работы и сокращения времени разметки. Важен не только способ разметки, но и подбор размечаемых классов. Их количество должно быть достаточно большим, однако, количество классов, которые получают разметчики, не должно превышать 9, согласно закону Миллера [10]. Чтобы это обеспечить, можно разбить разметку на несколько этапов, причем это возможно только в том случае, если между эмоциями есть связь. Получить необходимые закономерности можно из эмоциональных моделей. Существуют различные исследования, в которых описывается использования таких моделей [11], однако нет работ, в которых разметка производилась бы на количество классов, превышающего 8 для русскоязычных текстов.

В качестве источника данных для разметки была выбрана социальная сеть Twitter, являющаяся крупнейшим и активно используемым глобальным медиа пространством, в котором миллионы пользователей ежедневно создают короткие текстовые сообщения, известные как твиты. Эти сообщения отражают широкий спектр тем, событий, явлений и переживаний, связанных с различными аспектами личной, социальной, культурной и политической жизни людей. Таким образом, корпус текстов из Twitter может предоставить богатый и разнообразный материал для анализа и разметки эмоционального содержания, отражающего множество позитивных,

---

негативных и нейтральных эмоций. Также твиты характеризуются относительно простой, компактной и информативной структурой, состоящей из ограниченного числа символов.

Для ускорения процесса ручной разметки необходимо специальное программное обеспечение. При проектировании UI/UX приложения для разметки текстов по эмоциям были учтены ключевые аспекты, чтобы обеспечить удобство использования, эффективность и точность разметки. К ним относятся: наличие четкой и краткой инструкции, размечаемый текст в удобном для чтения формате с оптимальным размером шрифта и контрастным цветом фона и текста, а также размещение кнопок с вариантами ответа в наглядной и логичной последовательности. В инструкции акцентируется внимание на том, что необходимо выбрать именно эмоцию автора текста, а также поясняется, что нужно выбрать самую подходящую эмоцию из имеющихся, так как представленные могут полностью не отражать сентимент текста. Внешний вид приложения представлен на рис. 2.

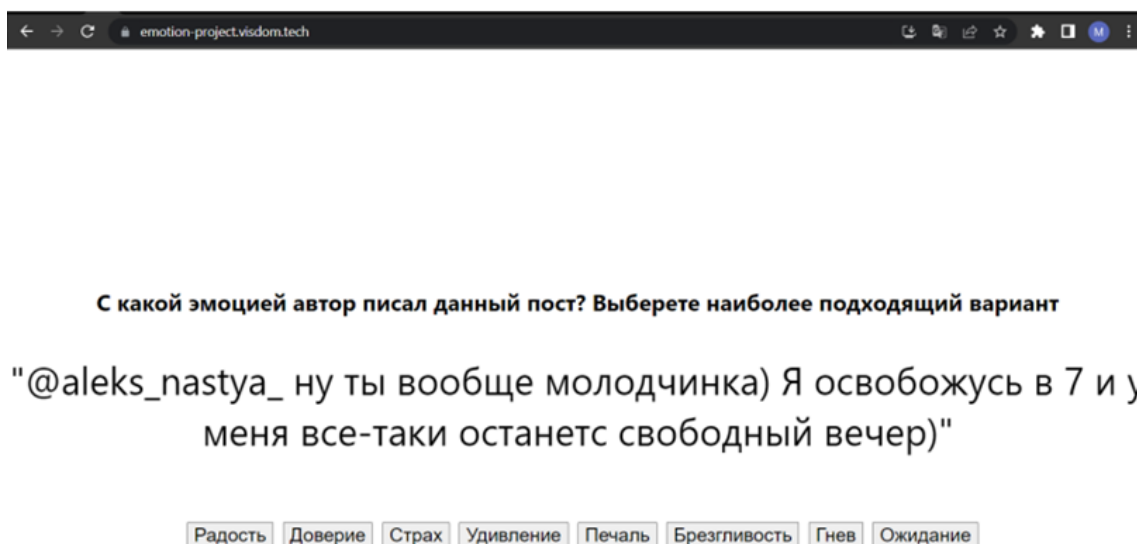


Рис. 2. – Внешний вид приложения



Для юзабилити-тестирования был проведен опрос по опроснику SUS (System Usability Scale), который используется для того, чтобы получить количественную оценку качества пользовательского опыта. В результате расчетов значение индекса SUS составляет 98.8075, что является отличным результатом.

Далее будет описан способ поэтапной разметки. Модель Плутчика является хорошим инструментом для изучения и анализа эмоций благодаря своей способности охватывать широкий спектр эмоций. Однако из-за большого количества эмоций разметка становится трудной задачей для разметчика, поэтому ее необходимо разбить на несколько этапов в соответствии с измерениями модели.

Этапы определения эмоции:

- Определение базовой эмоции (радость, доверие, страх, удивление, печаль, брезгливость, гнев, ожидание). Базовая эмоция определяется в любом случае и для всех текстов имеет один набор вариантов;

- Определение интенсивности эмоции (например, для радости: спокойствие, радости, экстаз). Интенсивность эмоции текста определяется в любом случае, но имеет различные наборы вариантов. Чтобы определить набор эмоций, необходимо выявить доминирующую (с наибольшим количеством выборов) базовую эмоцию на предыдущем этапе. Чтобы перейти к определению интенсивности, необходимо набрать нужную сумму ответов на этапе определения базовой эмоции;

- Определение составной эмоции. Составные эмоции возможно получить только из комбинаций базовых эмоций (например, выбор радости и доверия образуют любовь). Составная эмоция определяется только для тех текстов, у которых на этапе определения интенсивности выбрана определенное количество раз базовая эмоция и она является доминирующей. Базовая эмоция может быть выбрана на всех трех этапах.

---

Для оценки полученных данных в процессе разметки была выбрана метрика под названием каппа Флейсса – статистический показатель, который используется для измерения степени согласия между несколькими оценщиками, которые независимо оценивают одну и ту же выборку объектов на основе категориальных меток. В контексте машинного обучения и искусственного интеллекта каппа Флейсса часто используется для оценки качества разметки данных, на которых обучаются и тестируются алгоритмы.

Каппа Флейсса определяется в диапазоне от -1 до 1:

- значение 1 означает полное согласие между оценщиками (идеальная ситуация);

- значение 0 указывает на согласие, которое можно ожидать случайно, при условии, что оценщики присваивают метки независимо друг от друга;

- значение меньше 0 свидетельствует о том, что согласие между оценщиками хуже, чем случайное.

Для удобства чтения и анализа человеком размеченных данных была создана веб-страница, которая предоставляет различную информацию об имеющихся записях разметки. Данная статистическая панель отображает следующую информацию:

1. Количественные данные;
2. Соотношение размеченных эмоций во всех текстах;
3. Вычисление и вывод каппа Флейсса.

Количественные данные содержат:

1. Общее количество разметок;
2. Количество размеченных записей, находящихся на каждом из 3-х этапов разметки.

Соотношения размеченных эмоций во всех текстах представлены в виде двух столбчатых диаграмм. Первая – распределения восьми базовых

эмоций. Вторая – распределения интенсивностей эмоций, сгруппированных по базовым эмоциям.

Каппа Флейсса выводится в виде таблицы, которая помимо самого значения каппа Флейсса выводит как для базовых эмоций, так и для их интенсивностей следующие сопутствующие пункты:

1. Количество субъектов (в нашем случае – количество текстов);
2. Количество категорий (в нашем случае: для базовых эмоций – 8, для интенсивности эмоций - 3).
3. Средняя степень согласия оценщиков;
4. Сумма квадратов долей каждой категории.

Внешний вид получившейся статистической панели представлен на рисунках 3 и 4.

### Эмоциональный анализ - статистические данные

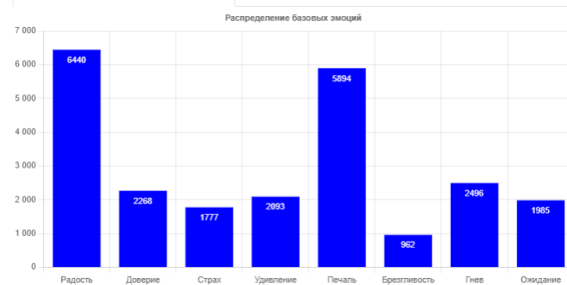
#### Количественные данные:

Числовые значения [Столбчатая диаграмма](#)

- Общее количество записей: 15250
- Количество размеченных записей (эмоций), находящихся на 1-ом этапе: 15224
- Количество размеченных записей (эмоций), находящихся на 2-ом этапе: 26
- Количество размеченных записей (эмоций), находящихся на 3-ем этапе: 0

#### Соотношение эмоций во всех текстах:

[Распределение базовых эмоций](#) [Распределение интенсивности эмоций](#)



#### Каппа Флейсса:

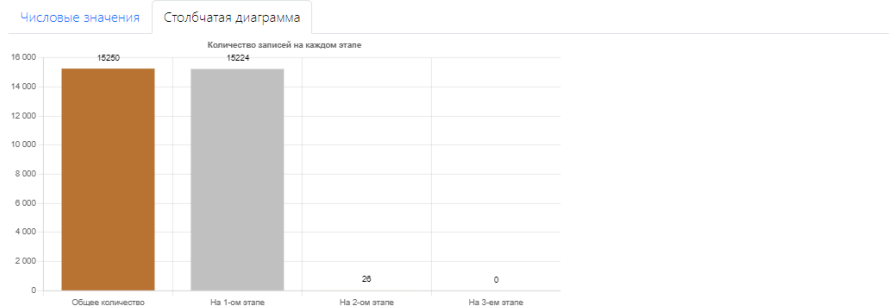
[Для базовых эмоций](#) [Для интенсивности эмоций](#)

Количество субъектов	Количество категорий	$\bar{P}$	$\bar{P}_e$	Каппа Флейсса
12632	8	0.79335059863084	0.17485934086637	0.74955857636911

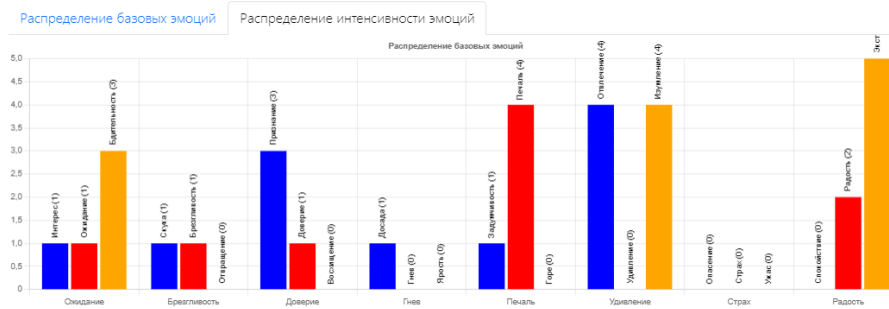
Рис. 3. – Внешний вид статистической панели (часть 1)

## Эмоциональный анализ - статистические данные

### Количественные данные:



### Соотношение эмоций во всех текстах:



### Каппа Флейсса:

Количество субъектов	Количество категорий	$\bar{P}$	$\bar{P}_e$	Каппа Флейсса
22	3	0.8333333333333333	0.337890625	0.74827925270403

Рис. 4. – Внешний вид статистической панели (часть 2)

Разметка осуществлялась добровольцами различного возраста на протяжении 6 месяцев. Итоговое значение каппы Флейсса в разметке для базовых эмоций составляет 0,76. Значение каппы Флейсса в разметке для интенсивности эмоций составляет 0,9. Полученные результаты показывают хороший уровень качества разметки, так как оба значения близки к 1. Это означает, что опрашиваемые успешно определяют эмоции в предлагаемых текстах и в размеченных данных присутствуют выраженные связи, поэтому, полученный на таких данных датасет пригоден для дальнейших исследований. Разница между значением капп объясняется разным количеством классов для разметки: базовых эмоций 8, поэтому уровень согласованности ниже, и наоборот, количество классов для интенсивности каждой эмоции меньше, поэтому уровень согласованности выше.

Датасет готов для использования в сентимент-анализе, поэтому была поставлена задача подобрать и обучить нейронную сеть. Архитектура нейросети состоит из двух основных элементов: модуля rubert-tiny2 и набора из 24 классификаторов – такое количество эмоций распознается в настоящий момент, планируется расширение до 32. Модуль rubert-tiny2 является основой модели и отвечает за преобразование входного текста в векторное представление предложения, известное как sentence embedding. Он использует модель BERT с небольшими размерами и низкой размерностью sentence embedding, что позволяет сократить время тренировки модели, не уменьшая высокую точность представления текста. Модуль rubert-tiny2 передает вектор набору классификаторов, каждый из которых представляет собой простую двухслойную нейронную сеть. Внутри каждого классификатора есть скрытый слой с функцией активации ReLU, который помогает извлечь полезные признаки из sentence embedding. Дополнительно перед обучением классификаторов проводится процедура нормализации sentence embedding, что позволяет повысить устойчивость модели к различным вариациям входных данных. Используется слой batch normalization, который уменьшает внутреннее ковариационное смещение и ускоряет сходимость во время обучения. Это особенно важно, поскольку входные векторы, полученные из rubert-tiny2, могут варьироваться по масштабу, и без нормализации классификаторы могут хуже обобщать данные. Затем используется функция активации сигмоида на выходном слое для получения вероятностей эмоций. Классификаторы обучаются независимо друг от друга, что позволяет модели успешно определять несколько эмоций для одного предложения. После обучения точность определения (рис. 5-6) по метрике accuracy составляет 92-93%, по метрике f1 – 0.6, что сопоставимо с другими современными системами. Однако, данная работа открывает

---

перспективы для расширения количества классов, тем самым позволяет повысить качество сентимент-анализа.

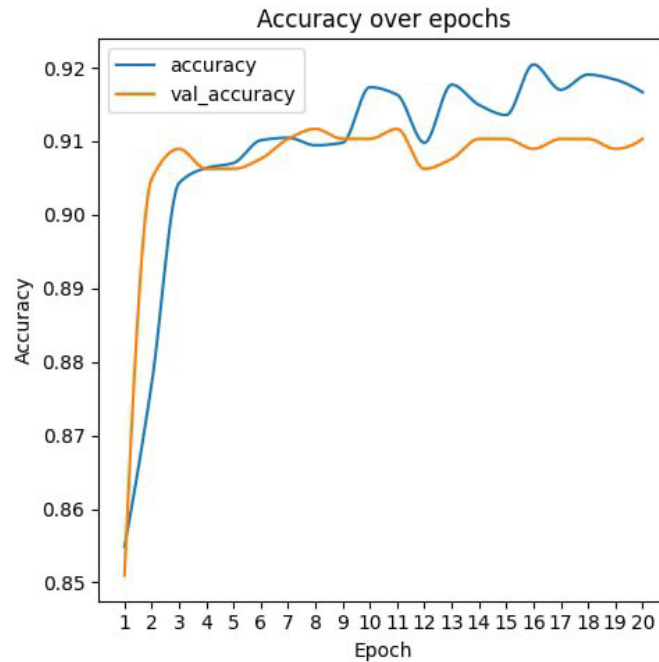


Рис. 5. – Метрика accuracy

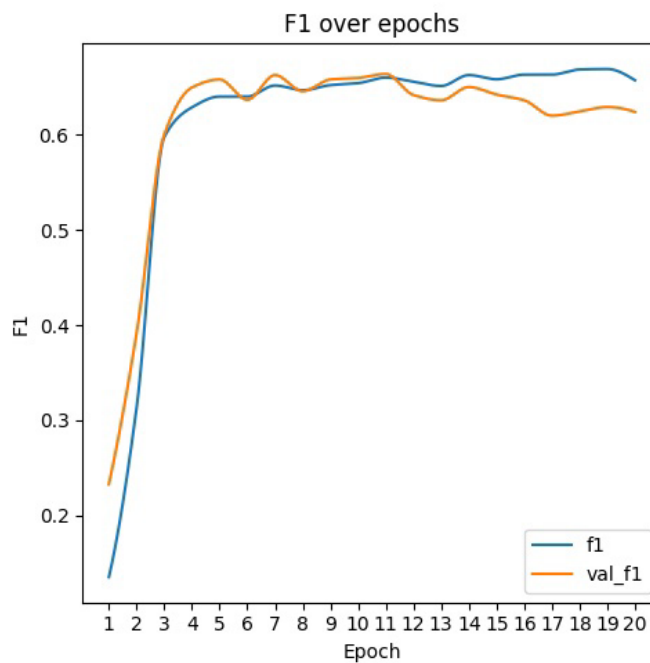


Рис. 6. – Метрика F1

В ходе работы были проанализированы и выбраны методы и сценарии разметки датасета, а также принципы проектирования интерфейса приложения. В результате была выбрана ручная разметка, так как она обеспечивает точные и надежные размеченные данные. Для автоматизации процесса ручной разметки было принято решение использовать веб-приложение, так как этот способ позволяет использовать человеческие ресурсы более рационально из-за эффективного интерфейса, является масштабируемым и гибким, а также позволяет производить контроль разметки на всех ее этапах.

В итоге был разработан новый датасет, предназначенный для исследования и анализа эмоций. Данный корпус данных состоит из 24435 уникальных записей, размеченных по 32 классам эмоций, что делает его одним из наиболее разнообразных и детализированных наборов данных в данной области. Новизна данной работы заключается в том, что для определения эмоциональной окраски русскоязычных текстов впервые применяется эмоциональная модель, которая содержит больше 8 эмоциональных классов, а именно модель Роберта Плутчика.

Разработанный датасет доказал свою применимость для задач сентимент-анализа, однако в дальнейшем будут проделаны работы над его улучшением: сбор большего количества данных, устранение дисбаланса в классах. А также планируется обучение нейронной сети на полном наборе из 32 эмоциональных классов.

## Литература

1. Go, A., Bhayani, R., Huang, L.: Twitter sentiment classification using distant supervision. CS224N project report, Stanford. 2009. v. 1.12. URL: [researchgate.net/publication/228523135\\_Twitter\\_sentiment\\_classification\\_using\\_distant\\_supervision](https://researchgate.net/publication/228523135_Twitter_sentiment_classification_using_distant_supervision)
2. Pang B., Lee L., Vaithyanathan S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. Proceedings of EMNLP-02, the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Association for Computational Linguistics, Philadelphia, US. 2002. pp. 79-86.
3. Зверева П. П. Сентимент-анализ текста (на материале печатных текстов газеты "The New York Times" о России и россиянах). Вестник Московского государственного областного университета. Серия: Лингвистика, 2014, № 5, с. 32-37.
4. Лукашевич Н. В., Четверкин И. И., Браславский П. И. Sentiment Analysis Track at ROMIP 2011. Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии: По материалам ежегодной Междунар. конф. «Диалог» (Бекасово, 30 мая - 3 июня 2012 г.). М.: Изд-во РГГУ, 2012. Т. 2, С. 1 - 14.
5. Лукашевич Н. В. Автоматический анализ тональности текстов по отношению к заданному объекту и его характеристикам. Электронные библиотеки, 2015. Т. 18. № 3-4. С. 88-119.
6. Басина П. А., Дунаева Д. О., Саркисова А. Ю. Валидация моделей машинного обучения для автоматизированного определения тональности русскоязычных текстов. Вестник Томского государственного университета. 2022. № 485. С. 206-216.



7. Ерыгина А. В. Эмоциональный интеллект как фактор успешности. Экономический вектор. – 2021. – № 2(25). – С. 77-82. – DOI: 10.36807/2411-7269-2021-2-25-77-82. – EDN CHIFLC.
8. Семенюк В.В., Складчиков М.В. Разработка алгоритма распознавания эмоций человека с использованием сверточной нейронной сети средствами Python. Инженерный вестник Дона. 2023. № 12. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2023/8905](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2023/8905).
9. Барышев Д. А., Макаревич И. В., Зубанков А. С., Розалиев В. Л. Нейросетевой подход к определению эмоций человека по речи. Инженерный вестник Дона. 2022. № 5. URL: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2022/7644>.
10. Miller, G. A. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. Psychological Review. 1956. v. 63.2. Pp. 81–97.
11. Mohammad, S. M., Turney, P. D. Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon. Computational intelligence. 2013. v. 29.3. Pp. 436–465.

### References

1. Go, A., Bhayani, R., Huang, L. Twitter sentiment classification using distant supervision. CS224N project report. 2009. v. 1.12. URL: [researchgate.net/publication/228523135\\_Twitter\\_sentiment\\_classification\\_using\\_distant\\_supervision](https://researchgate.net/publication/228523135_Twitter_sentiment_classification_using_distant_supervision).
  2. Pang B., Lee L., Vaithyanathan S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. Proceedings of EMNLP-02, the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Association for Computational Linguistics. 2002. Pp. 79-86.
-

3. Zvereva P. P. Sentiment-analiz teksta. Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo oblastnogo universiteta. Seriya: Lingvistika. 2014. v. 5. Pp. 32-37.
4. Lukashevich N. V., Chetverkin I. I., Braslavskii P. I. Sentiment Analysis Track at ROMIP 2011. Komp'yuternaya lingvistika i intellektual'nye tekhnologii: Po materialam ezhegodnoi Mezhdunar. kopf. «Dialog» (Bekasovo, 30 maya - 3 iyunya 2012 g.), Moskva, 2012. v. 2, Pp. 1-14.
5. Lukashevich N. V. Elektronnye biblioteki. 2015. v. 18, no. 3-4, Pp. 88-119.
6. Basina P. A., Dunaeva D. O., Sarkisova A. YU. Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta, 2022, v. 485, Pp. 206-216.
7. Erygina A. V. Emotsional'nyi intellekt kak faktor uspešnosti. Ekonomicheskii vector. 2021. V. 2.25. Pp. 77-82. DOI: 10.36807/2411-7269-2021-2-25-77-82.
8. Semenyuk V.V., Skladchikov M.V. Inzhenernyj vestnik Dona. 2023. № 12. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2023/8905](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2023/8905).
9. Baryshev D. A., Makarevich I. V., Zubankov A. S., Rozaliev V. L. Inzhenernyj vestnik Dona. 2022. № 5. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2022/7644](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2022/7644).
10. Miller, G. A. Psychological Review. 1956 v. 63.2. Pp. 81–97.
11. Mohammad, S. M., Turney, P. D. Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon. Computational intelligence. 2013. v. 29.3. Pp. 436–465.

**Дата поступления: 15.02.2025**

**Дата публикации: 15.03.2025**