SKILLFACTORY



Итоговая презентация

Команда Gradient Seekers



Владимир Бек



Анастасия Игнатьева



Артём Мартынов



Илья Серов



Евгения Смолякова Яровикова



Анастасия

Задача

Бриф:

Название: Тематическая классификация текстов

Партнёр: Компания «Норси-Транс»

Стэк проекта:

Python, PyTorch, Docker, HTML, CSS, JavaScript, Bootstrap, Flask

Цель:

Создать систему, которая определяет вероятность принадлежности текста к одной или нескольким тематикам из заданного списка

Задачи:

- Разработать и обучить модель машинного обучения, способную анализировать текст и предсказывать вероятности его принадлежности к одной или нескольким темам
- 2. Создать пользовательский интерфейс, который принимает текст на вход, отправляет его на классификацию и возвращает категорию, к которой относится текст

Основные этапы

- 1. EDA, предобработка данных (очистка, токенизация)
- 2. Оценка распределения данных по классам, проверка кластеризации
- 3. Классификация методами классического МО
- 4. single-label классификация с помощью RuBERT модели
- 5. multi-label классификация с помощью RuBERT модели
- 6. Предсказание на тестовых данных
- 7. Разработка UI интерфейса и Flask приложения
- 8. Тестирование

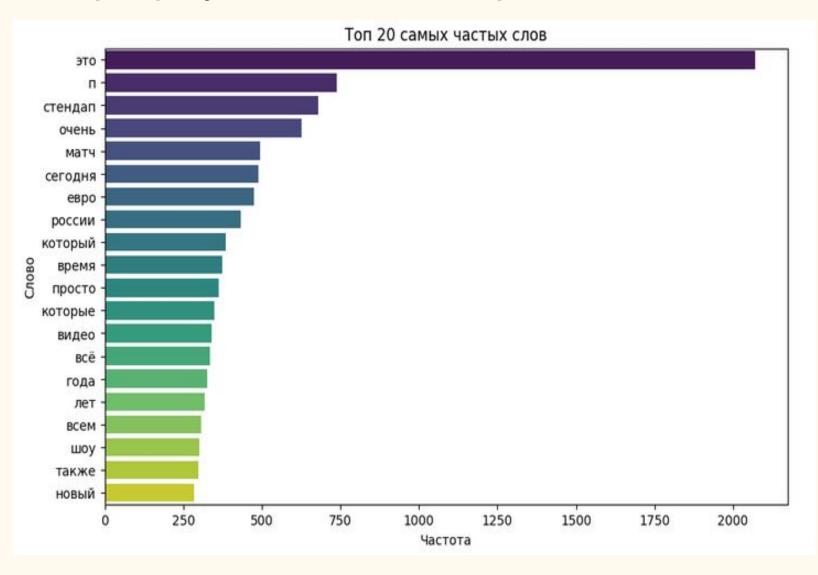
1. EDA, предобработка данных (очистка, токенизация)

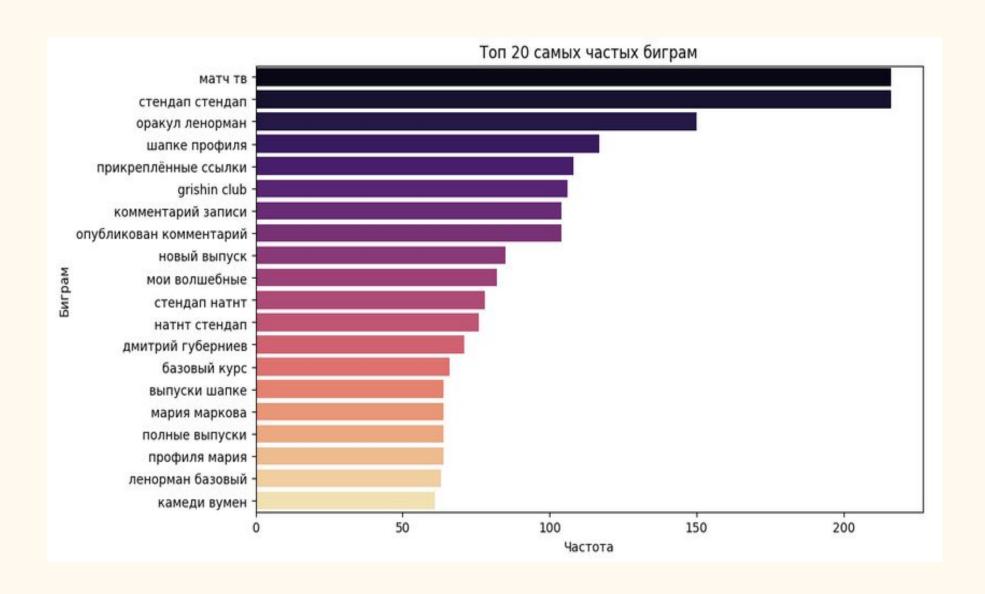
- Анализ данных
- Очистка текста
- Токенизация (подготовка к моделированию):
 - о обработка/токенизация + векторизация + модель

Наименование переменной/-ых	Статус
['doc_text', 'image2text', 'speech2text']	Исходные данные, из переменной doc_text убраны emoji
['emojis_doc_text']	Текстовые описания (на английском) оригинальных эмоций из doc_text
['cleaned_doc_text', 'cleaned_image2text', 'cleaned_speech2text']	Очищенные исходные переменные
['stemmed_doc_text', 'stemmed_image2text', 'stemmed_speech2text']	Стемматизированные очищенные переменные
['SpaCy_doc_text', 'SpaCy_image2text', 'SpaCy_speech2text']	Очищенные переменные для дальнейшей токенизации с помощью SpaCy

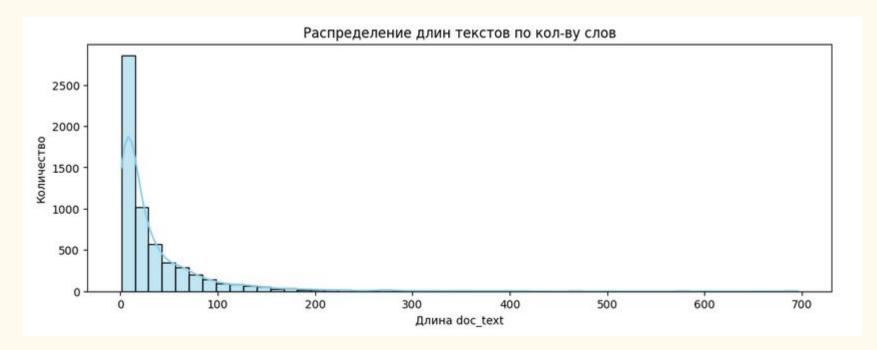
1. Предобработка данных (очистка, токенизация), EDA

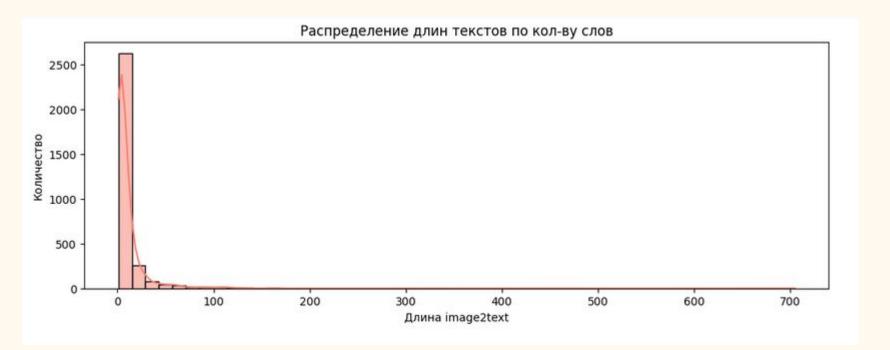
1.1 Проверка уникальности слов/биграм

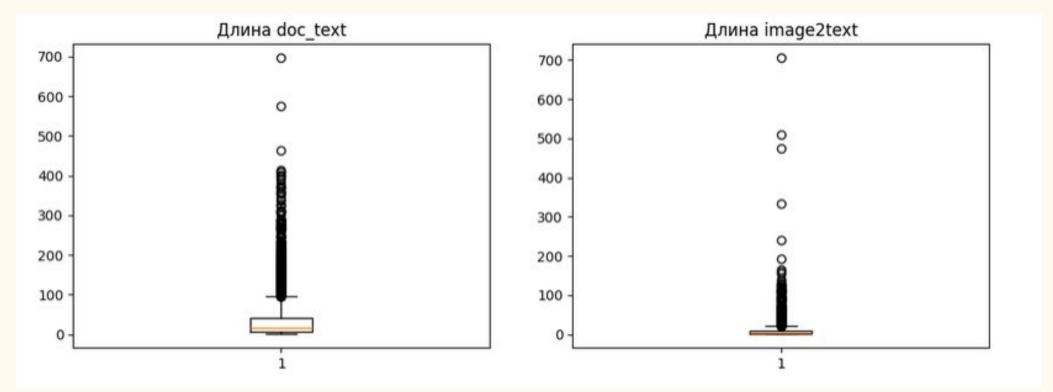




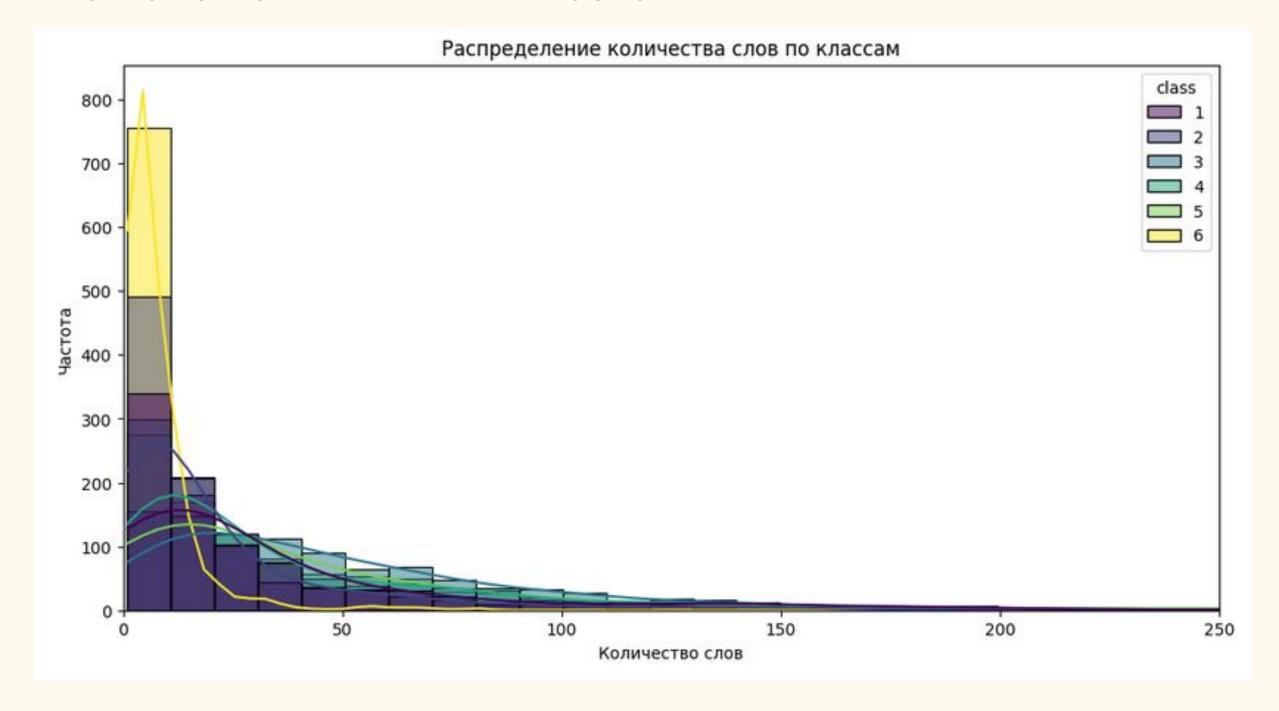
- 1. Предобработка данных (очистка, токенизация), EDA
- 1.2 Проверка распределения длин текстов







- 1. Предобработка данных (очистка, токенизация), EDA
- 1.2 Проверка распределения длин текстов р разрезе классов



Класс	Наименование
1	соцсети
2	личная жизнь
3	политика
4	реклама
5	спорт
6	юмор

- 1. Предобработка данных (очистка, токенизация), EDA
- 1.2 Проверка распределения длин текстов в разрезе классов (предобработанный для SpaCy doc_text)

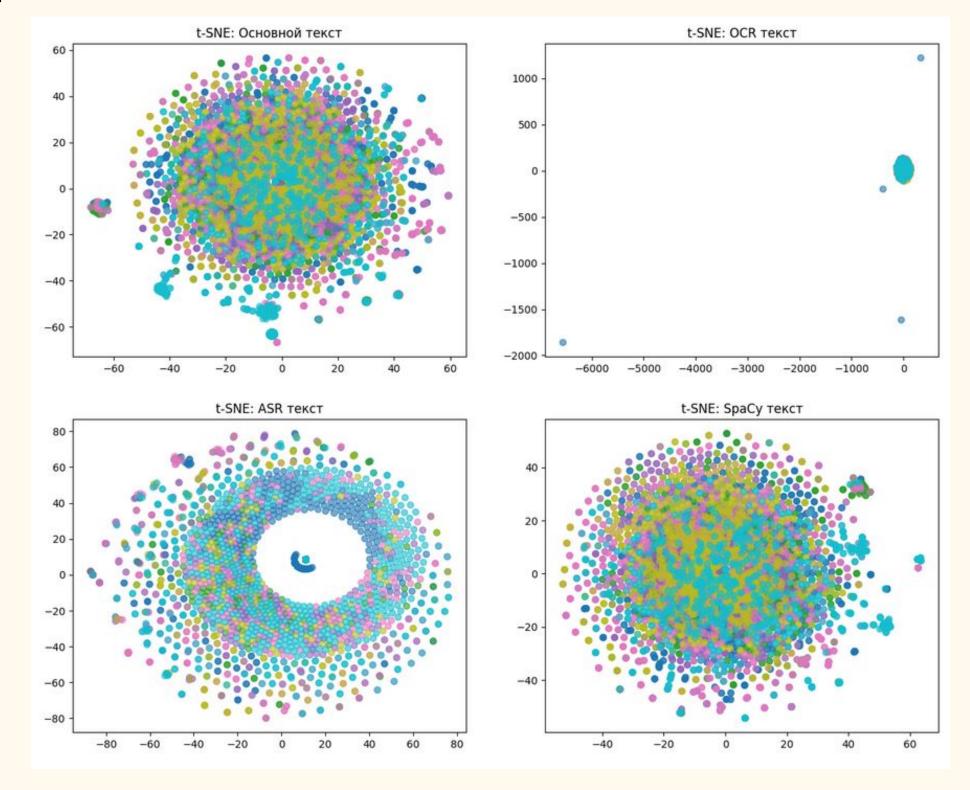
```
Класс 1 топ-10 слов:
['выпуск', 'видео', 'это', 'канал', 'новый', 'смотреть', 'моем', 'канале', 'ссылка', 'ссылки']
Класс 2 топ-10 слов:
['опубликован', 'опубликован комментарий', 'комментарий записи', 'это', 'комментарий', 'записи', 'спасибо', 'очень', 'сегодня', 'день']
Класс 3 топ-10 слов:
['это', 'россии', 'которые', 'крокус', 'очень', 'года', 'люди', 'который', 'время', 'сегодня']
Класс 4 топ-10 слов:
['писать', 'это', 'шоу', 'ленорман', 'июля', 'билеты', 'сегодня', 'выпуск', 'оракул', 'новый']
Класс 5 топ-10 слов:
['это', 'евро', 'матч', 'футбол', 'испания', 'англия', 'динамо', 'сегодня', 'пенальти', 'очень']
Класс 6 топ-10 слов:
['стендап', 'стендап стендап', 'камеди', 'вумен', 'камеди вумен', 'тнт', 'натнт', 'стендап натнт', 'натнт стендап', 'шапке']
```

2. Оценка распределения данных по классам, проверка кластеризации

- Предобработка стеммизированных текстов векторизатором TF-IDF
- Визуализация кластеров с помощью t-SNE
- Кластеризация методом k-средних

	Источник	Silhouette	Adjusted Rand
3	SpaCy текст	0.020774	0.015412
0	Основной текст	0.007333	0.002308
1	OCR TEKCT	0.643193	0.000056
2	ASR TEKCT	0.553694	0.000032

- SpaCy/Основной текст: низкие значения (0.01-0.02) → кластеры почти не соответствуют истинным классам
- OCR/ASR: высокий Silhouette (0.5-0.6), но Rand ≈0 → кластеры компактные, но не совпадают с темами



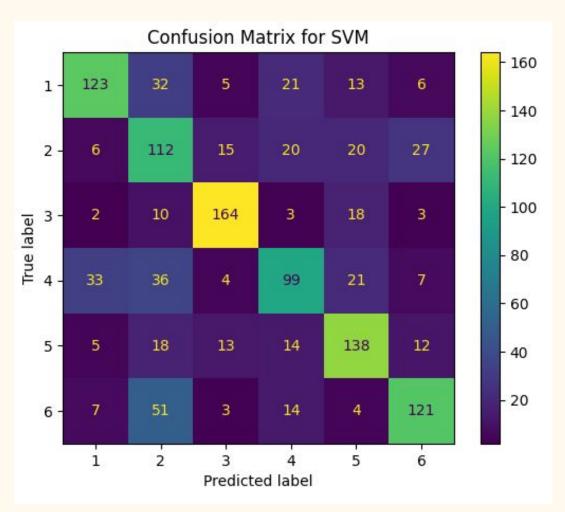
3. Классификация методами классического МО

- Формирование единого датафрейма с развесовкой исходных векторов
- Разделение на тренировочную и тестовую выборки
- Построение моделей

Модель	Precision (macro avg)	F1-score (macro avg)	Accuracy
Logistic Regression	0.64	0.64	0.65
Random Forest	0.64	0.63	0.62
SVM	0.64	0.63	0.63

• Добавление мета-признаков (масштабированы StandardScaler)

Модель	Precision (macro avg)	F1-score (macro avg)	Accuracy
Logistic Regression	0.62	0.61	0.61
Random Forest	0.60	0.59	0.59
SVM	0.53	0.51	0.62



4. single-label классификация с помощью RuBERT модели

- Наименование 'DeepPavlov/rubert-base-cased'
 - о лучшее соотношение сложность/качество
- Не требует дополнительной обработки текста перед токенизацией
 - о за основу взяты переменные ['doc_text', 'image2text', 'speech2text'] (в переменной 'doc_text' уже убраны emoji)
- Добавлена функция, возвращающая дополнительно второй по качеству класс с учётом заданного порога уверенности (метрикой качества оценки выбрана ассuracy)
- Построение моделей

4. single-label классификация с помощью RuBERT модели

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	1.007300	0.965336	0.667500
2	0.867800	0.911164	0.665833
3	0.513600	0.980760	0.673333

Текст: VladRadimov https://t.me/VladRadimov/950 На Предсказания: 5 и 3 (низкая уверенность)	верн
Текст: 5 сентября в прокат выходит картина «Лгунья» - Предсказание: 4 (уверенность >= 75%)	поб
Текст: С праздником, дорогие наши! С Рождеством♡ Ч Предсказания: 2 и 4 (низкая уверенность)	ереда .
Teкcт: https://youtu.be/LI0qJ8HR1DI?si=WVcc4q1A96UPEm Предсказание: 1 (уверенность >= 75%)	n85
Текст: Локомотив!!! Надо еще забивать и выигрывать!!! Предсказание: 5 (уверенность >= 75%)	₿ n.
Текст: «Comedy Club» в пятницу в 21:00 на ТНТ 1 9 tht Предсказание: 6 (уверенность >= 75%)	та
Текст: Англия в финале только потому, что её вчера по Предсказание: 5 (уверенность >= 75%)	ддер
Текст: kruginapole https://t.me/kruginapole/89218 nar Предсказания: 6 и 2 (низкая уверенность)	т жар
Teкcт: zarubinreporter https://t.me/zarubinreporter/1 Предсказание: 3 (уверенность >= 75%)	1990
Текст: мой утренний шок в Лондоне - поход на стадионю Предсказания: 5 и 2 (низкая уверенность)	ный т

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	1.058100	1.002572	0.646667
2	0.928600	0.920146	0.656667
3	0.654300	0.956555	0.663333
4	0.483500	0.959962	0.666667

Текст: VladRadimov https://t.me/VladRadimov/950 Наверн Предсказания: 3 и 5 (низкая уверенность)
Текст: 5 сентября в прокат выходит картина «Лгунья» - поб Предсказание: 4 (уверенность >= 75%)
Текст: С праздником, дорогие наши! С Рождеством♡ Череда Предсказания: 2 и 4 (низкая уверенность)
Текст: https://youtu.be/LI0qJ8HR1DI?si=WVcc4q1A96UPEm8S Предсказание: 1 (уверенность >= 75%)
Текст: Локомотив!!! Надо еще забивать и выигрывать!!! 💪 n Предсказание: 5 (уверенность >= 75%)
Текст: «Comedy Club» в пятницу в 21:00 на ТНТ 1 9 tht та Предсказание: 6 (уверенность >= 75%)
Текст: Англия в финале только потому, что её вчера поддер Предсказание: 5 (уверенность >= 75%)
Текст: kruginapole https://t.me/kruginapole/89218 nan жар Предсказания: 2 и 6 (низкая уверенность)
Текст: zarubinreporter https://t.me/zarubinreporter/1990 Предсказание: 3 (уверенность >= 75%)
Текст: мой утренний шок в Лондоне - поход на стадионный т

Предсказания: 2 и 5 (низкая уверенность)

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.287200	1.071947	0.656667
2	0.214500	1.192976	0.653333

```
Текст: Мы снова играем в Кубке России! Будет большой пр...
Предсказание: 5 (уверенность >= 75%)

Текст: Что уже сделал Рэтклифф в МЮ, четыре новичка на пр...
Предсказания: 5 и 3 (низкая уверенность)

Текст: Печальные новости тоже есть... Утром я проснулась б...
Предсказание: 2 (уверенность >= 75%)

Текст: ООООЙ! ЯРСАБАЛЬ! 2-1, ...
Предсказание: 5 (уверенность >= 75%)

Текст: У людей разные лингвистические способности, разная...
Предсказание: 2 (уверенность >= 75%)
```

5. Multi-Bert

• Данные

Объединение текстовых полей в единое поле text

Распределение классов: сбалансированное — по 1000 на класс

• Предобработка

Удаление стоп-слов, эмоджи, URL, цифр

Стемминг (Snowball Stemmer для русского языка)

Группировка текстов и бинаризация меток (MultiLabelBinarizer)

• Модель

Архитектура: BertForSequenceClassification

Предобученная модель: DeepPavlov/rubert-base-cased

Параметры:

 $max_len = 512$

batch_size = 8 (CPU) / 16 (GPU)

epochs = 3

Loss: Binary Cross-Entropy

• Метрики

F1-micro: 0.717

F1-macro: 0.720

• Результаты

Потери (loss) снизились с 0.36 до 0.18

Модель корректно определяет классы для большинства текстов

Проблема: ложные отрицательные срабатывания — исправлено

на этапе инференса модели

Train loss 0.17839611819497844 F1-micro: 0.7173, F1-macro: 0.7199

Validation F1 micro: 0.7172573189522342, F1 macro: 0.7199361949002757

Текст: Решили прогуляться с семьей по торговому центру. Обожаю такие семейные посиделки и все такое. Когда проголо

дались, вспомнили про Вкусс-Вилла. В нем всегда все свежее и полезное

Текст не относится ни к одному из классов

Приложение для классификации текстов

Назначение

Классификация текстов по 6 категориям с возможностью отнесения к нескольким классам одновременно

Ключевые компоненты

Модель: RuBERT (дообученный для multi-label)

Порог вероятности: 0.35 Вход: Текст до 512 токенов

Выход: Названия классов (например, "Политика, Юмор")

Как работает

Текст → токенизация BERT Модель предсказывает вероятности для каждого класса Фильтрация по порогу → итоговые метки

Пример

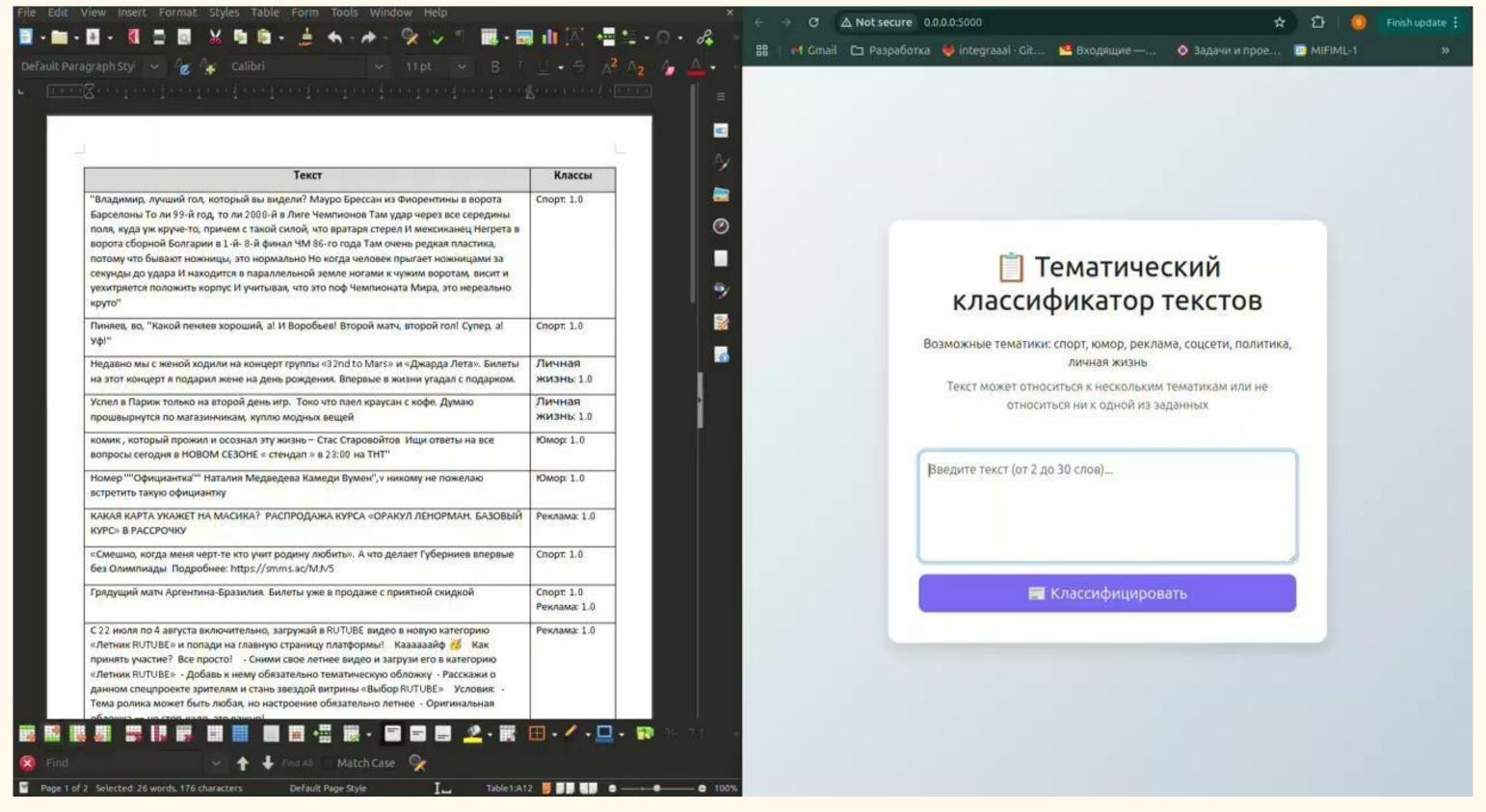
Текст: "Смешной мем про выборы! 😂"

Прогноз: "Политика, Юмор"



```
# Токенизация текста
           encoding = tokenizer(
32
               [text],
               max_length=max_len,
34
               truncation=True,
               padding=True,
               return_tensors='pt'
37
           ).to(device)
           # Получение предсказаний
           with torch.no_grad():
               outputs = model(**encoding)
               logits = outputs.logits
               probs = torch.sigmoid(logits)
               predictions = (probs >= threshold).cpu().numpy()
           print(probs)
           # Преобразование в индексы классов
           pred_indices = np.where(predictions[0])[0]
48
49
           # Преобразуем numpy int64 в обычные питоновские int и затем в имена классов
           if len(pred_indices) > 0:
               # Преобразуем numpy.int64 в стандартные питоновские int
               pred_indices = [int(idx) for idx in pred_indices]
54
               # Добавим отладочную информацию
               print(f"Предсказанные индексы: {pred_indices}")
               # Проверка индексов и получение имен классов
                   pred_classes = [int(mlb.classes_[idx]) for idx in pred_indices]
                   mapped_classes = [CLASS_MAPPING[idx] for idx in pred_classes]
                   if not mapped_classes:
61
                       result = "Класс не определён"
                       result = ', '.join(mapped_classes)
65
                   return result
               except IndexError as e:
                   print(f"Ошибка при доступе к классам: {e}")
                   # В случае ошибки возвращаем индексы (для отладки)
69
                   return [f"Класс #{idx}" for idx in pred_indices]
           return "Класс не определён"
```

Демонстрация проекта



Мы на GitHub: https://github.com/martetten/Dataton_2

Вывод

- Разработано приложение приложение с использованием предобученной модели машинного обучения, которое даёт возможность пользователю определить тематику введённого текста: спорт, юмор, реклама, соцсети, политика, личная жизнь
- Возможности развития проекта:
- Улучшение модели классификации
 - Увеличение датасета, расширение спектра категорий
 - Использование альтернативных моделей вместо DeepPavlov/rubert-base-cased для повышения точности. Haпример, DeepPavlov/rubert-large-cased, ai-forever/ruRoberta-large
 - Дообучение модели на специфичных данных, создание размеченного датасета
- Улучшение UI/UX
 - Сохранение истории запросов и добавление возможности экспорта результатов CSV или JSON
 - Визуализация уверенности модели графики, heatmap по темам



Спасибо за внимание!

Команда хакатона



SKILLFACTORY