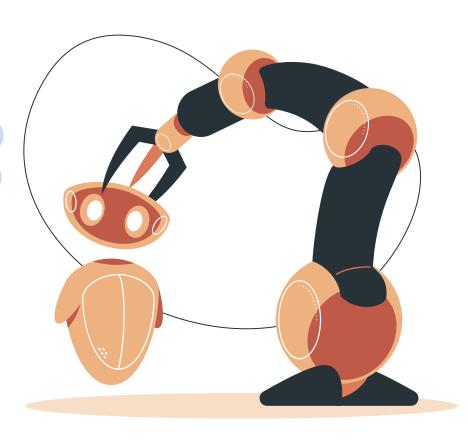
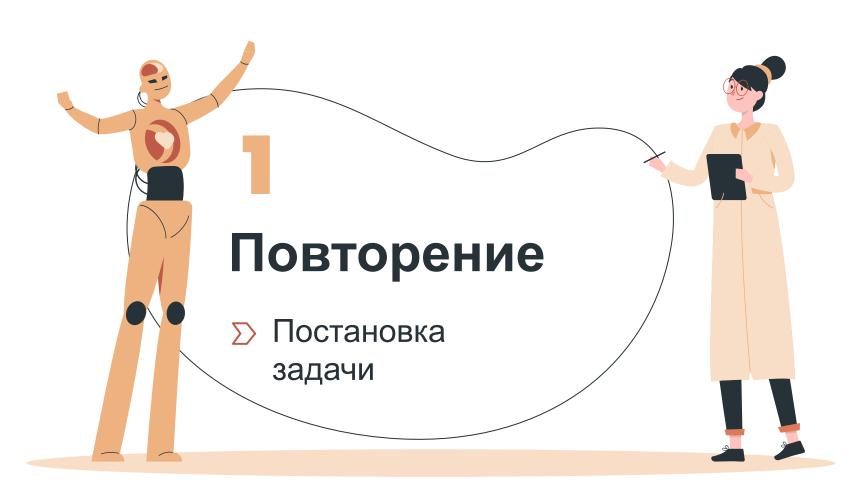
Сравнение эффективности базовых моделей и моделей, предобученных для решения задачи анализа тональности текста, при дообучении для анализа тональности именованных сущностей

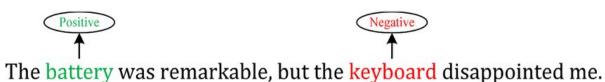
Кравчук Мария Ожогова Элина Тыщишина Таисия





#### TSC

**Таргетированный анализ тональности** (TSC, *target-dependent sentiment classification*) — это подзадача анализа тональности, нацеленная на определение отношения к конкретным **сущностям** и их **свойствам** или **темам**.



Δ Δ

aspect-1 aspect-2

#### Предыдущие подходы



#### Классическое ML

- тщательное конструирование признаков
- составление словарей
   эмоционально окрашенной
   лексики
- F1 = 63.3



#### Эмбеддинги и DL

- разработка нейронных архитектур
- тонкая настройка базовых языковых моделей
- F1 = 75.8

#### Особенности новостных текстов



#### Нейтральный стиль

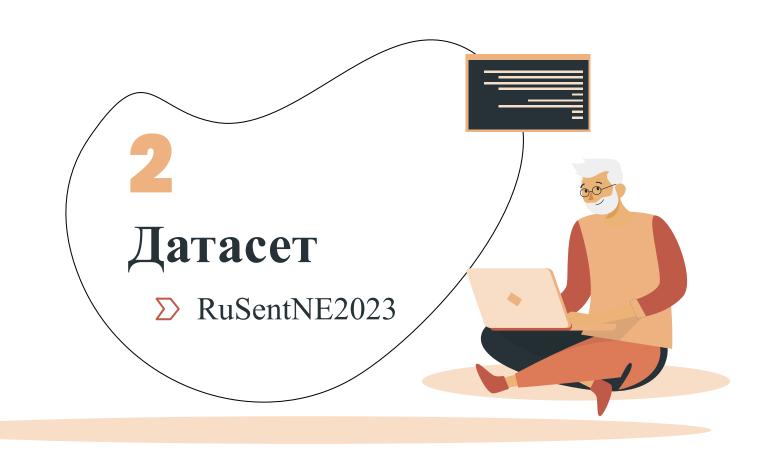
Язык новостных статей зачастую нейтрален, авторы не выражают своё отношение эксплицитно



#### Разные интерпретации

Разные читатели могут по-разному оценивать отношение статьи к целевой сущности

[Hamborg et al., 2021]



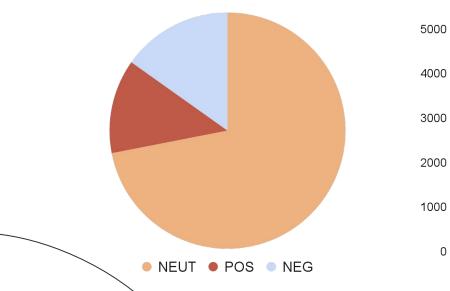
# Одатасете

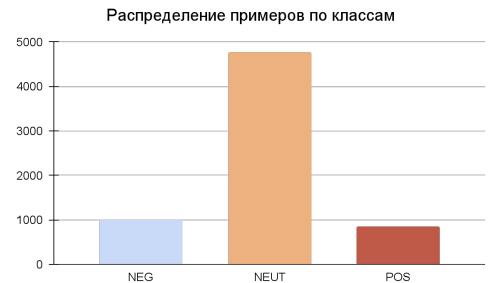
• Итоговая разметка: сущность, тип сущности, метка класса (-1, 0, 1)

SENTENCE	ENTITY	ENTITY_TAG	LABEL
Восемь бадминтонисток были дисквалифицированы на Олимпийских играх	бадминтонисток	PROFESSION	-1
Ещё недавно, после завершения матча сборной России и Португалии, Юрий приезжал в Тамбов с семьёй.	Португалии	COUNTRY	0 .
Владислав первым заметил возгорание и начал тушить его.	Владислав	PERSON	1

#### Распределение классов в датасете

• Большинство примеров в обучающей выборке относятся к нейтральному классу





#### Расширение датасета

- Для борьбы с дисбалансом классов был расширен набор данных положительного и отрицательного классов с помощью автоматического перефразирования.
- Модель для перефразирования: rut5-base-paraphraser\* (парафразер для предложений на русском языке, обученный на корпусах субтитров и новостных заголовков).

print(paraphrase('Владислав первым заметил возгорание и начал тушить его.'))

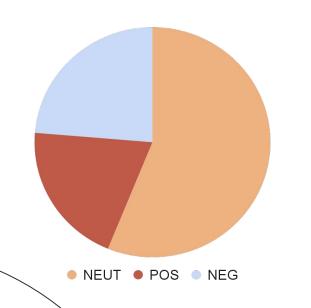


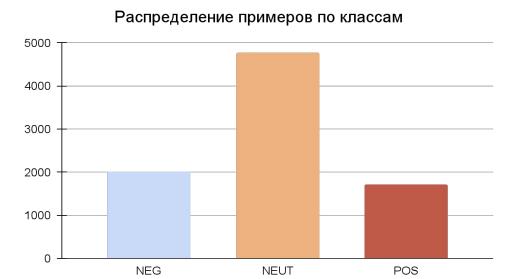
Владислав первый заметил пожар и начал его тушить.

<sup>\* &</sup>lt;a href="https://huggingface.co/cointegrated/rut5-base-paraphraser">https://huggingface.co/cointegrated/rut5-base-paraphraser</a>

#### Распределение классов в датасете

• В связи с более равномерным распределением примеров по классам ожидается повышение качества при обучении на обновленном датасете







#### Цель

• Сравнить качество базовых и предобученных (анализу тональности текстов) моделей при обучении анализу тональности к именованным сущностям



#### Задачи

- 1. Выравнивание количества данных в разных классах с помощью автоматического перефразирования
- 2. Обучение базовой LLM на полученном датасете
- 3. Обучение предобученной анализу тональности текстов LLM
- 4. Ансамбль моделей



#### Гипотеза

- Ожидается повышение качества при обучении на расширенном датасете.
- Модели, предобученные на анализ тональности, будут справляться с анализом тональности к именованным сущностям лучше базовых.



#### Базовая модель



- В качестве базовой непредобученной модели была выбрана: DeepPavlov/rubert-base-cased\*.
  - Модель RuBERT (12-layer, 768-hidden, 12-heads, 180М параметров) была обучена на русскоязычной википедии и новостных текстах.

\* https://huggingface.co/DeepPavlov/rubert-base-cased

# Предобученные модели

Все предобученные модели были настроены на задачу распознавания тональности в русскоязычных текстах (классификация по трем классам):

- blanchefort/rubert-base-cased-sentiment\*
- seara/rubert-base-cased-russian-sentiment\*\*
- r1char9/rubert-base-cased-russian-sentiment\*\*\*
- cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced\*\*\*\*

<sup>\*</sup> https://huggingface.co/blanchefort/rubert-base-cased-sentiment
\*\* https://huggingface.co/seara/rubert-base-cased-russian-sentiment
\*\*\* https://huggingface.co/r1char9/rubert-base-cased-russian-sentiment
\*\*\*\* https://huggingface.co/cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced



#### Обучение

- Задача анализа тональности как классификация пары предложений.
- Были протестированы различные варианты вопросов, однако наилучший результат показало решение (Golubev et al. 2023):
  - На вход подаются два предложения, разделенные токеном [SEP]:
    - вопрос "Как относятся к Х?" где X − сущность в дательном падеже;
    - текст предложения.



#### Промптинг

- В ходе работы были предложены различные промпты, однако качества выше, чем в [Golubev et al. 2023] добиться не удалось.
- Качество базовой модели на валидационной выборке в зависимости от промпта:

	F1(P,N,0)-macro	F1(P,N)-macro
Как относятся к Х?	0.69	0.45
Что думают о X?	0.68	0.44
Каково мнение о Х?	0.66	0.43
Как оценивают Х?	0.69	0.45



#### Результаты на валидации

• Для сравнения качества все модели были обучены как на базовом датасете, так и на расширенном датасете

	enlarged F1_PN0	base F1_PN0	enlarged F1_PN	base F1_PN
Модель без предобучения	0.67	_	0.43	_

#### Предобученные модели:

seara/rubert-base-cased-russian-sentiment	0.69	0.67	0.46	0.43
r1char9/rubert-base-cased-russian-sentiment	0.67	0.66	0.45	0.42
cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced	0.54	0.55	0.33	0.38
blanchefort/rubert-base-cased-sentiment	0.36	0.28	0.11	0.00

# Результаты на тестовой выборке

	F1(P,N,0)-macro	F1(P,N)-macro
Модель без предобучения	64.77	54.21
Предобученные модели:		
blanchefort/rubert-base-cased-sentiment	36.41	14.05
seara/rubert-base-cased-russian-sentiment	63.13	52.37

32.82

46.81

8.97

30.91

r1char9/rubert-base-cased-russian-sentiment

cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced

#### Лучшие результаты на CodaLab

• Макро F-мера по двум классам (**F1(P,N)-macro**) на тестовой выборке на платформе CodaLab

	Базовый датасет	Расширенный датасет
Модель без предобучения	55.24	54.21
Предобученная модель	54.49	52.37

# **Ансамбль** моделей

• гипотеза: повышение качества



#### Модели в ансамбле

• Качество моделей на тестовой выборке на платформе CodaLab:

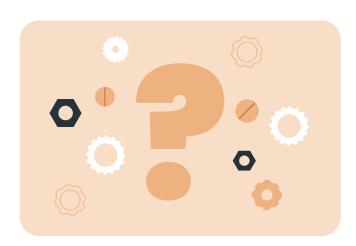
	F1(P,N,0)-macro	F1(P,N)-macro
Модель без предобучения	62.19	50.62
seara/rubert-base-cased-russian-sentiment	61.87	49.77
cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced	47.28	34.00

#### Архитектура ансамбля: 1

#### Ансамбль из трёх моделей:

- базовая модель;
- seara/rubert-base-cased-russian-sentiment;
- cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced.

Ансамбль выбирает тот класс, за который проголосовало большинство моделей.

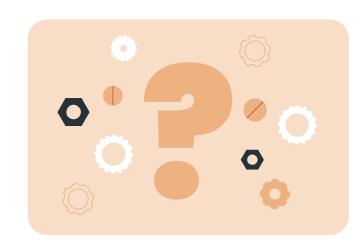


#### Результаты на CodaLab

	F1(P,N,0)-macro	F1(P,N)-macro
Ансамбль из трёх моделей	62.34	50.73
Ср. с моделями, вошедшими в ансамбль:		
Модель без предобучения	62.19	50.62
seara/rubert-base-cased-russian-sentiment	61.87	49.77
cointegrated/rubert-tiny-sentiment-balanced	47.28	34.00

#### Архитектура ансамбля: 2

- Модели из ансамбля предсказывают ответы на валидационной (или обучающей!) выборке.
- Далее линейная модель (логистическая регрессия) обучается на предсказанных ансамблем метках классов и реальных ответах.
- Веса классов сбалансированы в зависимости от размер класса.



# Результаты на CodaLab: итог

	F1(P,N,0)-macro	F1(P,N)-macro
Второй ансамбль	62.19	50.62
Первый ансамбль	62.34	50.73
Модель без предобучения на базовом датасете: лучший результат	65.33	55.24

# Обсуждение

Использование предобученных для решения анализа тональности текста моделей не дало ожидаемого роста качества.
 Вероятно, несмотря на внешнюю схожесть, в сущности SA и TSC – разные задачи, и предобучение только путает модели. Стоит также отметить, что предобучение проводилось на текстах из отзывов и постов из социальных сетей, которые значительно отличаются по стилю от новостных текстов.

## Обсуждение

• Расширение датасета не помогло решить проблему несбалансированности выборки. Вероятно, чтобы преодолеть порог F-меры в 64-65% для трёх классов (54-55% для двух классов), необходимо расширить датасет естественным образом (либо применить методы взвешивания классов, как было проделано в конкурсных решения на RuSentNE-2023.

#### Литература

- Golubev et al., 2023 Golubev, A., Rusnachenko, N., & Loukachevitch, N. (2023). RuSentNE-2023: Evaluating entity-oriented sentiment analysis on Russian news texts. arXiv preprint arXiv:2305.17679.
- Hamborg et al., 2021 Hamborg, F., Donnay, K., & Gipp, B. (2021). Towards target-dependent sentiment classification in news articles. In Diversity, Divergence, Dialogue: 16th International Conference, iConference 2021, Beijing, China, March 17–31, 2021, Proceedings, Part II 16 (pp. 156-166). Springer International Publishing.