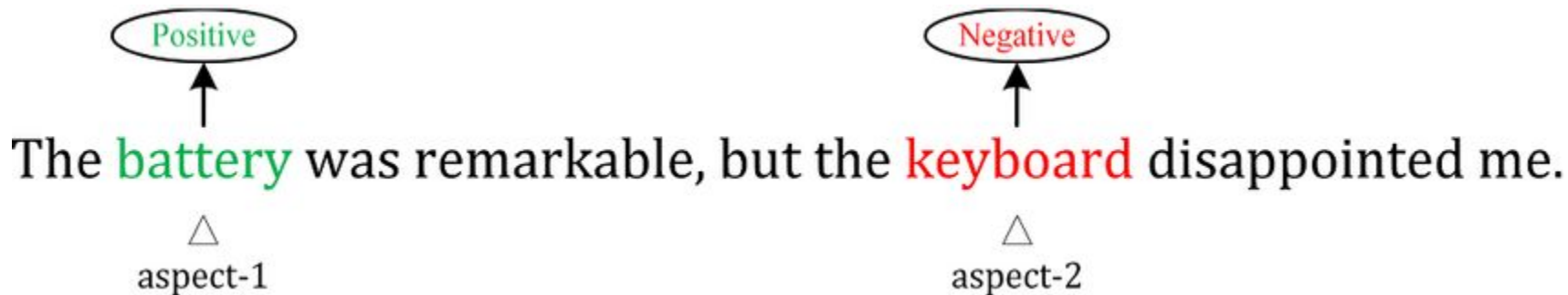


Сравнение эффективности базовых моделей и моделей, предобученных для решения задачи анализа тональности текста, при дообучении для анализа тональности именованных сущностей

Подготовили Мария Кравчук, Элина Ожогова & Таисия Тыщишина

## Постановка задачи: повторение

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



## Обзор существующих подходов: [Hamborg et al., 2021]

*Появление эмбедингов слов и глубокого обучения, включая нейронные языковые модели, такие как BERT, привело к скачку производительности во многих дисциплинах, связанных с NLP: в TSC, например, макро F1 выросла с 63.3 до 75.8. В то время как традиционные исследования TSC были сосредоточены на тщательном конструировании признаков и создании словарей, теперь исследователи занимаются разработкой нейронных архитектур и тонкой настройкой базовых языковых моделей.*

# Обзор существующих подходов: [Hamborg et al., 2021]

(о сложности TSC для новостных текстов)

*Текст в новостных статьях отличается от текстов в социальных сетях тем, что авторы новостей обычно не выражают свое отношение к целевой аудитории явно, поскольку ожидается, что язык в новостях должен быть нейтральным. Сложность новостного TSC усугубляется тем, что разные читатели могут по-разному оценивать отношение статьи к целевой сущности.*

*Предыдущие подходы к TSC в основном используют словари эмоций, созданные вручную или расширяемые полуавтоматически.*

## Предшествующие подходы: [Golubev et al., 2023]

- 2012-2014, конференция CLEF, соревнование RepLab (2 языка: en, es)

Разработана методология оценки и тестовые коллекции для двух задач мониторинга репутации: (1) классификация твитов в соответствии с измерениями репутации и (2) идентификация и категоризация лиц, формирующих общественное мнение [Enrique et al., 2014].

- 2015-2016, воркшопы SemEval (8 языков: en, ar, ch, du, fr, ru, es, tu)

Задача: определить отношение к конкретным характеристикам, обсуждаемым в отзывах пользователей [Pontiki et al., 2016].

Service was slow, but the people were friendly. →  
{trg: “Service”, pol: “negative”}, {trg: “people”, pol: “positive”}

# Предшествующие подходы: [Golubev et al., 2023]

- 2016-2017, воркшопы SemEval

Задача: определить отношение (положительное или отрицательное) к определённой теме, обсуждаемой в посте из социальной сети [Nakov et al., 2016]

*“Общая тенденция ... заключается в том, что большинство команд, занявших верхние позиции ..., использовали глубокое обучение, включая CNNs, RNNs сети и эмбединги слов (универсальные или для конкретной задачи)”.*

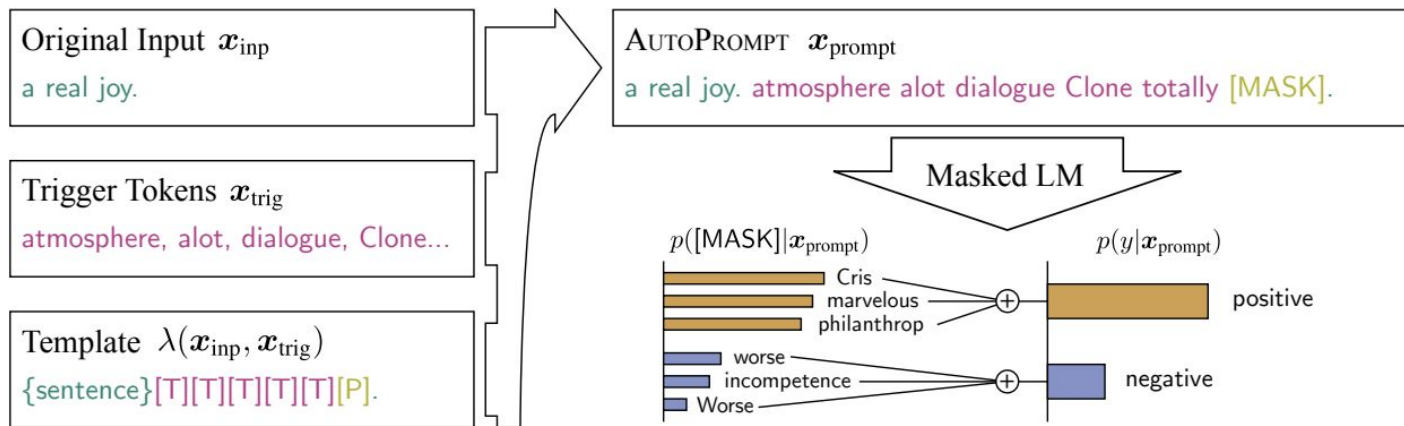
- [Sun et al., 2019]

Использование вспомогательного предложения для преобразования (Т)ABSA из задачи классификации одного предложения в задачу классификации пар предложений. Получены передовые для того времени результаты (на основе предобученной модели BERT).

# Предшествующие подходы: [Golubev et al., 2023]

- [Shin et al., 2020]

AUTOPROMPT – подход к разработке автоматически сконструированных промптов, которые извлекают знания из предобученных MLM. Результаты анализа тональности показали, что в условии дефицита данных промптинг языковой модели может быть эффективнее, чем тонкая настройка.



## Предшествующие подходы: [Golubev et al., 2023]

Последним трендом в таргетированном анализе тональности является так называемый *структурированный анализ тональности*, который включает в себя извлечение из текстов кортежей, описывающих мнения в виде:

$\langle h, t, e, p \rangle$ , где  $h$  — носитель мнения, а  $p$  — тональность (положительная или отрицательная) по отношению к сущности  $t$ , выраженное посредством слова или фразы  $e$ .

SemEval 2022 фокусируется на предсказании кортежей  $\langle t, h, e, p \rangle$ .



# Соревнования для русского языка

- 2015 г.

изучена оценка тональности на основе обзоров на рестораны и автомобили [Loukachevitch et al., 2015].

- 2015-2016 гг.

решение задачи мониторинга репутации банков и телекоммуникационных компаний в постах из социальной сети [Loukachevitch and Rubtsova, 2015]

- 2023 г.

RuSentNE-2023 [Golubev et al., 2023], [Kabaev et al., 2023]

# Решения в рамках RuSentNE-2023

- Базовая модель: задача анализа тональности как классификация пары предложений (на основе ruBERT-base).

- 1 место

Применение разных моделей к (1) исходному предложению и (2) предложению с замененными маской сущностями (на основе RuRoBERTa-large, XLM-RoBERTa-large, RemBERT).

- 2 место

Использование модели RuRoBERTa-large, выделение именованных сущностей с помощью пунктуации или токена <[NE]>, борьба с дисбалансом методом взвешивания классов (WINS).

# Анализ данных RuSentNE-2023: Датасет

- Датасет: Wikinews => NEREL => RuSentNE => RuSentNE-2023
- **NEREL:** из Wikinews извлечены тексты с большим количеством именованных сущностей, размечены 29 типов именованных сущностей и 49 типов отношений между ними [Loukachevitch et al., 2021]
- **RuSentNE:** 400 текстов из NEREL с наибольшей относительной долей оценочной лексики, размеченные сущности использованы как таргеты; 12 типов сущностей, 11 типов отношений
- **RuSentNE-2023:** выбраны наиболее частотные сущности из RuSentNE, разметка отношений преобразована в разметку тональности сущностей
- Итого: **6637** предложения в обучающей выборке, **2845** – в валидационной, **1947** – в тестовой

# Анализ данных RuSentNE-2023: Датасет

- 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 сущностей в датасете



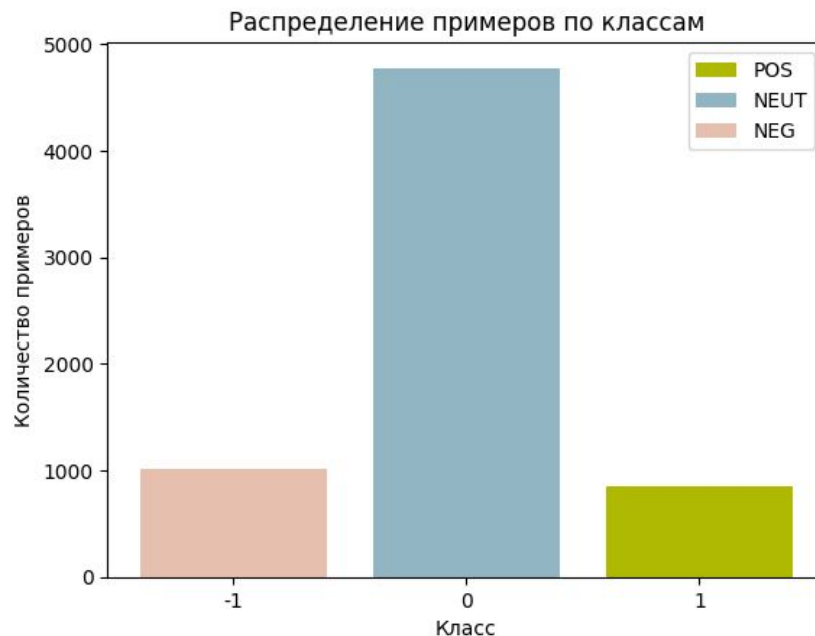
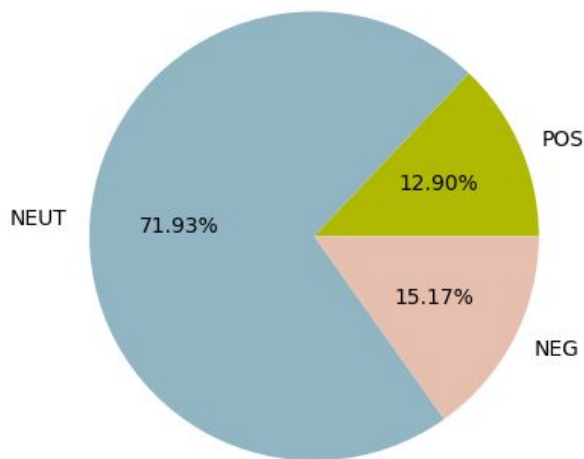
**Обучающая выборка**



**Тестовая выборка**

# Распределение классов в датасете

Большинство примеров в обучающей выборке относятся к нейтральному классу.



# Цель и задачи

## 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. Оценка качества

# Расширение датасета

Для борьбы с дисбалансом классов планируется расширить 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.

\*<https://huggingface.co/cointegrated/rut5-base-paraphraser>



# Планируемая модель

Для сравнения были выбраны:

- Модель, ранее не обучавшаяся на задаче анализа тональности:  
**rubert-base-cased\*** (обучена на русскоязычной википедии и новостных текстах)
- Модель, обученная для анализа тональности текста:  
**rubert-base-cased-sentiment\*\*** (обучена на отзывах и текстах из социальных сетей с разметкой тональности)

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

\*\*<https://huggingface.co/blanchefort/rubert-base-cased-sentiment>

# Литература

Enrique et al., 2014 – Amigó, E., Carrillo-de-Albornoz, J., Chugur, I., Corujo, A., Gonzalo, J., Meij, E., ... & Spina, D. (2014). Overview of replab 2014: author profiling and reputation dimensions for online reputation management. In Information Access Evaluation. Multilinguality, Multimodality, and Interaction: 5th International Conference of the CLEF Initiative, CLEF 2014, Sheffield, UK, September 15-18, 2014. Proceedings 5 (pp. 307-322). Springer International Publishing.

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.

Kabaev et al., 2023 – Kabaev, A., Podberezko, P., Kaznacheev, A., & Abdullayeva, S. (2023). HALF-MASKED Model for named entity sentiment analysis. arXiv preprint arXiv:2308.15793.

Loukachevitch et al., 2015 – Loukachevitch, N., Blinov, P., Kotelnikov, E., Rubtsova, Y., Ivanov, V., & Tutubalina, E. (2015). SentiRuEval: testing object-oriented sentiment analysis systems in Russian. SCOPUS22217932-2015-2-14-SID84952793847.

# Литература

Loukachevitch et al., 2021 – Loukachevitch, N., Artemova, E., Batura, T., Braslavski, P., Denisov, I., Ivanov, V., ... & Tutubalina, E. (2021). NEREL: A Russian dataset with nested named entities, relations and events. arXiv preprint arXiv:2108.13112.

Loukachevitch and Rubtsova, 2015 – Loukachevitch, N., & Rubtsova, Y. (2015). Entity-oriented sentiment analysis of tweets: results and problems. In Text, Speech, and Dialogue: 18th International Conference, TSD 2015, Pilsen, Czech Republic, September 14-17, 2015, Proceedings 18 (pp. 551-559). Springer International Publishing.

Nakov et al., 2016 – Nakov, P., Ritter, A., Rosenthal, S., Sebastiani, F., & Stoyanov, V. (2019). SemEval-2016 task 4: Sentiment analysis in Twitter. arXiv preprint arXiv:1912.01973.

Pontiki et al., 2016 – Pontiki, M., Galanis, D., Papageorgiou, H., Androutsopoulos, I., Manandhar, S., Al-Smadi, M., ... & Eryigit, G. (2016, January). Semeval-2016 task 5: Aspect based sentiment analysis. In International workshop on semantic evaluation (pp. 19-30).

Shin et al., 2020 – Shin, T., Razeghi, Y., Logan IV, R. L., Wallace, E., & Singh, S. (2020). Autoprompt: Eliciting knowledge from language models with automatically generated prompts. arXiv preprint arXiv:2010.15980.

Sun et al., 2019 – Sun, C., Huang, L., & Qiu, X. (2019). Utilizing BERT for aspect-based sentiment analysis via constructing auxiliary sentence. arXiv preprint arXiv:1903.09588.