

# Методы предобработки текстовых данных для ускорения обучения языковых моделей

Сурков Максим Константинович

Научный руководитель: Ямщиков Иван Павлович

Санкт-Петербургская школа физико-математических и компьютерных наук  
НИУ ВШЭ СПб

17 марта 2021 г.

# Обработка естественного языка в реальной жизни

- социальные сети
- электронная почта
- службы доставки
- голосовые помощники
- переводчики
- чат боты



- ❶ классификация последовательностей
  - спам
  - грубая речь<sup>1</sup>
- ❷ генерация выходной последовательности из исходной
  - машинный перевод
  - ответы на вопросы
- ❸ выделение информации из последовательностей
  - выделение именованных сущностей<sup>2</sup>

---

<sup>1</sup>G. H. Paetzold et al., SemEval'19 Task 5: Hate Speech Identification with RNN.

<sup>2</sup>Vikas Yadav et al., SemEval'19 Task 12: Deep-Affix Named Entity Recognition of Geolocation Entities. ACL'19

# Современные методы решения задач обработки естественного языка

- ❶ Механизм внимания<sup>1</sup>
- ❷ **BERT** (Google)<sup>2</sup>
- ❸ GPT-3 (OpenAI)<sup>3</sup>

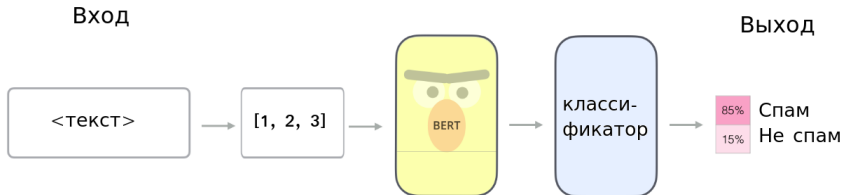
---

<sup>1</sup>Ashish Vaswani et al., Attention Is All You Need, 2017

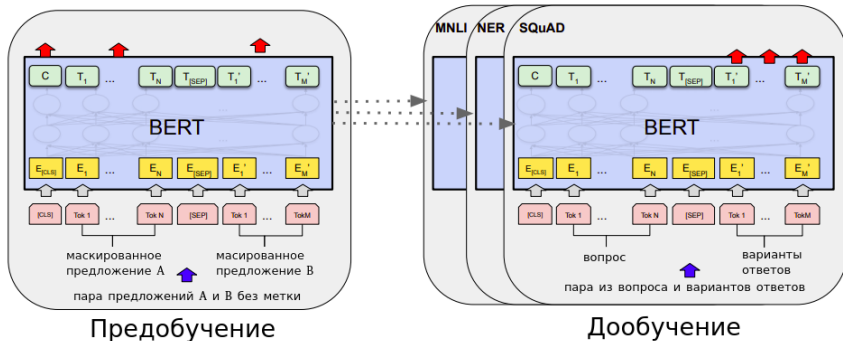
<sup>2</sup>Jacob Devlin et al., BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, 2019

<sup>3</sup>Tom B. Brown et al., Language Models are Few-Shot Learners, 2020

# BERT. Использование



# BERT. Обучение



# BERT. Требуемые ресурсы

- количество параметров: 110M – 340M
- время на предобучение: от 2-4 дней до 1-2 недель<sup>1</sup>
  - мировой рекорд: 47 минут на **1472** V100 GPU<sup>2</sup>
- время на дообучение: 1-2 дня
- размеры данных:

Набор данных	Размер
Wikipedia	3-600M
HND	600k-2M
s140	1.6M
IWSLT	200-230k
QQP	364k
MNLI	393k

<sup>1</sup>При использовании 1x-4x GPU Nvidia Tesla V100 32Gb

<sup>2</sup><https://developer.nvidia.com/blog/training-bert-with-gpus>

# BERT. Существующие методы оптимизации

- квантизация<sup>1</sup>
- дистилляция<sup>2</sup>
- прунинг<sup>3</sup>

---

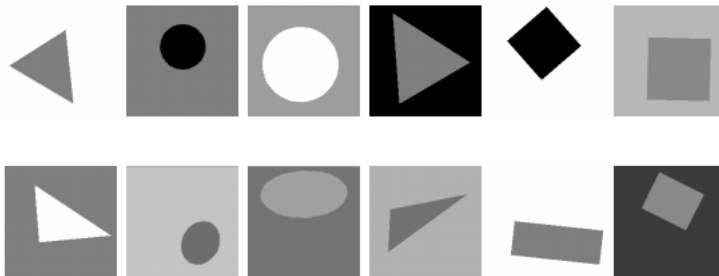
<sup>1</sup>Sheng Shen et al., Q-BERT: Hessian Based Ultra Low Precision Quantization of BERT, 2019

<sup>2</sup>Victor Sanh et al., DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter, 2020

<sup>3</sup>Hassan Sajjad et al., Poor Man's BERT: Smaller and Faster Transformer Models, 2020

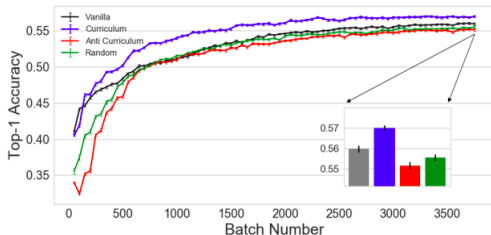


# Обучение с расписанием. Начало



Y. Bengio et al., Curriculum learning, 2009

- компьютерное зрение<sup>1</sup>



- обучение с подкреплением<sup>2</sup>

- глубокое обучение<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Guy Hach Cohen, Daphna Weinshall, On The Power of Curriculum Learning in Training Deep Networks, 2019

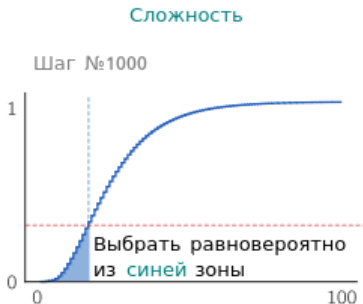
<sup>2</sup>Sanmit Narvekar et al., Curriculum Learning for Reinforcement Learning Domains: A Framework and Survey, 2020

<sup>3</sup>Mermer et al., Scalable Curriculum Learning for Artificial Neural Networks, 2017

# Обучение с расписанием в обработке языка

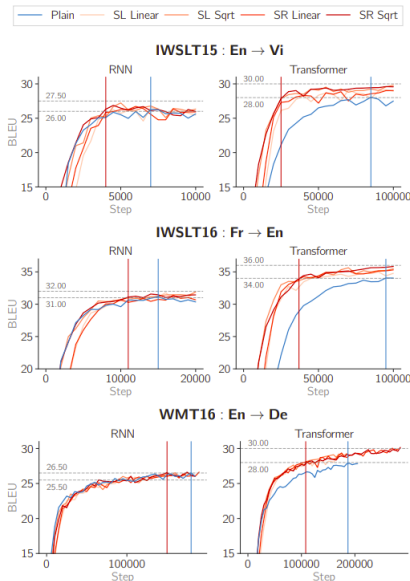
- Задача: машинный перевод
- Модель: BERT, LSTM
- Датасеты: IWSLT'15, IWSLT'16, WMT'16
- Алгоритм:

- 1 сортируем тексты по сложности (длина, логарифм вероятности правдоподобия)
- 2 в течение  $T$  шагов (рассмотрим шаг  $t$ )
  - считаем  $c(t) \in [0, 1]$
  - строим батч из  $c(t)$  **первых** текстов корпуса
  - шаг обучения



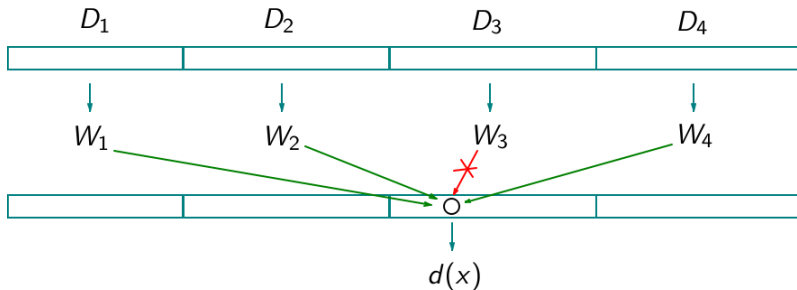
Е. А. Platanios et al., Competence-based Curriculum Learning for Neural Machine Translation, ACL'19

# Обучение с расписанием в обработке языка



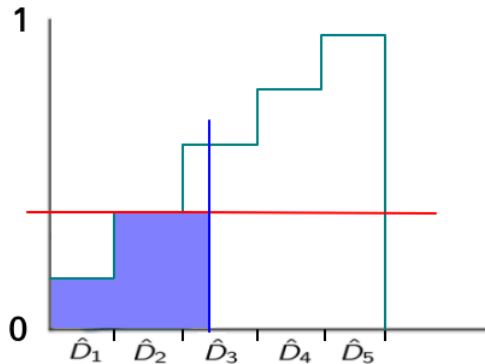
# Обучение с расписанием в обработке языка

- Задача: классификация
- BERT
- Датасеты: SQuAD 2.0, NewsQA, GLUE
- Алгоритм: в течение  $T$  шагов



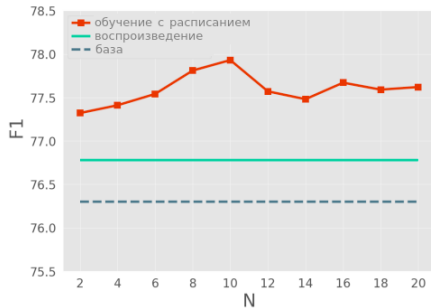
Benfeng Xu et al., Curriculum Learning for Natural Language Understanding, ACL'20

# Обучение с расписанием в обработке языка



# Обучение с расписанием в обработке языка

	MNLI-m	QNLI	QQP	RTE	SST-2	MRPC	CoLA	STS-B	Avg
<i>results on dev</i>									
BERT Large	<b>86.6</b>	92.3	91.3	70.4	93.2	88.0	60.6	90.0	84.1
BERT Large*	<b>86.6</b>	92.5	91.5	74.4	93.8	91.7	63.5	90.2	85.5
BERT Large+CL	<b>86.6</b>	<b>92.8</b>	<b>91.8</b>	<b>76.2</b>	<b>94.2</b>	<b>91.9</b>	<b>66.8</b>	<b>90.6</b>	<b>86.4</b>
<i>results on test</i>									
BERT Large	<b>86.7</b>	91.1	89.3	70.1	<b>94.9</b>	89.3	60.5	87.6	83.7
BERT Large*	86.3	92.2	<b>89.5</b>	70.2	94.4	89.3	60.5	87.3	83.7
BERT Large+CL	<b>86.7</b>	<b>92.5</b>	<b>89.5</b>	<b>70.7</b>	94.6	<b>89.6</b>	<b>61.5</b>	<b>87.8</b>	<b>84.1</b>



# Обучение с расписанием в обработке языка.

## Направления для исследований

- Много важных задач обработки естественного языка с **большими** корпусами тренировочных данных
- Решаются с помощью **тяжелых** моделей, которые **долго** учатся
- Не исследованы метрики оценки сложности текста (длина - текущий предел)
- Эксперименты проведены только на определенных задачах
  - ACL'19 - только задача машинного перевода
  - ACL'20 - только задача классификации<sup>1</sup>
- Не исследовано влияние обучения с расписанием на этапе предобучения

---

<sup>1</sup>Не совсем честное обучение с расписанием; Не ускоряет; Требуется еще больших ресурсов



**Цель:** ускорить обучение языковой модели BERT с помощью обучения с расписанием за счет метрики оценки сложности текстовых данных на задачах предобучения, классификации и машинного перевода

**Задачи:**

- 1 Найти эффективные<sup>1</sup> метрики оценки сложности текста
- 2 Реализовать механизм подсчета найденных метрик на больших датасетах
- 3 Сравнить найденные метрики с существующими метриками оценки сложности текста
- 4 Исследовать влияние найденных метрик на скорость обучения языковой модели BERT

---

<sup>1</sup>с точки зрения сокращения скорости обучения модели

- ❶ длина, вероятность правдоподобия<sup>1</sup>
- ❷ информационный поиск
  - **tf-idf**
  - энтропия, семантическая сложность<sup>2</sup>
- ❸ средняя частота слова, самое редкое слово в предложении<sup>3</sup>
- ❹ число определенных частей речи<sup>4</sup>
- ❺ теория информации

---

<sup>1</sup>E. A. Platanios et al., Competence-based Curriculum Learning for Neural Machine Translation, ACL'19

<sup>2</sup>Frans van der Sluis et al., Using Complexity Measures in Information Retrieval, 2010

<sup>3</sup>Xuan Zhang et al., An Empirical Exploration of Curriculum Learning for Neural Machine Translation, 2018

<sup>4</sup>Tom Kocmi, Ondrej Bojar, Curriculum Learning and Minibatch Bucketing in Neural Machine Translation, 2017

метрика	формула
Мультиинформация	$\sum_{v \in V} H_p(X_v) - H_p(X_V)$
Избыточная энтропия (ЕЕ)	$\left[ \sum_{v \in V} H(X_{V \setminus \{v\}}) \right] - (n - 1)H(X_V)$
TSE	$\sum_{k=1}^{n-1} \frac{k}{n} C^{(k)}(X_V), \text{ где}$ $C^{(k)}(X_V) =$ $\frac{n}{k \binom{n}{k}} \sum_{A \subseteq V,  A =k} H(X_A) - H(X_V)$
Переходная информация	:(

$$V = \{1, \dots, n\}$$

$$X_V = (X_1, \dots, X_n)$$

Nihat Ay et al., A **Unifying** Framework for Complexity Measures of Finite Systems,

## 1 Образование совместной случайной величины

$$T = (t_1, t_2, \dots, t_{i-1}, t_i, \dots, t_n)$$

$t_i \rightarrow \xi_{t_i}^i =: \mu_i$  – бинарная случайная величина

↓

$$\xi = (\xi_{t_1}^1, \xi_{t_2}^2, \dots, \xi_{t_{i-1}}^{i-1}, \xi_{t_i}^i, \dots, \xi_{t_n}^n)$$

## 2 Вычисление энтропии

$$H(\mu) = \sum_{i=1}^n H(\mu_i | \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{i-1}) = \sum_{i=1}^n H(\mu_i | \mu_{i-L}, \dots, \mu_{i-1})$$

## 3 $L = 1$

$$H(\mu) = H(\mu_1) + H(\mu_2 | \mu_1) + \dots + H(\mu_i | \mu_{i-1}) + \dots + H(\mu_n | \mu_{n-1})$$

1 длина

2 tf-idf

$$\sum_{i=1}^n f(X_i) \log \frac{|D|}{\{j : X_i \in X^{(j)}\}}$$

- $x_i \rightarrow$  число текстов, в которых есть  $x_i$

3 энтропия для вычисления EE, TSE

- длина  $\rightarrow$  число текстов с такой длиной
- $(i, x_i) \rightarrow$  число текстов, где  $t_i = x_i$
- $(x_i) \rightarrow$  число текстов, где  $x_i$  является последним токеном
- $(i, x_{i-1}, x_i) \rightarrow$  число текстов, где на  $(i-1)$ -й позиции стоит  $x_{i-1}$ , а на  $i$ -й позиции стоит  $x_i$

4 EE, TSE - ?

$$EE(X) = \left[ \sum_{v \in V} H(X_{V \setminus \{v\}}) \right] - (n-1)H(X_V) =$$

$$\left[ \sum_{i=1}^n H(\mu_1, \dots, \mu_{i-1}, \mu_{i+1}, \dots, \mu_n) \right] - (n-1)H(\mu)$$

- $\mathcal{O}(n^2)$
- $\mathcal{O}(n)$

$$\sum_{i=1}^n H(\mu_1, \dots, \mu_{i-1}, \mu_{i+1}, \dots, \mu_n) =$$

$$= \sum_{i=1}^n H(\mu) - H(\mu_i | \mu_{i-1}) - H(\mu_{i+1} | \mu_i) + H(\mu_{i+1})$$

$$EE(X) = \sum_{i=2}^n H(\mu_i) - H(\mu_i | \mu_{i-1}) = \sum_{i=2}^n I(\mu_{i-1} : \mu_i)$$

$$\sum_{k=1}^{n-1} \frac{k}{n} C^{(k)}(X_V)$$
$$C^{(k)}(X_V) = \frac{n}{k \binom{n}{k}} \sum_{A \subseteq V, |A|=k} H(X_A) - H(X_V) =$$
$$= \frac{n}{k} \left[ \frac{1}{\binom{n}{k}} \sum_{A \subseteq V, |A|=k} H(X_A) \right] - H(X_V)$$

$$\frac{1}{\binom{n}{k}} \sum_{A \subseteq V, |A|=k} H(X_A) = \frac{1}{\binom{n}{k}} \sum_{1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_k \leq n} H(\mu_{i_1}, \mu_{i_2}, \dots, \mu_{i_k})$$

- ❶  $\mathcal{O}^*(2^n)$
- ❷  $\mathcal{O}(n^2)$  - динамическое программирование
- ❸  $\mathcal{O}(n)$

$$\sum_{i=1}^n A_i H(\mu_i) + \sum_{i=2}^n B_i H(\mu_i | \mu_{i-1})$$

$$A_i = \begin{cases} \binom{n-2}{k-1} / \binom{n}{k} = \frac{k(n-k)}{n(n-1)}, & i > 1 \\ \binom{n-1}{k-1} / \binom{n}{k} = \frac{k}{n}, & i = 1 \end{cases}$$

$$B_i = \frac{\binom{n-2}{k-2}}{\binom{n}{k}} = \frac{k(k-1)}{n(n-1)}$$



- наборы данных

Набор данных	Размер
Hyperpartisan News Detection <sup>1</sup>	600k-2M
sentiment140	1.6M

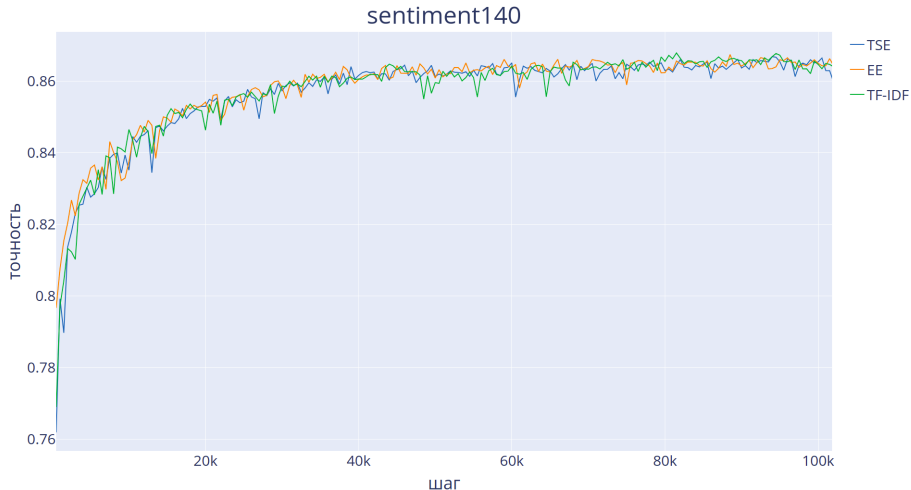
- метрика качества модели – точность
- модель BERT-base
- метод сравнения метрик сложности текста
  - 1 фиксируем модель
  - 2 фиксируем датасет
  - 3 фиксируем семплер
  - 4 учим модели, используя сравниваемые метрики
  - 5 анализируем график обучения модели

---

<sup>1</sup>SemEval-2019 Task 4

# Сравнение метрик

Без семплера



# Сравнение метрик

семплер из ACL'19

sentiment140 + ACL'19



# Сравнение метрик

семплер DB



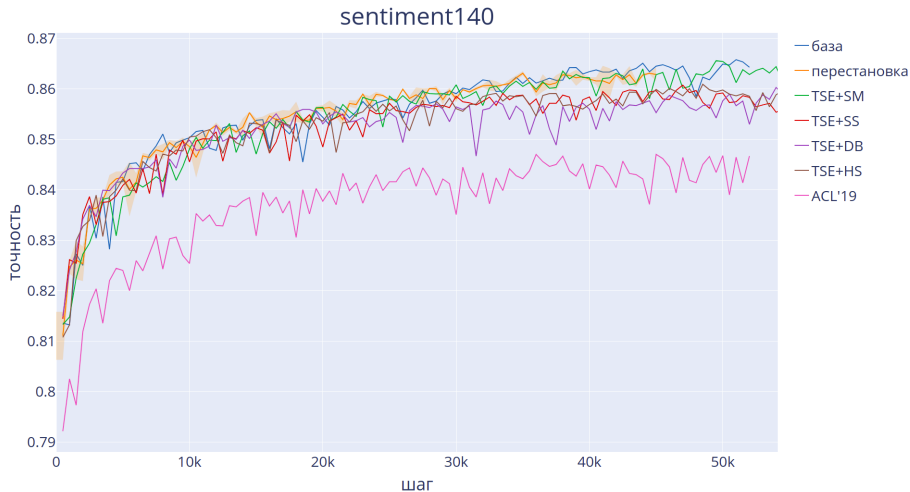
# Сравнение метрик

## гиперболический семплер



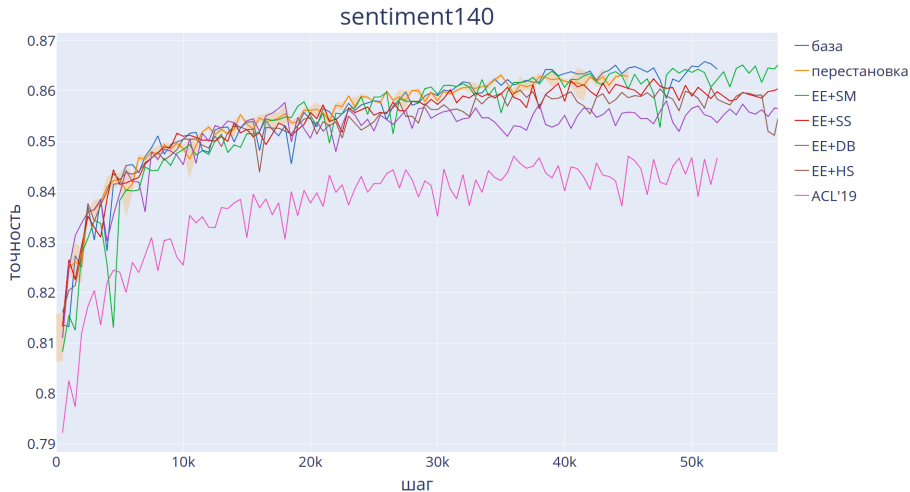
# Влияние метрик на скорость обучения

## TSE



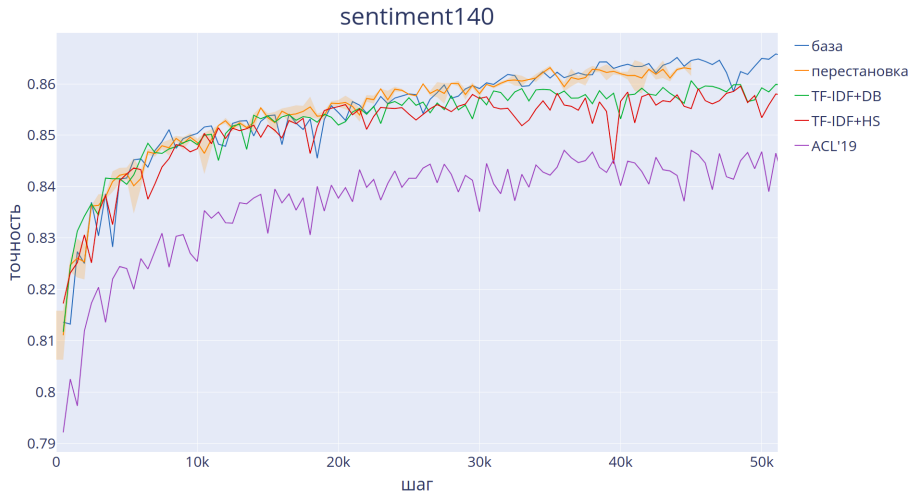
# Влияние метрик на скорость обучения

EE



# Влияние метрик на скорость обучения

## TF-IDF





- ❶ Найдены метрики оценки сложности текста
  - метрики TSE и EE адаптированы под задачу обработки языка
  - $(TSE \approx EE) > TF-IDF > \text{длина}$
- ❷ Реализован механизм подсчета метрик на больших объемах данных
  - реализован механизм подсчета статистик для вычисления метрик
  - реализованы алгоритмы вычисления метрик
- ❸ Проведено сравнительное исследование метрик
  - задача классификации (sentiment140, HND)
  - показано, что влияние метрики зависит от семплера
  - показано ускорение обучения относительно существующих результатов<sup>1</sup>
- ❹ Пока не удалось добиться существенного ускорения на задаче классификации относительно базового подхода

---

<sup>1</sup>ACL'19

# Дальнейший план работы

- исследовать отношения метрик и их влияние на скорость обучения на задаче машинного перевода
- попытаться обобщить подход вычисления TSE и EE на большие  $k$
- попытаться добиться ускорения обучения на задаче классификации