

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого  
Институт компьютерных наук и технологий  
Высшая школа интеллектуальных систем и суперкомпьютерных технологий

Выпускная квалификационная работа магистра

# РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРОЩЕНИЯ ТЕКСТОВ НА ЯПОНСКОМ ЯЗЫКЕ

Направление:

«Математическое обеспечение и администрирование информационных систем»

Выполнил:

студент гр. 3540203/00101

**Фурман Владислав Константинович**

Санкт-Петербург

2022 г.

Научный руководитель:

к. ф.-м. н., доцент ВШИИ

**Пак Вадим Геннадьевич**

## Цель

Разработка и исследование системы автоматического упрощения текстов на японском языке.

## Задачи

- Исследование предметной области;
- исследование существующих решений и технологий (ИНС);
- разработка системы упрощения, а также её улучшение;
- сбор и анализ метрик, обзор упрощения предложений разработанной системой.

- Японский язык очень непростой (порой и для самих японцев). В основном из-за иероглифов (но не только).
- Упрощение текстов — это расширение их потенциальных читателей, упрощение понимания смысла текстов.
- С системами упрощения на сегодняшний день всё непросто — их мало и они закрыты (не выходят за рамки статей).

# Как упрощать тексты на японском

В японском есть 3 вида письменности:

- 2 азбуки — хирагана (ひらがな) и катакана (カタカナ);
- иероглифы (кандзи) (漢字).

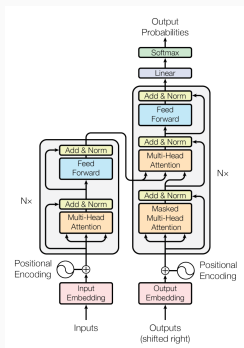
Как можно упрощать тексты на японском:

- заменять сложные слова (обычно из кандзи) на простые;
- менять формальные грамматические конструкции на разговорные;
- заменять использование некоторых иероглифов на азбуку.

- **Рекуррентные нейронные сети (RNN)** (1982 г.)
  - Обработка последовательностей (например, текста).
  - На каждый слой передаётся текущий элемент (слово) + результат предыдущего слоя.
  - Причём есть обратные связи — поэтому рекуррентные.
  - Очень медленные — из-за последовательной природы **нельзя распараллелить**.
- **Долгая краткосрочная память (LSTM)** (1997 г.)
  - Разновидность RNN с элементом «забывания».
  - Ещё медленнее.
- **Transformer** (2017 г.) — значительно быстрее за счёт распараллеливания + выше качество.

# Архитектура Transformer'a

Состоит из encoder'a и decoder'a, основанных на механизме внимания (MultiHead Attention) и positional encoding.



Архитектура Transformer из статьи «Attention is all you need»

Механизм внимания может быть представлен формулой:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \underbrace{\text{softmax} \left( \frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right)}_{\text{scores}} V, \quad (1)$$

где

- scores «оценивают» важность элементов (там лежат значения от 0 до 1);
- $Q$  (Query),  $K$  (Key),  $V$  (Value) — матрицы входных элементов;
- $d_k$  — нижняя размерность одной из этих матриц (длина части embedding'a).

Так как в Transformer'е нет ни рекурренции (recurrence), ни свёртки, нам нужно что-то, что будет использовать порядок элементов в последовательности (positional encoding):

$$PE(p, 2i) = \sin \left( \frac{p}{10\,000^{2i/d_{\text{model}}}} \right), \quad (2)$$

$$PE(p, 2i + 1) = \cos \left( \frac{p}{10\,000^{(2i+1)/d_{\text{model}}}} \right), \quad (3)$$

где

- $p$  (position) — позиция,
- $i$  (dimension) — размер предложения.



Система состоит из:

1. клиентского приложения (TypeScript + Lit),
2. сервера (Python + Falcon + MeCab),
3. модели ИНС (Python + PyTorch + Spacy + HuggingFace).

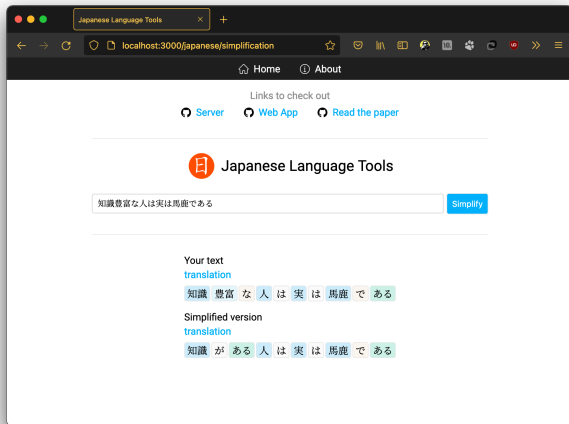
Маруяма Т. и Ямамото К. вручную составили корпус из 85 000 предложений с их упрощёнными вариантами.

Словарь упрощённых предложений в корпусе составляет лишь 2 000 слов.

Корпус состоит из 2-х частей:

1. SNOW 15: 50 000 предложений (только обучение),
2. SNOW 23: 35 000 предложений (33 000/1 000/1 000 — train/valid/test).

# Пользовательское приложение



Обученная модель обладает следующими недостатками:

- плохо справляется с большими предложениями,
- имеет относительно небольшой «словарный запас».

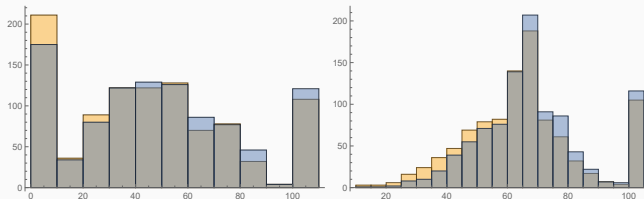
Решение — предобучить (*pretrain*) модель на неразмеченном корпусе и дообучить (*fine-tune*) на корпусе SNOW:

- Pretrained Transformer — предобучение всей модели,
- Pretrained Encoder — предобучение лишь *encoder*'а.

Метрики BLEU и SARI обученных моделей:

Модель	BLEU	SARI
Transformer	46,98	64,57
Pretrained Transformer	<b>51,12</b>	<b>67,89</b>
Pretrained Encoder	48,22	65,67

Сравнение гистограмм метрик BLEU и SARI (Transformer / Pretrained Transformer):



# Пример упрощения №1

(1) Исходное предложение:

彼は怒りに我を忘れた

— он забылся в гневе.

(2) Изначальная модель (Transformer):

彼は怒っているのに自分の意見を忘れた

— он хоть и разозлился, но забыл своё мнение.

(3) Модифицированная модель (Pretrained Transformer):

彼は怒っていることに自分を忘れた

— он забылся, из-за того что разозлился.

## Пример упрощения №2

(1) Исходное предложение:

入場料はただだった

— вход был бесплатным.

(2) Изначальная модель (Transformer):

入るためのお金はただなかった

— деньги для входа не были бесплатными.

(3) Модифицированная модель (Pretrained Transformer):

入るためのお金は0円だった

— денег для входа нужно было 0 йен.

## Пример упрощения №3

(1) Исходное предложение:

そのスキャンダルはやがてみんなに知れ渡るだろう

— об этом скандале, вероятно, скоро узнают все.

(2) Изначальная модель (Transformer):

その事件を守る事件はやがてみんなに知られるだろう

— скоро об этом событии, защищающем событие, вероятно, узнают все.

(3) Модифицированная модель (Pretrained Transformer):

その悪い話はやがてみんなに知られるだろう

— об этой нехорошей истории скоро, вероятно, все узнают.



- Было проведено исследование предметной области;
- были исследованы существующие решения и технологии (ИНС), в частности — Transformer;
- была разработана система упрощения текстов на японском языке;
- на основе обнаруженных недостатков были внесены улучшения в модель упрощения;
- были собраны и проанализированы метрики BLEU и SARI, а также был проведён обзор упрощения предложений разработанной системой.