Исправление грамматических ошибок в домене низкоресурсных языков

Хабутдинов Ильдар Айратович

Научный руководитель: к.ф.-м.н. А. В. Грабовой Московский Физико-Технический Институт

20 июня 2025 г.

Задача исправления грамматических ошибок

Проблема

Интерпретируемое автоматическое исправление текстовых последовательностей.

Задача

Исправление грамматических ошибок в домене низкоресурсных языков.

Метод решения

Метод инъективного отображения из множества произвольных символьных последовательностей в множество наперед заданных целевых последовательностей.

Предложенный метод решения задачи основан на сведении задачи нахождения последовательности корректирующих преобразований к задаче поиска оптимального редакционного предписания между исходной и целевой последовательностями.

Визуализация постановки задачи

Исходное предложение

Целевое предложение

Вчера мы сходили в парк и увидели там много птицы, они была красивые и поют громко.



Вчера мы сходили в парк и увидели там много птиц, они были красивыми и пели громко.

Исправление ошибок на уровне слов



"Вчера", "мы", "сходили", "в", "парк", "и", "увидели", "там", "много", "птиц", "," , "они", "были", "красивыми", "и", "пели", "громко", "."

Множество корректирующих преобразований: {\$KEEP, \$DELETE, \$APPEND word, \$REPLACE word, \$TRANSFORM TIME, \$TRANSFORM GEND, ...}

Словарь корректирующих преобразований: (\$KEEP, \$DELETE, \$APPEND опоздание, ..., \$REPLACE сдаваться, ..., \$TRANSFORM TIME pres. \$TRANSFORM GEND masc. ...)

Задача построения корректирующих преобразований

Заданы:

- Алфавит Σ
- Язык Σ^* : множество всех возможных строк над Σ , включая пустую строку ε
- ullet Словарь токенов: $V \subseteq \Sigma^*$

Задан токенизатор $T: s \to \{x_1, x_2, ..., x_n\}, s \in \Sigma^*, x_j \in V$ Множество символьных послед. с разбиением на послед. токенов длины n_i ,

$$\mathcal{X} = \{s_i | s_i = \{x_1, x_2, ..., x_{n_i}\} | x_i \in V, 1 \le j \le n_i\}_{i=0}^N,$$

Множество целевых последовательностей с разбиением длины m_i :

$$\mathcal{Y} = \{t_i | t_i = \{y_1, y_2, ..., y_{m_i}\} | y_j \in V, 1 \le j \le m_i\}_{i=0}^N$$

Множество корректирующих преобразований $\mathcal{F}, f \in \mathcal{F}: V \to V$ На основе заданного множества необходимо построить словарь K корректирующих преобразований размера р

$$K = \{f_i : a_i \to b_i | f_i \in \mathcal{F}, a_i, b_i \in V\}_{i=0}^p$$

Требуется найти отображение $\phi: \{x_1, x_2, ..., x_{n_i}\} \rightarrow \{f_1, f_2, ..., f_{n_i}\}$

$$\{f_1, f_2, ..., f_{n_i}\}: \{f_1, f_2, ..., f_{n_i}\} \circ \{x_1, x_2, ..., x_{n_i}\} \rightarrow \{y_1, y_2, ..., y_{m_i}\}, k_j \in K$$

Символом \circ обозначено применение корр. преобразования f_j к токену $x_{j \pm}$, y = -2

Корректирующие преобразования для русского языка

- Алфавит Σ_{ru} это множество из 33 букв русского алфавита: $\Sigma_{ru} = \{\mathsf{A},\ \mathsf{B},\ \mathsf{B},\ \ldots,\ \mathsf{B},\ \mathsf{II},\ \mathsf{B}\}$
- ullet Язык Σ_{ru}^* : множество всех возможных строк над Σ , включая пустую строку arepsilon
- ullet В качестве словаря токенов взят словарь русских слов $V_{
 m ru} \subseteq \Sigma_{
 m ru}^*$
- ullet Задан токенизатор для русского языка $T_{\rm ru}$

Строится словарь корректирующих преобразований K^1 , который состоит из элементов:

- Преобразования APPEND и REPLACE с использованием 2500 самых частых русских слов на основе коэффициента Жуайна;
- Преобразования DELETE и КЕЕР для удаления слова и сохранения слова соответственно;
- преобразования, общие для всех слов: слияние и разделение слов, изменение регистра букв и т.д.;
- специальные преобразования для изменения соответствующих частей речи: изменение падежа, рода, лица, времени, числа;
- преобразования для исправления распространенных ошибок в глаголах: ться/тся и при/пре.

Автоматическое построение корректирующих преобразований

Проблемы ручной разработки корректирующих преобразований при переходе к произвольному языку:

- Необходимо определение множества корректирующих преобразований
- необходимо составление словаря корректирующих преобразований;
- необходимо осуществить лингвистический анализ грамматических правил данного языка;

Решение: введение обобщенного множества корректирующих преобразований, переход к исправлению ошибок и разбиению символьных последовательностей на уровне подслов.

Обобщенные корректирующие преобразования

Заданы:

- ullet Произвольный алфавит Σ_{any}
- Произвольный язык Σ_{any}^* : множество всех возможных строк над Σ_{any} , включая пустую строку ε
- ullet Словарь токенов: $V_{\mathsf{any}} \subseteq \Sigma_{\mathsf{any}}^*$
- \bullet Токенизатор T_{any}

Условие достижимости. Заданы произвольные конечные символьные последовательности s и t. Токенизатор A удовлетворяет условию достижимости, если любую последовательность A(t) можно получить из любой другой последовательности A(s) за конечное число операций вставки, удаления и замены.

Если пара $(V_{\text{any}}, T_{\text{any}})$ удовлетворяет условию достижимости, то минимальное достаточное множество корректирующих преобразований $\mathcal F$ состоит из элементов:

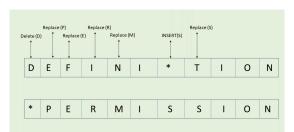
- КЕЕР оставить токен без изменения
- ullet REPLACE_t заменить токен x_j произвольным токеном t
- \bigcirc DELETE удалить токен x_j
- ullet APPEND_t добавить токен t после токена x_j

Определение редакционного предписания

Опр. Редакционное предписание — это последовательность корретирующих преобразований, необходимых для получения целевой последовательности из исходной, имеющая минимальное количество операций вставки, замены и удаления.

Пусть $D_{i,j}$ — это расстояние редактирования между префиксами s[0..i] и t[0..j] длины і и ј. Где $D_{0,j}=0$ и $D_{i,0}=0$. Остальные значения определяются рекуррентным соотношением:

$$D_{i,j} = \begin{cases} D_{i-1,j-1}, s[i] = t[j] \\ 1 + min\{D_{i-1,j}, D_{i,j-1}, D_{i-1,j-1}\}, \text{else} \end{cases}$$



Граф подзадач для редакционного предписания

Граф подзадач, где каждая вершина — пара индексов (i,j), ребра графа — возможные корректирующие преобразования между последовательностями s и t:

- ullet Если s[i]=t[j], то переход по диагонали без изменений операция keep.
- Если символы s[i] и t[j] различны, то возможны следующие операции: Замена (replace): переход по диагонали (i-1,j-1), Вставка (append): переход из (i,j-1), Удаление (delete): переход из (i-1,j).

Утв. Количество возможных редакционных предписаний равно количеству путей в графе подзадач, имеющих минимальную стоимость.

	_Hi	_mai	_name	_is	_Andrew			keep
_Hi	4 0	1	2	3	4	5	6	replac delete
,	1	1	2	3	4	5	6	insert
_my	2	2	2	3	4	5	6	insert
_name	3	3	2	3	4	5	6	
_is	4	4	3	2	3	4	5	
_Andrew	5	5	4	3	2	3	4	
	6	6	5	4	3	2	-3	

```
Редакционные предписания — {delete .; insert _my; replace _mai with ,} и {delete .; insert ,; replace _mai with _my}
```

Поиск оптимального редакционного предписания

Обозначим $EP_k = \{e_1, e_2, ..., e_{o_k}\}$ множество редакционных предписаний для пары (s_k, t_k) , где o_k — количество редакционных предписаний для k-й пары.

Для нахождения оптимального редакционного предписания в k-ой паре, мы учитываем сходство исходных и целевых токенов для коррект. преобр. replace.

Пусть $R_l \subset e_l, l \in \{1,2,...,o_k\}$ - множество всех правил replace мощностью p_l для произвольного редакционного предписания e_l :

$$R_{l} = \{replace_t_{1i}_t_{2i}\}_{i=0}^{p_{l}},$$

где исходный токенов $t_{1i} \in s_k$, целевой токен $t_{2i} \in t_k$.

Введем сходство токенов как:

$$\sigma_l = \sum_{i=0}^{p_l} LevenshteinDist(t_{1_i} t_{2_i})$$

где LevenshteinDist - функция, вычисляющая расстояние Левенштейна между t_{1_i} и t_{2_i} на уровне символов внутри токенов.

Утв. Редакционное предписание $e_l^*: I = argmin\{\sigma_1, \sigma_2, ..., \sigma_{o_k}\}$ является оптимальным.

Преимущества предложенного метода

Преимущества данного подхода:

- Данный метод предложен для целого класса токенизаторов, для которых выполнено условие достижимости;
- нет необходимости в ручной разработке словаря грамматических правил, следовательно, может быть обобщено на любой низкоресурсный язык;
- множество корректирующих преобразований не зависит от языка;
- ullet нет необходимости в ручной разработке словаря корректирующих правил K, корректирующие преобразования строятся путем нахождения редакционного предписания.

Эксперимент с корр. преобразованиями русского языка

Система	Этап обучения	P	R	F _{0.5}
RuGECToR	1	88.4	67.1	83.1
RuGECToR	2	88.5	65.1	82.5

Таблица: Оценка работы модели на синтетическом тестовом наборе данных

Система	Обучающие данные	P	R	F _{0.5}
Classifiers (learner)	RULEC	22.6	4.8	12.9
Classifiers (min sup.)	RULEC	38.0	7.5	21.0
MT	RULEC	30.6	2.9	10.6
RuGECToR	Synthetic (1 stage)	23.6	5.6	14.3
RuGECToR	Synthetic (2 stages)	40.8	7.9	22.2

Таблица: Сравнение работы моделей на наборе данных RULEC

Модель достигает $F_{0.5}=22.2$. Этот результат выше бейзлайна, несмотря на то, что модель не обучалась на этом наборе данных.

Эксперимент с обобщенными корр. преобразованиями

Dataset	#ser	Training	
	Subword-level	Word-level	stage
PIE-synthetic	9,000,000	9,000,000	1
Lang-8	787,613	947,344	П
NUCLE	51,929	56,958	П
FCE	25,968	34,490	П
W&I+LOCNESS	21,828	34,304	II, III

Таблица: Обучающие наборы данных для каждого этапа с соответствующим количеством предложений для модели на уровне слов и модели на уровне подслов.

Model	CoNLL-2014 (test)		BEA-2019 (test)			
	Р	R	$F_{0.5}$	Р	R	$F_{0.5}$
GECToR (subword-level + XLNet)	72.3	40.4	62.4	70.5	41.6	61.9
GECToR (word-level + BERT)	72.1	42.0	63.0	71.5	55.7	67.6
GECToR (word-level + RoBERTa)	73.9	41.5	64.0	77.2	55.1	71.5
GECToR (word-level + XLNet)	77.5	40.1	65.3	79.2	53.9	72.4

Таблица: Сравнение работы модели на уровне подслов с моделями на уровне слов.

Выносится на защиту

- Предложено множество корректирующих преобразований для русского языка.
- Модель RuGECToR, аппроксимирующая последовательность корректирующих преобразований.
- Предложено множество обобщенных корректирующих преобразований.
- Доказано, что для предложенного множества выполняется условие достижимости.
- Модель GECToR, аппроксимирующая последовательность корректирующих преобразований на уровне подслов.

Список работ автора по теме диссертации

Публикации

- Khabutdinov, I.A., Chashchin, A.V., Grabovoy, A.V. et al. RuGECTOR: Rule-Based Neural Network Model for Russian Language Grammatical Error Correction. Program Comput Soft 50, 315–321 (2024). https://doi.org/10.1134/S0361768824700129
- K. Varlamova, I. Khabutdinov and A. Grabovoy, "Automatic Spelling Correction for Russian: Multiple Error Approach," 2023 Ivannikov Ispras Open Conference (ISPRAS), Moscow, Russian Federation, 2023, pp. 169-175, doi: 10.1109/ISPRAS60948.2023.10508161.
- Gritsai, German & Khabutdinov, Ildar & Grabovoy, Andrey. (2024). Multi-head Span-based Detector for Al-generated Fragments in Scientific Papers. 220-225. 10.18653/v1/2024.sdp-1.21.
- K. Grashchenkov, A. Grabovoy and I. Khabutdinov, "A Method of Multilingual Summarization For Scientific Documents," 2022 Ivannikov Ispras Open Conference (ISPRAS), Moscow, Russian Federation, 2022, pp. 24-30, doi: 10.1109/ISPRAS57371.2022.10076852.
- Gritsai, German & Voznyuk, Anastasia & Khabutdinov, Ildar & Grabovoy, Andrey. (2024). Advacheck at GenAl Detection Task 1: Al Detection Powered by Domain-Aware Multi-Tasking. 10.48550/arXiv.2411.11736.
- Khabutdinov, I.A., Krinitskiy, M.A. Belikov, R.A. Identifying Cetacean Mammals in High-Resolution Optical Imagery Using Anomaly Detection Approach Employing Machine Learning Models. Moscow Univ. Phys. 78 (Suppl 1), S149–S156 (2023). https://doi.org/10.3103/S0027134923070147

Выступления с докладом

- RuGECToR: нейросетевая модель на основе правил для исправления грамматических ошибок на русском языке «Открытая конференция ИСП РАН», 2022.
- Multi-head Span-based Detector for Al-generated Fragments in Scientific Papers, SDP@ACL, 2024.
- Анализ работы BERT-подобных моделей в задачах классификации грамматических ошибок на русском языке «65-я научная конференция МФТИ», 2023.