Верификация искусственно сгенерированных текстовых фрагментов

Г. М. Грицай

Научный руководитель: к. ф.-м. н. А.В. Грабовой

Кафедра интеллектуальных систем ФПМИ МФТИ
Специализация: Интеллектуальный анализ данных
Направление: 09.04.01 Информатика и вычислительная техника

2025

Поиск сгенерированных текстовых фрагментов

Исследуется проблема верификации текстовых последовательностей.

Цель исследования —

построение методов поиска, верификации и интерпретации сгенерированных текстовых последовательностей.

Требуется предложить

Метод детектирования машинно-сгенерированных текстовых последовательностей, основанный на паттернах присущих искусственно созданным фрагментам, а также метод их интерпретации и обоснования.

Метод решения

Предлагаемый метод основан на контроле длины входной последовательности, множественном тестировании сегментов исходного текста, классификации и мультизадачной регуляризации.

Задача классификации текстовых последовательностей

Пусть задан $\mathbf{W}$ — алфавит и множество документов:

$$\mathbb{D} = \{[t_j]_{j=1}^{n} \mid t_j \in \mathbf{W}, n \in \mathbb{N}\}.$$

Задана выборка из N документов:

$$\mathbf{D} = \bigcup_{i=1}^{N} D^i, D^i \in \mathbb{D}.$$

▷ **Детекция автора всего документа:**

$$\phi : \mathbb{D} \to \mathbf{C},$$

где $\mathbf{C} = \{0, 1\}$ для бинарной постановки или $\mathbf{C} = \{0, ..., k-1\}$ для многоклассовой детекции и k языковых моделей-авторов.

Задача детекции фрагментов в текстовых последовательностях

▷ **Детекция фрагментов с генерацией:**
Задано множество непересекающихся фрагментов документа:

$$\mathbf{T^*} = \{[t_{s_j}, t_{f_j}]_{j=1}^{J} \quad | \quad t_{s_j} = t_{f_{j-1}}, \quad s_j \in \mathbb{N}_0, \quad f_j \in \mathbb{N}\},$$

где t_{s_j} и t_{f_j} — стартовый и завершающий индекс j-ого фрагмента, J — количество фрагментов документа.

Представим модель в виде суперпозиции двух преобразований:

$$\phi = \mathbf{f} \circ \mathbf{g},$$

$$\mathbf{f} : \mathbb{D} \to \mathbf{T^*}, \qquad \mathbf{g} : \mathbf{T^*} \to \mathbf{C},$$

$$\phi : \mathbb{D} \to \mathbb{T}, \qquad \mathbb{T} = \{[t_{s_j}, t_{f_j}, c_j]_{j=1}^{J} \quad | \quad t_{s_j} = t_{f_{j-1}}, \quad s_j \in \mathbb{N}_0, \quad f_j \in \mathbb{N}, \quad c_j \in \mathbf{C}\},$$

где $\mathbf{f}$ — разделитель текста на непересекающиеся фрагменты, $\mathbf{g}$ — бинарная классификация каждого текстового фрагмента.

Бинарная классификация фрагментов

Минимизируем эмпирический риск в наборе данных $\mathbf{D}$:

$$\hat{g} = \underset{g \in \mathfrak{F}}{\operatorname{argmin}} \sum_{D^i \in \mathbf{D}} \sum_{x_j, c_j \in D^i} [g(t(x_j)) \neq c_j], \qquad t : \mathbf{T^*} \to (V)^n,$$

где x_j фрагмент документа D^i, t - токенизатор, V - словарь всевозможных токенов предобученной модели, n - фикс. длина входного вектора, а $\mathfrak{F}$ набор всех рассмотренных алгоритмов для классификации.

Функция потерь задачи классификации:

$$\mathcal{L}_{\text{BCE}}(g, \mathbf{D}) = -\frac{1}{|\mathbf{D}|} \sum_{D^i \in \mathbf{D}} \sum_{(x_j, c_j) \in D^i} \left[c_j \cdot \log(\hat{g}(t(x_j))) + (1 - c_j) \cdot \log(1 - \hat{g}(t(x_j))) \right],$$

Отслеживаемые метрики качества: *precision, recall, F_1-score*.

Постановка подхода мультизадачного обучения

Пусть M задачам классификации соответствует множество датасетов $\mathbb{D} = \{d_1, d_2, ..., d_M\}$. Модель мультизадачного обучения (MTL) с сильным совместным использованием параметров (HPS) состоит из общей подсети h_{θ_s} с параметрами θ_s и T специфичных сетей под конкретную задачу $g_{\theta_1}, \ldots, g_{\theta_T}$ с параметрами $\{\theta_i\}$, все параметры MTL: $\theta = \theta_s \cup \bigcup_{i \in [T]} \theta_i$. Обозначим $L_1, L_2, \ldots, L_T$ функции потерь каждой задачи. В подходе с MTL будем оптимизировать:

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_{x_j \in \mathbb{D}} \sum_{t \in [T]} L_t(g_{\theta_t} \circ h_{\theta_s}(x_j), c_t).$$

Определение. Эмпирическая сложность Радемахера.
Пусть $G := \{g : Z \to \mathbb{R}\}$ — класс функций, а $S := \{z_1, \ldots, z_n\}$ — выборка из распределения P, тогда эмпирическая сложность Радемахера класса G определяется как:

$$\widehat{\mathfrak{R}}_{\mathrm{G}}(n) := \mathbb{E}_\sigma \left[\sup_{g \in G} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \sigma_i g(z_i) \right],$$

где σ_i — независимые случайные величины, равномерно распределённые на $\{\pm 1\}$.

Сложность мультизадачного и однозадачного подходов

Рассмотрим функциональные классы для трансформер-модели в задаче классификации:

$$\mathcal{F}_{\mathrm{STL}} = \left\{ x \mapsto w_{\mathrm{head}}^{\top} \phi(x; w_{\mathrm{enc}}) \;\middle|\; w_{\mathrm{enc}} \in \mathcal{W}_{\mathrm{enc}}, w_{\mathrm{head}} \in \mathcal{W}_{\mathrm{head}} \right\},$$

$$\mathcal{F}_{\mathrm{MTL}} = \left\{ \left(x \mapsto w_t^{\top} \phi(x; w_{\mathrm{shared}}) \right)_{t=1}^{T} \;\middle|\; w_{\mathrm{shared}} \in \mathcal{W}_{\mathrm{shared}}, w_t \in \mathcal{W}_{\mathrm{head}} \right\}.$$

Теорема (Грицай, 2025). Пусть для решения задачи классификации $f \in \mathcal{F}_{\mathrm{STL}}$ и $g \in \mathcal{F}_{\mathrm{MTL}}$, где MTL охватывает T задач, $T-1$ из которых связаны с целевой. Объем выборки: nT для STL и n на задачу для MTL. Пусть $\mathcal{W}_{\mathrm{shared}} \subsetneq \mathcal{W}_{\mathrm{enc}}$. Дополнительные ограничения:

$$\|w_{\mathrm{enc}}\| \le B_{\mathrm{enc}}, \quad \|w_{\mathrm{shared}}\| \le B_{\mathrm{shared}} \le \frac{B_{\mathrm{enc}}}{\sqrt{T}}, \quad \|w_t\| \le B_{\mathrm{head}}, \ \forall t \in [T],$$

$$\|\phi(x; w)\|_2 \le L \cdot \|w\| \cdot \|x\|_2, \quad \|x\|_2 \le R \ \forall x \in \mathcal{X}.$$

Тогда для каждой задачи t в MTL выполняется:

$$\widehat{\mathfrak{R}}^{(1)}_{\mathrm{MTL}}(n) \le \widehat{\mathfrak{R}}^{(1)}_{\mathrm{STL}}(nT).$$

Если $B_{\mathrm{shared}} < \frac{B_{\mathrm{enc}}}{\sqrt{T}}$, то неравенство становится строгим.

Проблемы множественных сравнений

Ранее был получен классификатор $\hat{g}$, минимизирующий эмпирический риск.

Проверка гипотез:

$$H_0 : \hat{g}(fragment) = 0,$$
$$H_1 : \hat{g}(fragment) = 1.$$

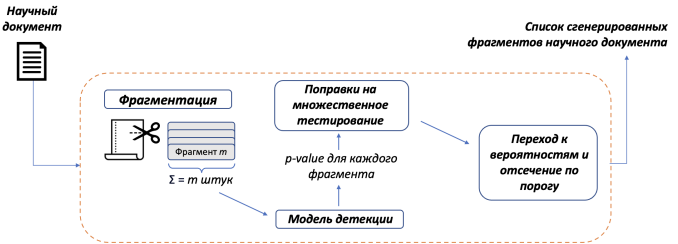
Оценка вероятности того, что хотя бы один из них будет неверным и контроль ошибок:

$$P(false\ positive) = 1 - (1 - \alpha)^m, \quad FWER = P(V > 0), \quad FDR = \mathbb{E}(\frac{V}{V + S}),$$

где V — число ложно положительных результатов, а S — число истинно положительных.

В текущей задаче используется метод контроля групповой вероятности ошибки:

$p - value = 1 - \hat{g}(t(x_j))$



Бинарная классификация на основе оценки перплексии

Документ задан последовательностью токенов $D^i = [t_j]_{j=1}^{|D^i|}$, где $t_j \in \mathbf{W}$, а $|D^i|$ — количество токенов в документе D^i.

$$PPL(D^i) = \exp\left(-\frac{1}{|D^i|}\sum_{j=1}^{|D^i|}\log P(t_j \mid t_1, t_2, \ldots, t_{j-1})\right),$$

Гипотеза. Значение перплексии LLM может быть аппроксимировано статистической языковой моделью с помощью словаря N-грамм, составленному по выходам данной большой языковой модели.

$$PPL_{\text{approx}}(D^i) = \exp\left(-\frac{1}{K}\sum_{j=1}^{K}\log P(t_{\text{after n-gram}} \mid \text{n-gram}_j)\right),$$

где суммирование производится по количеству N-грамм входного текста, общее количество суммирований обозначается K.

Детекция текстовых фрагментов

Минимизируем эмпирический риск в наборе данных $\mathbf{D}$:

$$\hat{g} = \underset{g \in \mathfrak{F}}{\operatorname{argmin}} \sum_{D^i \in \mathbf{D}} \sum_{t_k, c_k \in D^i} [g(t_k) \neq c_k],$$

где $t_k \in V$ — токен из документа D^i, V - словарь всевозможных токенов предобученной модели, а $\mathfrak{F}$ набор всех рассмотренных алгоритмов для классификации.

Функция потерь задачи классификации токенов:

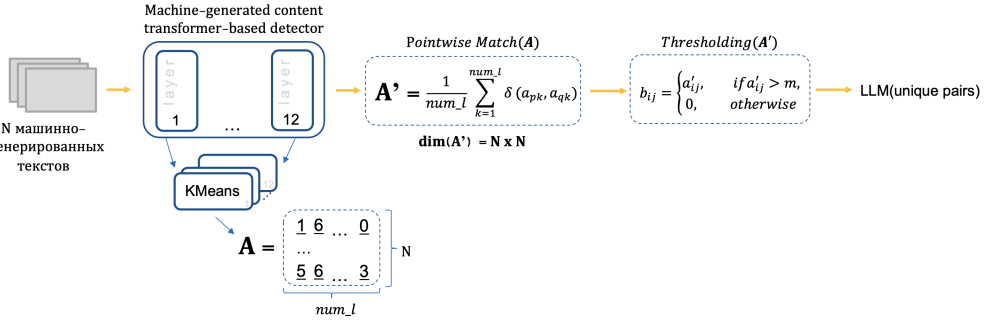
$$\mathcal{L}_{\text{BCE}}(g, \mathbf{D}) = -\frac{1}{|\mathbf{D}|} \sum_{D^i \in \mathbf{D}} \sum_{(t_k, c_k) \in D^i} [c_k \cdot \log(\hat{g}(t_k)) + (1 - c_k) \cdot \log(1 - \hat{g}(t_k))],$$

Отслеживаемые метрики качества: *precision, recall,* F_1*-score*.

Интерпретация сгенерированных текстовых фрагментов

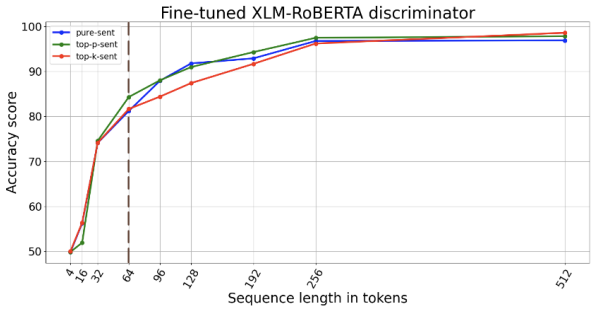
Требуется

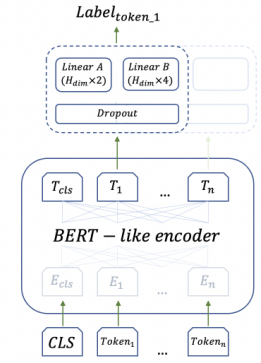
Обосновать паттерны, повлекшие срабатывание алгоритма детекции машинно-сгенерированных фрагментов.



Архитектура тренировки подхода, выделяющего пары текстов с совпадающими паттернами.

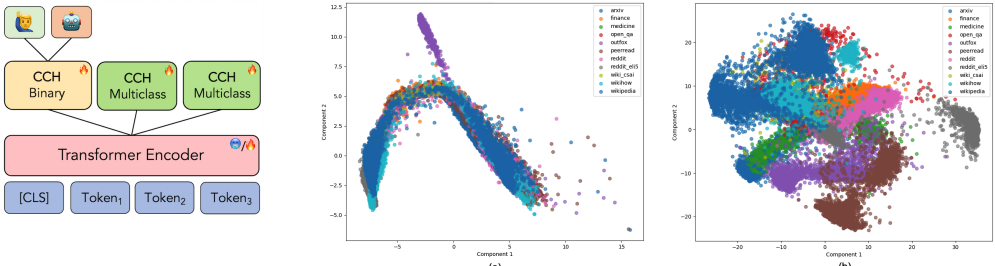
Вычислительный эксперимент: архитектура





На рисунке (a) точность классификатора основанного на архитектуре трансформер возрастает с увеличением длины последовательностей, на (b) архитектура подхода детекции фрагментов с варьируемой длиной.

Вычислительный эксперимент: многозадачное обучение



Архитектура MTL и разложение по двум главным компонентам текстов на основе векторного представления. На рисунке (a) структура векторного пространства для модели `deberta-v3-base`, настроенной в однозадачном режиме, на рисунке (b) - та же модель, но настроенная в режиме MTL.

Результаты вычислительного эксперимента

Язык	Эксперимент	F1-score	Precision	Recall
ru	базовое решение	0.955	0.958	0.955
	мультиязычное обучение	0.964	0.964	0.966
	перевод текстов 50%	0.966	0.968	0.966
	парафраз предложений 100%	**0.968**	**0.970**	**0.968**
en	базовое решение	0.796	0.855	0.802
	мультиязычное обучение	0.823	0.867	0.828
	перевод текстов 50%	**0.825**	**0.868**	**0.830**
	парафраз предложений 100%	0.822	0.866	0.827

Эксперимент с детекцией фрагментов фиксированной длины.

Модель	F1-score
TF-IDF + LogReg	60.93
DeBERTa v3 base	78.52
MTL	**83.07**

Эксперимент с детекцией при помощи мультизадачного обучения.

Модель	F1-score
DistilBERT	0.84
Mistral w. QLoRA	0.91
XLNet	0.95
SciBERT	**0.96**

Эксперимент с детекцией фрагментов варьируемой длины.

Модель	F1-score	Время (с)
TD-IDF	0.90	0.36
DetectGPT	0.37	471
Binoculars	**0.92**	236
KenLM + ARPA	0.91	**0.27**

Эксперимент с детекцией при помощи статистических языковых моделей.

Заключение

Сделано:

- Предложены методы поиска и детектирования машинно-сгенерированных фрагментов в текстовых последовательностях, основанные на фиксированной и варьирумеой фрагментации, множественном тестировании и классификации сегментов.
- Выявлена зависимость качества классификации от длины входной последовательности в моделях классификации с архитектурой трансформер.
- Показано, что мультизадачное обучение повышает обобщающую способность модели, формирует кластерную структуру и улучшает заданные метрики качества бинарных задач.
- Описан подход формирования обоснований срабатывания модели детекции на основе фигурирующих паттернов текста.

Планируется:

- Эксперименты с многозадачным обучение для мультиязычных задач.
- Исследовать иные методы интерпретации сгенерированных фрагментов.

Список работ по теме диссертации

Публикации по итогам конференций, индексируемые в международных базах данных

1. **Gritsay G.**, Grabovoy A., Chekhovich Y. Automatic Detection of Machine Generated Texts: Need More Tokens // 2022 Ivannikov Memorial Workshop (IVMEM). – IEEE, 2022.
2. **Gritsay G.**, Grabovoy A., et all Automated Text Identification: Multilingual Transformer-based Models Approach // CEUR Workshop Proceedings of SEPLN, 2023.
3. Boeva G., **Gritsai G.**, Grabovoy A., et all Team ap-team at PAN: LLM Adapters for Various Datasets // CEUR Workshop Proceedings of CLEF, 2024.
4. **Gritsai G.**, Grabovoy A. Automated Text Identification on Languages of the Iberian Peninsula: LLM and BERT-based Models Aggregation // CEUR Workshop Proceedings of SEPLN, 2024.
5. Chekhovich Y., Grabovoy A., **Gritsai G.** Generative AI Models with Their Full Reveal // International Conference on Technology Enhanced Learning in Higher Education, 2024.
6. **Gritsai G.**, Grabovoy A., Khabutdinov I. Multi-head Span-based Detector for AI-generated Fragments in Scientific Papers // Workshop on Scholarly Document Processing @ ACL, 2024.
7. **Gritsai G.**, Voznyuk A., Khabutdinov I., Grabovoy A. Advacheck at GenAI Detection Task 1: AI Detection Powered by Domain-Aware Multi-Tasking // Workshop on Detecting AI Generated Content @ COLING, 2025.
8. **Gritsai G.**, Voznyuk A., Grabovoy A, Chekhovich Y. Are AI Detectors Good Enough? A Survey on Quality of Datasets With Machine-Generated Texts // Workshop on Preventing and Detecting LLM Misinformation @ AAAI, 2025.

Выступления с докладом

1. Автоматическая детекция машинно-сгенерированных текстов: нужно больше токенов, Международная конференция «Иванниковские чтения», 2022.
2. Многозадачное обучение для распознавания машинно-сген. текстов «65-я научная конференция МФТИ», 2023.
3. Automated Text Identification: Multilingual Transformer-based Models Approach, IberLEF@SEPLN, 2023.
4. Внимание, документ подозрительный! Жизнь с машинной генерацией в научном сообществе, RuCode, 2024.
5. Multi-head Span-based Detector for AI-generated Fragments in Scientific Papers, SDP@ACL, 2024.
6. LLM Adapters for Various Datasets, PAN@CLEF, 2024.
7. Automated Text Identification on Languages of the Iberian Peninsula, IberLEF@SEPLN, 2024.
8. AI Detection Powered by Domain-Aware Multi-Tasking, DetectGenAI@COLING, 2025.

Список работ по теме диссертации

Публикации в журналах из списка ВАК

1. **Г. М. Грицай**, А. В. Грабовой и др. Поиск искусственно сгенерированных текстовых фрагментов в научных документах // Докл. РАН. Матем., информ., проц. упр., 541, 2023.
2. Avetisyan K., **Gritsay G.**, Grabovoy A. Cross-Lingual Plagiarism Detection: Two Are Better Than One // Programming and Computer Software, 2023.
3. **Г. М. Грицай**, И. А. Хабутдинов, А. В. Грабовой Stack More LLM's: Эффективное обнаружение машинно-сгенерированных текстов с помощью аппроксимации значений перплексии // Докл. РАН. Матем., информ., проц. упр., 520, 2024.

Программные модули разработанные в рамках диссертационной работы

1. Программная система для распознавания текстовых материалов, созданных при помощи искусственного интеллекта // Свидетельство №202561749, дата регистрации в Реестре государственных программ 26.03.2025.