

# Обнаружение мультиавторности в тексте с помощью ансамбля моделей

А.Фаттахов, Р.Кузнецова, В.Стрижов

Московский Физико-Технический Институт

---

## Abstract

В работе рассматривается задача обнаружения мультиавторности в тексте. Задача обнаружения мультиавторности возникает, когда необходимо проверить текст на наличие заимствований, но при этом нет доступа к внешним корпусам. Предполагается, что авторы имеют свой уникальный стиль написания, и разнообразие стилей сигнализирует о вероятном заимствовании. Предлагается построить ансамбль базовых моделей для обнаружения мультиавторности. В качестве базовых моделей используются бустинг с применением текстовых статистик, рекуррентные сети LSTM, работающие с векторными представлениями слов, сверточные сети с векторными представлениями символов в качестве признаков. Вычислительный эксперимент проводится на выборке с соревнования PAN-2018.

---

## 1. Введение

Задача поиска заимствований в тексте [1] включает задачи обнаружения внешних и внутренних заимствований. Анализ внешних заимствований (external plagiarism detection) [2] заключается в попарном сравнении подозрительного текста с определенной коллекцией внешних текстов. Задача анализа внутренних заимствований (internal plagiarism detection) [3] состоит в обнаружении подозрительного текста без использования дополнительной коллекции, по которой ведется поиск. При этом алгоритмы анализа внутренних заимствований учитывают стиль письма и выявляют признаки в тексте, свойственные данному автору.

Задача анализа внутренних заимствований включает следующие подзадачи. Задача поиска участков в тексте, на которых происходит смена автора, рассматривается в PAN2011 [4]. Задача расширяется на авторскую диаризацию (Author Diarization) [5], PAN2016 [6], решение победителя [7]. Более узкая задача определения того, написан текст одним автором или несколькими, ставится в PAN2018 [8].

Задачи анализа внутренних заимствований решаются с помощью текстовых статистик. В [9] предложен статистический подход к решению задачи, основанный на

---

*Email addresses:* `fattahov.ao@phystech.edu` (А.Фаттахов), `rita.kuznetsova@phystech.edu` (Р.Кузнецова), `strijov@phystech.edu` (В.Стрижов)

признаках tf-idf: словесные n-граммы (в работе рассматриваются только  $n = 1$  и  $n = 3$ ), пунктуации, части речи с использованием PST Tagbank Penn Treebank [10]. В [11] предлагается подход с использованием аналогичных признаков, но в постановке задачи обучения без учителя. В [12] описан подход с отображением предложений в многомерное пространство, с последующим определением стилевой функции. Помимо статистических встречаются подходы с применением нейронных сетей [13].

В данной работе предлагается использование ансамбля моделей для решения задачи определения того, написан текст одним автором или несколькими. Исследуется вклад каждой базовой модели в ансамбль. В качестве базовых моделей используются бустинг с применением текстовых статистик, рекуррентные сети LSTM, работающие с векторными представлениями слов, сверточные сети с векторными представлениями символов в качестве признаков. Работа ансамбля тестируется на данных с конкурса PAN2018 [8]. Для оценки качества используется отношение количества верно отклассифицированных текстов ко всем текстам, на которых делались предсказания модели.

## 2. Постановка задачи

Поставим задачу классификации текста формально. Дана выборка  $D = \{(d_k, t_k)\}$ , где  $d_k$  — текстовый документ, а  $t_k \in \{0, 1\}$  — является ли текст мультиавторным. Требуется построить модель классификации  $f : d_k \mapsto y_k$ , минимизирующую функцию ошибки  $S$  (2) :

$$f = \frac{1}{|D|} \sum_{k=1}^{|D|} \arg \min_f S(y_k, t_k) \quad (1)$$

$$S = -\frac{1}{|D|} \sum_{k=1}^{|D|} t_k \log y_k + (1 - t_k) \log (1 - y_k) \quad (2)$$

В качестве ансамбля моделей предлагается использование стекинга [14]. Выборка документов  $D$  разбивается на  $k$  фолдов  $F_i$ :  $D = \bigcup_{i=1}^k F_i$ , при этом разбиение выбирается таким образом, чтобы распределения классов  $t_i$  в фолдах совпадали. Параметры каждой модели 3.1-3.5 настраиваются на каждом из всевозможных объединений  $k - 1$  фолдов и делается предсказание на оставшийся фолд. Все предсказания объединяются в новую выборку  $\{d'_k, t_k\}$ , где  $i$ -й столбец  $d'_k$  — это предсказания  $f_i(d_k)$  соответствующей модели. Полученная выборка разделяется на  $k$  аналогичных фолдов и обучается модель второго уровня  $f' : d'_k \mapsto \{0, 1\}$ .

## 3. Описание базовых моделей

### 3.1. Модели с использованием текстовых статистик

Предлагается использовать градиентный бустинг деревьев, обученный на признаках, характеризующих частоты встречаемости слов(3.1.1) и символов(3.1.2) в тексте.

### 3.1.1. Tf-idf слов

Для каждого терма  $w_i$  считается частота его встречаения в тексте.

$$u_{kj} = \frac{1}{|d_k|} \sum_{i=1}^{|d_k|} I(d_{ki} = w_j) \quad (3)$$

В качестве термов  $w_i$  берутся слова, их группы, парные, двойные и тройные интеракции. К частотом слов применяется tf-idf [15] - статистическая мера, используемая для оценки важности слова в контексте документа, являющегося частью коллекции документов. Полученные частоты конкатенируются, образуя векторное представление текста  $d_k$ . Над полученными признаками обучается градиентный бустинг деревьев.

### 3.1.2. Tf-idf символов

Базовая модель аналогична 3.1.1, но вместо слов  $w_i$  используются символы  $c_i$  и их n-граммы.

## 3.2. Модель с применением функции стиля

Предлагаемая в [12] модель работает с частотными признаками описания текста. В качестве таких признаков выбраны частоты встречаемости слов. Исходный текст подвергается предобработке: удаляются служебные символы, все буквы переводятся в нижний регистр. Также из текста удаляются стоп-слова. Текст разбивается на предложения. Затем формируется разбиение текста на сегменты  $s_{ki}$ : если длина очередного предложения меньше минимальной длины сегмента, к этому предложению добавляется следующее за ним — процесс повторяется, пока длина сегмента  $s_{ki}$  не превысит заданную минимальную длину. Минимальная длина сегмента является настраиваемым параметром алгоритма. Для каждого сегмента  $s_{ki}$  текста строится вектор признаков  $\mathbf{s}_{ki}$ . Затем строится статистика  $\sigma(\mathbf{s}_{ki})$ , которая сглаживается скользящим средним:

$$\sigma(\mathbf{s}_{ki}) = \|\mathbf{s}_{ki} - \mathbf{s}_{kave}\| \quad (4)$$

$$\mathbf{s}_{kave} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{s}_{ki} \quad (5)$$

$$\sigma'(\mathbf{s}_i) = \frac{1}{2n+1} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sigma(\mathbf{s}_k) \quad (6)$$

Значения  $\sigma'(\mathbf{s}_i)$  исследуются на выбросы. С некоторого порога сегментов-выбросов текст классифицируется как мультиавторский.

$$f(\mathbf{d}_k) = I(\max_{i,j} |\sigma'(\mathbf{s}_{ki}) - \sigma'(\mathbf{s}_{kj})| > threshold) \quad (7)$$

### 3.3. LSTM модель с векторными представлениями слов в качестве признаков

Используется рекуррентная нейронная сеть на основе векторных представлений  $\mathbf{w}_{k_i}$  слов  $w_{k_i}$ . В качестве отображения  $e : w_{k_i} \mapsto \mathbf{w}_{k_i}$  возьмем представления слов, полученные с помощью модели word2vec [16].  $\mathbf{h}_i = LSTM(\mathbf{h}_{i-1}, \mathbf{w}_i)$  - внутреннее состояние сети на слове  $\mathbf{w}_i$ . После двух LSTM слоев конечное состояние передается на трёхслойный перцептрон с сигмоид активацией на последнем слое из одного нейрона. Архитектура сети приведена на (Рис. 1).

### 3.4. Улучшенный алгоритм на основе LSTM

Поскольку длина предложений в текстах из корпуса может составлять до 2000 слов, то наивное использование LSTM как в 3.3 дает не очень хорошие результаты. Поскольку внутреннее состояние ячейки LSTM не в состоянии фиксировать настолько длинные взаимодействия, то текст разбивается на сегменты  $s_{k_i}$ , аналогичные 3.2. К каждому сегменту  $s_{k_i}$  применяется своя  $LSTM_i$ , после чего внутренние состояния конкатенируются в один вектор. Полученный вектор подается на вход трехслойному перцептрону, аналогичному 3.3. Архитектура сети приведена на (Рис. 2)

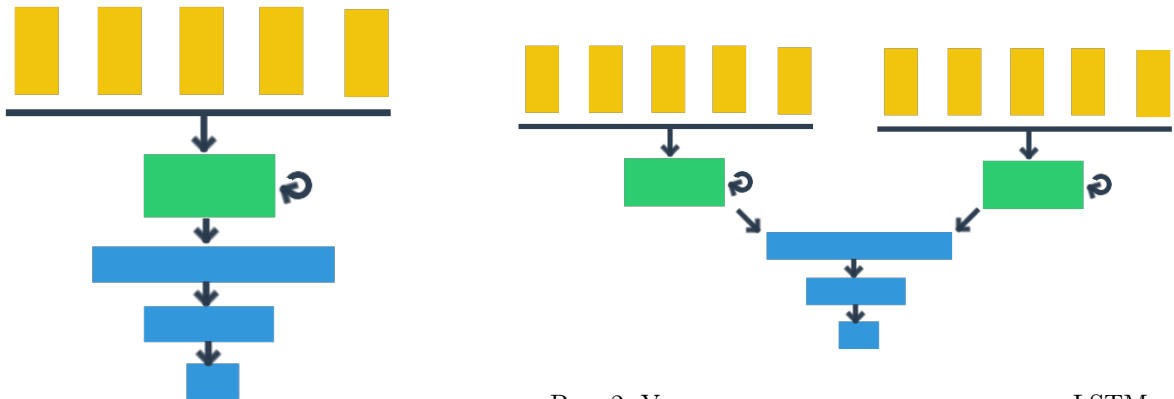


Рис. 2: Улучшенная архитектура на основ LSTM.

Рис. 1: Нейронная сеть на основе LSTM.

### 3.5. Сверточная сеть на основе символьных представлений текстов

Каждому уникальному символу  $c'_{k_i}$  текста  $d_k$  ставится в соответствие one-hot-encoding вектор  $\mathbf{c}'_{k_i}$ . Последовательность  $\mathbf{c}'_{k_i}$  подается на вход одномерной сверточной сети [17]. На выходе сети получится векторное представление  $\mathbf{d}_k$  текста текста  $d_k$ . Полученное представление проходит через перцептрон, аналогичный 3.3, 3.4. Схема сети показана на (Рис. 3)

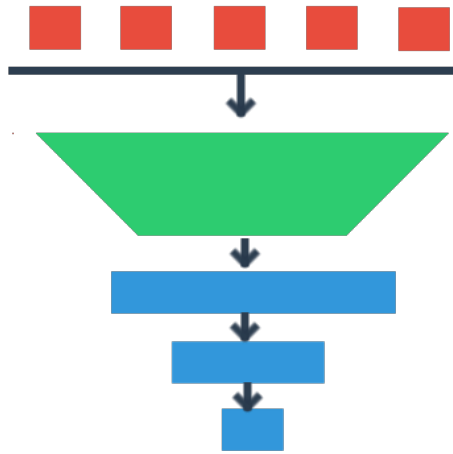


Рис. 3: Схема сети на основе char-CNN

#### 4. Описание выборки

В работе используется набор текстовых документов с соревнования PAN-2018 [8], собранных с различных сайтов сети StackExchange [18]. Тематики и авторы у текстов различные. При этом у каждого текста может быть как один автор, так и несколько. Обучающая выборка состоит из 2980 текстов, при этом к каждому из них прилагается файл с разметкой. Несмотря на то, что стоит задача классификации, в разметке присутствуют сами границы смены автора текста, что может помочь при разработке алгоритмов. Как видно из Рис. 4, количество заимствований линейно убывает, а большинство текстов имеет длину от двух до семи тысяч (Рис. 5).

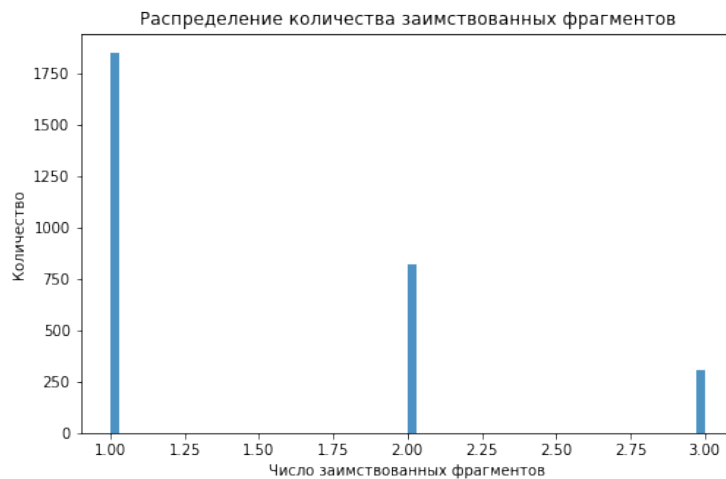


Рис. 4: Гистограмма распределения числа заимствований

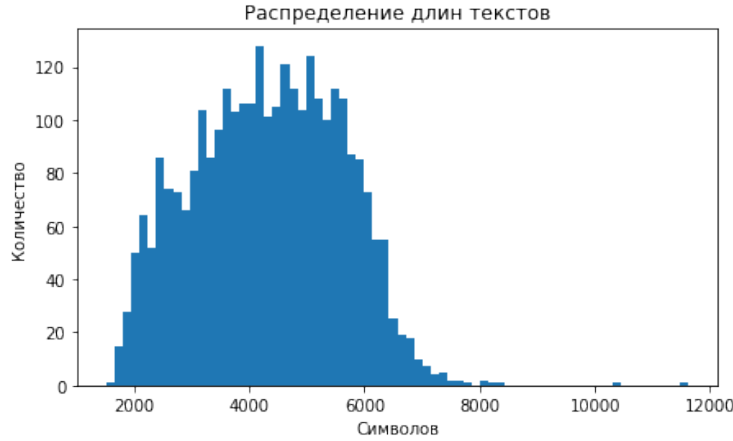


Рис. 5: Гистограмма распределения длины текстов

## 5. Ансамбль моделей

В качестве ансамбля моделей предлагается использование стекинга [14]. Выборка документов  $D$  разбивается на  $k$  фолдов  $F_i$ :  $D = \bigcup_{i=1}^k F_i$ , при этом разбиение выбирается таким образом, чтобы распределения классов  $t_i$  в фолдах совпадали. Параметры каждой модели 3.1-3.5 настраиваются на каждом из всевозможных объединений  $k - 1$  фолдов и делается предсказание на оставшийся фолд. Все предсказания объединяются в новую выборку  $\{d'_k, t_k\}$ , где  $i$ -й столбец  $d'_k$  - это предсказания  $f_i(d_k)$  соответствующей модели. Полученная выборка разделяется на  $k$  аналогичных фолдов и обучается модель второго уровня  $f' : d'_k \mapsto \{0, 1\}$ .

В данной работе в качестве модели второго уровня используется логистическая регрессия. Качество базовых моделей и его стандартное отклонение, посчитанное по  $k$  фолдам приведено в таблице 1. На Рис. 6 показана матрица корреляций базовых моделей. Видно, что статистические подходы сильно отличаются от нейросетевых, при том что они дают примерно одинаковое качество. Это хорошо, потому что увеличивает разнообразность ансамбля. В таблице 2 приведено качество итогового решения. На Рис. 7 показаны модули коэффициентов логистической регрессии, что можно интерпретировать как важность базовых алгоритмов в ансамбле.

Таблица 1: Качество моделей

	модель1	модель2	модель3	модель4	Ансамбль
Accuracy	0.726	0.669	0.638	0.661	0.730
std	0.013	0.016	0.001	0.021	0.010

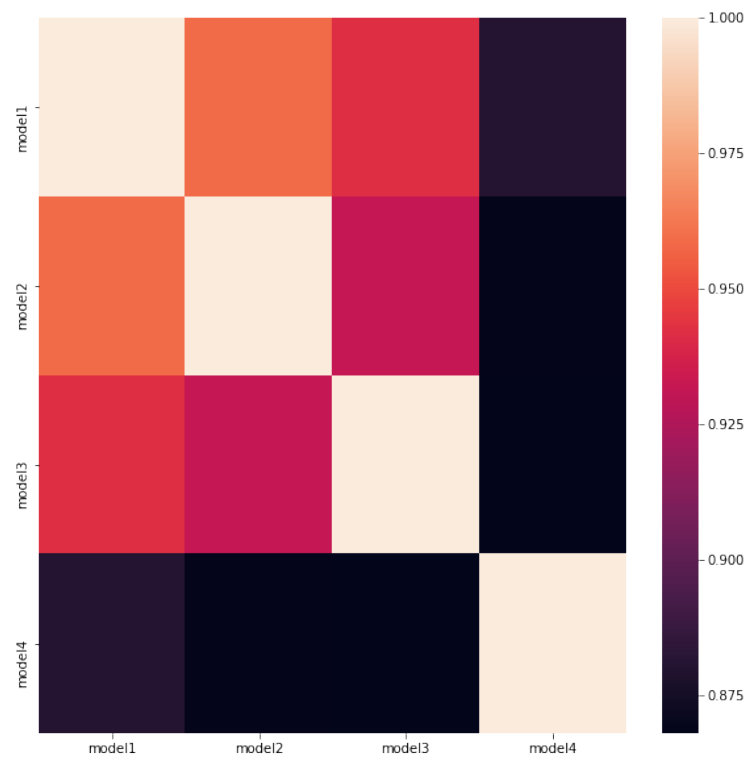


Рис. 6: Матрица корреляций базовых моделей

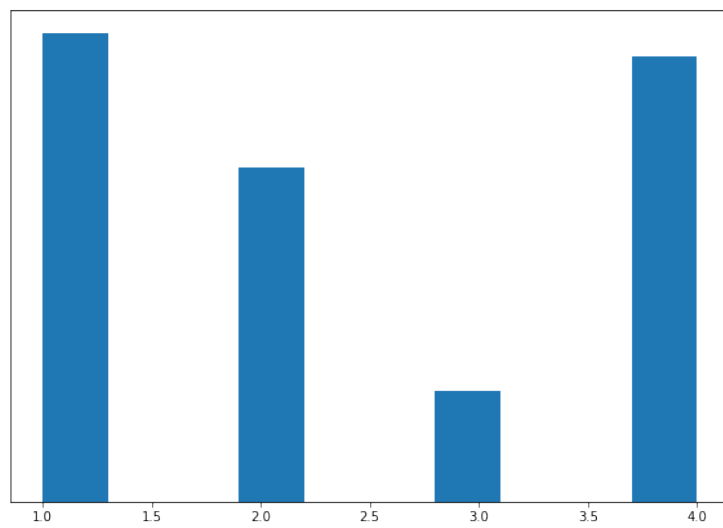


Рис. 7: Важности базовых моделей в ансамбле

## Список литературы

- [1] S. W. P. G. D. o. C. S. C. Daria Sorokina, Johannes Gehrke, I. N. U. Information Science, Department of Physics Cornell University, Plagiarism detection, arXiv.

- URL <https://arxiv.org/pdf/cs/0702012.pdf>
- [2] V. S. R. Sobha Lalitha Devi, Pattabhi R K Rao, A. Akilandeswari, External plagiarism detection, CLEF 2010.  
URL <http://ceur-ws.org/Vol-1176/CLEF2010wn-PAN-DeviEt2010.pdf>
- [3] H. A. Chowdhury, D. K. Bhattacharyya, Plagiarism: Taxonomy, tools and detection techniques, arXiv.  
URL <https://arxiv.org/pdf/1801.06323.pdf>
- [4] Pan 2011.  
URL <http://pan.webis.de/clef11/pan11-web/>
- [5] H. R. I. Abdul Sittar, R. M. A. Nawab, Author diarization using cluster-distance approach, CLEF 2016.  
URL <https://pdfs.semanticscholar.org/1158/6f70a6bf976bf3bfc56c51c4e13e3fdd0168.pdf>
- [6] Pan 2016.  
URL <http://pan.webis.de/clef16/pan16-web/>
- [7] M. Kuznetsov, A. Motrenko, R. Kuznetsova, V. Strijov, Methods for Intrinsic Plagiarism Detection and Author Diarization—Notebook for PAN at CLEF 2016, in: K. Balog, L. Cappellato, N. Ferro, C. Macdonald (Eds.), CLEF 2016 Evaluation Labs and Workshop – Working Notes Papers, 5-8 September, Évora, Portugal, CEUR-WS.org, 2016.  
URL <http://ceur-ws.org/Vol-1609/>
- [8] Pan 2018.  
URL <http://pan.webis.de/clef18/pan18-web/>
- [9] D. Karaś, M. Śpiewak, P. Sobecki, OPI-JSA at CLEF 2017: Author Clustering and Style Breach Detection—Notebook for PAN at CLEF 2017.  
URL <http://ceur-ws.org/Vol-1866/>
- [10] Pst tagbank penn treebank.  
URL [https://www.ling.upenn.edu/courses/Fall12003/ling001/penn\\_treebank\\_pos.html](https://www.ling.upenn.edu/courses/Fall12003/ling001/penn_treebank_pos.html)
- [11] J. Khan, Style Breach Detection: An Unsupervised Detection Model—Notebook for PAN at CLEF 2017, in: L. Cappellato, N. Ferro, L. Goeuriot, T. Mandl (Eds.), CLEF 2017 Evaluation Labs and Workshop – Working Notes Papers, 11-14 September, Dublin, Ireland, CEUR-WS.org, 2017.  
URL <http://ceur-ws.org/Vol-1866/>
- [12] K. Safin, R. Kuznetsova, Style Breach Detection with Neural Sentence Embeddings—Notebook for PAN at CLEF 2017, in: L. Cappellato, N. Ferro, L. Goeuriot, T. Mandl (Eds.), CLEF 2017 Evaluation Labs and Workshop – Working Notes Papers, 11-14 September, Dublin, Ireland, CEUR-WS.org, 2017.  
URL <http://ceur-ws.org/Vol-1866/>
- [13] R. K. Kamil Safin, Style Breach Detection with Neural Sentence Embeddings, CLEF 2017, 2017.  
URL <https://pdfs.semanticscholar.org/c70e/7f8fbc561520accda7eea2f9bbf254edb255.pdf>
- [14] Гущин, Методы ансамблирования обучающихся алгоритмов, 2015.  
URL <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/5/56/Guschin2015Stacking.pdf>
- [15] J. Ramos, Using tf-idf to determine word relevance in document queries, 2002.  
URL <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.121.1424rep=rep1type=pdf>
- [16] G. C. J. D. Tomas Mikolov, Kai Chen, Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, 2013.  
URL <https://arxiv.org/abs/1301.3781>
- [17] Y. L. Xiang Zhang, Junbo Zhao, Character-level convolutional networks for text classification, 2015.  
URL <https://ru.sharelatex.com/project/5adc83a9405d7136e106ebfa>
- [18] Stackexchange network.  
URL <https://github.com/Harrix/Math-Harrix-Library>