Автоматическое выделение терминов для тематического моделирования

Никитина Мария Александровна
nikitina.mariia@phystech.edu

Консультант: Потапова Полина Сергеевна
potapov.polina@gmail.com

Эксперт: Доктор ф-м наук, Воронцов Константин Вячеславович

3 мая 2023 г.

Аннотация

В данной статье рассматривается задача автоматического выделения терминов в коллекции документов. Новые научные термины появляются каждый день. Ручное извлечение терминов с привлечением узкоспециализированных специалистов является трудозатратным. Цель настоящей работы — обнаружение таких терминов в коллекциях документов в автоматическом режиме. Для решения данной задачи используется метод выделения коллокаций (TopMine) в сочетании с модульной технологией тематического моделирования (с использованием библиотеки BigARTM) и современные методы, основанные на нейросетевых моделях языка. Производится сравнение рассматриваемых решений.

Ключевые слова: тематическое моделирование · TopMine · BigARTM · Automatic Term Extraction

1 Введение

Поиск научных терминов в коллекции документов вручную практически невозможен из-за слишком больших объёмов работы. Для экономии ресурсов и времени предлагается рассмотреть задачу автоматического выделения терминов. К её решению можно подойти с разных сторон. Например, использовать сочетание метода выделения коллокаций с технологией математического моделирования [2]. *Коллокация* — слово или словосочетание, имеющее признаки синтаксически и семантически целостной единицы.

Тематическое моделирование — это технология обработки естественного языка, направленная на определение тем, к которым относится текстовый документ из коллекции, и какие слова каждую тему образуют. Иначе говоря, тематическая модель осуществляет *мягкую кластеризацию*, выбирая для документа кластеры-темы.

Вероятностная тематическая модель определяет вероятности тем в каждом документе и вероятности слов в каждой теме. Большим отличием такой модели от глубоких нейронных сетей типа BERT [1] или GPT-4 [3] является простота организации и свойство интерпретируемости в ущерб качеству предсказания вероятности появления слов в документе. Векторное представление тяжёлой нейросети всё ещё не удалось интерпретировать, в то время как тематический эмбеддинг — это вектор вероятностей тем.

Новизной данной статьи является сравнение этих двух подходов. В качестве нейросети использована предобученная модель BERT [6]. Для построения же тематической модели требуется подбор *регуляризаторов* — критериев, учитывающих специфические особенности данных или предметной области, от подбора которых значительно зависит качество определения основных тем документов. В данной работе используется модель *аддитивной регуляризации тематической модели, ARTM* [8]. Для построения тематической модели с аддитивной регуляризацией используется библиотека BigARTM [4] с открытым кодом.

Перед выполнением кластеризации необходимо выделить из коллекции документов ключевые слова и словосочетания и отбросить те, что не несут основной смысловой нагрузки. Поиск составных терминов является нетривиальной и трудоёмкой задачей. Для её решения используется метод поиска коллокаций TopMine, использующий информацию о частоте и совстречаемости слов в коллекции [9].

С учётом интерпретируемости и простоты тематическая модель является хорошей заменой нейросети. В работе сравниваются тематическая модель и сложная нейросетевая модель, анализируется их качество для рассматриваемой задачи.

2 Постановка задачи

Основная задача — построение модели ATE (Automatic Term Extraction — автоматическое выделение терминов) для автоматического выделения словосочетаний, являющихся терминами предметной области, в текстах научных статей. Предлагается использовать эффективные методы выделения коллокаций и тематические модели для определения «тематичности» словосочетания. Модель должна обучаться без учителя.

Для решения поставленной задачи применяются алгоритмы поиска коллокаций TopMine [2] с последующей фильтрацией по критерию тематичности, подбор гиперпараметров тематической модели и критерия тематичности.

Задача называется корректно поставленной по Адамару, если её решение существует, единственно и устойчиво. В общем случае построение тематической модели – некорректно поставленная задача по Адамару, поэтому её нужно дополнить регуляризаторами. В практических задачах автоматической обработки текстов существует очень много критериев и ограничений.

Пусть $p_{\omega d}$ – вероятность появления терма ω в документе d, $\varphi_{\omega t}$ – вероятность того, что терм ω относится к теме t, θ_{td} – вероятность встречи темы t в документе d. Тогда $P = (p_{\omega d})_{W \times D}$ – матрица частот термов в документах, $\Phi = (\varphi_{\omega t})_{W \times T}$ – матрица термов тем, $\Theta = (\theta_{td})_{T \times D}$ – матрица тем документов. W, D, T – множества всех термов, документов и тем соответственно.

Аддитивная регуляризация тематических моделей основана на максимизации логарифма правдоподобия и регуляризаторов $R_i(\Phi, \Theta)$ с неотрицательными коэффициентами регуляризации τ_i, $i = 1, ..., k$ [8]:

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{\omega d} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{\omega t} \theta_{td} + R(\Phi, \Theta) \to \max_{\Phi, \Theta}; \qquad R(\Phi, \Theta) = \sum_{i=1}^{k} \tau_i R_i(\Phi, \Theta); \tag{1}$$

при ограничениях неотрицательности и нормировки:

$$\sum_{w \in W} \varphi_{\omega t} = 1; \quad \varphi_{\omega t} \geqslant 0; \qquad \sum_{t \in T} \theta_{td} = 1; \quad \theta_{td} \geqslant 0. \tag{2}$$

Решается задача нахождения разложения $P = \Phi\Theta$ при достижении максимума. Для её решения применяется EM-алгоритм. Таким образом, основной проблемой построения тематической модели становится поиск регуляризаторов $R_i(\Phi, \Theta)$, подходящих под нашу задачу поиска терминов в коллекции документов.

3 Анализ свойств предложенного метода

Для решения задачи (1)-(2) используется EM-алгоритм.

Пусть $R_i(\Phi, \Theta)$ –непрерывно дифференцируемы. Точка локального экстремума задачи (1)-(2) удовлетворяет системе уравнений, если из решения удалить нулевые столбцы матриц Φ и Θ [8]:

$$p_{td\omega} = \underset{t \in T}{\text{norm}}(\varphi_{\omega t} \theta_{td}); \tag{3}$$

$$\varphi_{\omega t} = \underset{\omega \in W}{\text{norm}} \left(n_{\omega t} + \varphi_{\omega t} \frac{\partial R}{\partial \varphi_{\omega t}} \right); \qquad n_{\omega t} = \sum_{d \in D} n_{d\omega} p_{td\omega}; \tag{4}$$

$$\theta_{td} = \underset{t \in T}{\text{norm}} \left(n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right); \qquad n_{td} = \sum_{\omega \in d} n_{d\omega} p_{td\omega}, \tag{5}$$

где $p_{td\omega} = p(t|d, \omega)$,

$n_{td\omega}$ – число троек, в которых терм ω документа d связан с темой t,

$n_{\omega t} = \sum_d n_{td\omega}$ – число троек, в которых терм ω связан с темой t,

$n_{d\omega}$ – число вхождений терма ω в документ d,

$n_{td} = \sum_\omega n_{td\omega}$ – число троек, в которых терм документа d связан с темой t.

Оператор norm определяется так:

$$\underset{i\in I}{\text{norm}}(x_i) = \frac{(x_i)_+}{\sum\limits_{k\in I}(x_k)_+}, \quad \text{где } (x)_+ = \max\{0, x\}.$$

Обобщённый регуляризатор сглаживания-разреживания:

$$R(\Phi, \Theta) = \sum_{t\in T}\sum_{\omega\in W}\beta_{\omega t}\ln\varphi_{\omega t} + \sum_{d\in D}\sum_{t\in T}\alpha_{td}\ln\theta_{td} \tag{6}$$

Подставив этот регуляризатор в (4)-(5), получим для М-шага:

$$\varphi_{\omega t} = \underset{\omega\in W}{\text{norm}}(n_{\omega t} + \beta_{\omega t}) \tag{7}$$

$$\theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}(n_{td} + \alpha_{td}) \tag{8}$$

При положительных $\beta_{\omega t}, \alpha_{td}$ регуляризатор увеличивает правдоподобие и происходит сглаживание, при отрицательных – уменьшение правдоподобия и разреживание.

Декоррелирование тем:

$$R(\Phi) = -\frac{\tau}{2}\sum_{t\in T}\sum_{s\in T\setminus t}\sum_{\omega\in W}\varphi_{\omega t}\varphi_{\omega s} \tag{9}$$

Подставив этот регуляризатор в (4)-(5), получим для М-шага:

$$\theta_{td} = \underset{\omega\in W}{\text{norm}}(n_{\omega t} - \tau\varphi_{\omega t}\sum_{s\in T\setminus t}\varphi_{\omega s}) \tag{10}$$

Систему (3)-(5) можно решить методом простых итераций, чередуя Е-шаг (3) и М-шаг (4)-(5).

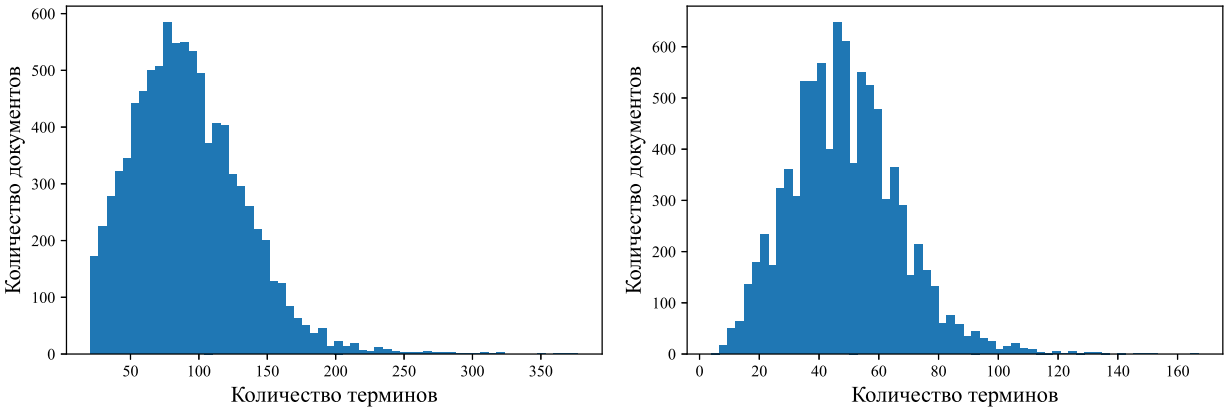
4 Вычислительный эксперимент

Для обучения модели используется открытый датасет ACL RD-TEC [7], в котором собраны статьи на английском языке с 1965 по 2006 год из области компьютерной лингвистики. Его описание представлено в Таблице 1. Для проведения эксперимента из него удаляются документы, содержащие менее 20 терминов, а также плохо читаемые документы, большая часть слов в которых была сильно искажена при создании датасета. В результате получается датасет из 9,095 статей. Распределение терминов по документам представлено на Рис. 1.

Документы представлены в текстовом формате и были получены путём считывания текста из pdf-файлов. Для проведения первого эксперимента из статей удаляются числа,

Таблица 1: Описание датасета ACL RD-TEC

Датасет	Год	Количество документов	Количество слов	Количество терминов
ACL RD-TEC	2014	10,922	36,729,513	82,000



(a) Все термины

(b) Термины, состоящие из одного слова

Рис. 1: Распределение терминов по документам

заголовки и ссылки на литературу, затем эксперимент разделяется на два направления: выделение терминов с помощью библиотеки BigARTM и поиск кандидатов в термины с помощью TopMine. Поиск терминов сначала осуществляется в предположении, что они состоят из одного слова.

4.1 BigARTM

Для использования BigARTM необходимо привести слова к нормальной форме. Так как датасет состоит из статей, написанных на английском языке, для этого используется *стемминг* — отбрасывание окончаний и других изменяемых частей слова. Также для улучшения результата из текста выбрасываются стоп-слова, например: «the», «a», «however». Затем полученные документы собираются в файл формата Vowpal Wabbit, который уже обрабатывается с помощью библиотеки BigARTM.

Для подбора подходящих гиперпараметров эксперимент запускается с различными комбинациями гиперпараметров *сглаживания*, *разреживания* и *декоррелирования*. Подробное их описание есть в [5]. Сглаживание применяется для фоновых тем, куда собираются слова, не имеющие определённой темы. Сами по себе они не несут никакой смысловой нагрузки. В эксперименте выбрано 2 фоновые темы. Разреживание применяется для предметных тем. В отличие от гиперпараметра сглаживания влияние разреживания рекомендуется увеличивать постепенно в процессе обучения модели. Декорреляция отвечает за степень различия между темами.

Результат работы алгоритма — матрица Ф, состоящая из вероятностей принадлежности некоторого терма к некоторой теме. Следует выделить из этих термов термины. В

большинстве случаев термин отличается от обычного слова или словосочетания тем, что имеет большую вероятность появления только в 1-2 темах. Таким образом выделяются все кандидаты в термины для коллекции документов.

4.2 TopMine

Вторая часть эксперимента — выделение коллокаций с помощью TopMine. Данный алгоритм выделяет термины, основываясь на частоте появления слов в документе. После обработки документов без чисел, заголовков и литературы получается список кандидатов в термины для каждого документа отдельно.

После пересечения списка терминов, полученных с помощью BigARTM, с коллокациями, выделенными алгоритмом TopMine, получается окончательный список терминов для каждого документа.

4.3 Нейросеть

В качестве нейронной сети используется предобученная модель BERT из библиотеки simpletransformers.ner, основанной на библитеке transformers [6]. Выбрана одна из самых часто используемых моделей: bert-base-cased. Нейронные сети типа BERT часто используются для экспериментов по выделению терминов из текста [2]. В обучающую выборку добавляется по одному документу каждого года, всего 34 статьи. Выборка невелика из-за особенностей модели. При большом объёме обучающих данных нужно много оперативной памяти, что является минусом нейросети. Однако она хорошо обучается и на маленькой выборке. На остальных файлах датасета проводится тест.

4.4 Анализ ошибки

Для анализа ошибки используются Precision – точность, Recall – полнота, а также F1 – их среднее гармоническое:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}; \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}; \tag{11}$$

$$\text{F1} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}, \tag{12}$$

где TP – истинно-положительное решение, FP – ложноположительное решение, FN – ложноотрицательное решение.

В Таблице 2 представлены некоторые результаты (от худшего к лучшему), полученные без выделения фоновых тем. В Таблице 3 представлены результаты, полученные с выделением 2 фоновых тем.

Кол-во тем – количество тем, на которые разбиваются слова в датасете. Во второй таблице количество тем везде равно 150. Их меньше, чем в первой, из-за выделения фоновых тем. Это удобно, так как размер выходной матрицы вероятностей Ф сильно уменьшается.

Таблица 2: Результаты работы алгоритма для нахождения терминов, состоящих из одного слова, без выделения фоновых тем

N	Кол-во тем	τ_{dec}	τ_{Φ}	τ_{Θ}	Порог	Кол-во тем для термина	Precision	Recall	F1
1	200	0.025	0.025	0.025	1.00E-04	1 — 2	0.023	0.031	0.026
2	200	0.025	0.025	0.025	5.00E-04	1 — 4	0.058	0.176	0.087
3	200	0.025	0.025	0.025	7.00E-04	1 — 5	0.078	0.270	0.121
4	200	0.025	0.025	0.025	1.00E-03	1 — 6	0.098	0.354	0.154
5	200	0.025	0.025	-0.25	1.00E-03	1 — 6	0.091	0.332	0.142
6	200	0.025	0.100	0.025	5.00E-04	1 — 4	0.104	0.345	0.160
7	**200**	**0.025**	**0.100**	**0.025**	**1.00E-03**	**1 — 6**	**0.156**	**0.432**	**0.229**
8	200	0.025	0.100	0.100	1.00E-03	1 — 6	0.155	0.432	0.228

Таблица 3: Результаты работы алгоритма для нахождения терминов, состоящих из одного слова, с выделением фоновых тем

N	τ_{dec}	τ_{Φ}	τ_{Φ} (фон)	τ_{Θ}	τ_{Θ} (фон)	Порог	Кол-во тем для термина	Precision	Recall	F1
1	0.1	-0.1	0.1	0.1	-0.1	0.01	1 — 4	0.204	0.358	0.260
2	0.1	-0.1	0.1	0.1	-0.1	0.3	1 — 2	0.553	0.096	0.164
3	0.1	-0.1	0.2	0.1	-0.1	0.05	1 — 4	0.458	0.213	0.290
4	0.01	-0.1	0.1	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.395	0.255	0.310
5	0.01	-0.1	0.2	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.407	0.263	0.319
6	0.01	-0.1	0.05	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.389	0.240	0.297
7	0.01	-0.2	0.1	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.363	0.266	0.307
8	0.01	-0.2	0.2	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.365	0.268	0.309
9	0.01	-0.2	0.05	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.369	0.270	0.312
10	0.01	-0.05	0.1	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.415	0.243	0.306
11	0.01	-0.05	0.2	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.417	0.254	0.316
12	0.01	-0.05	0.05	-0.1	0.2	0.03	1 — 2	0.394	0.230	0.291
13	**0.01**	**-0.1**	**0.2**	**-0.1**	**0.2**	**0.03**	**1 — 4**	**0.413**	**0.286**	**0.338**
14	**0.01**	**-0.1**	**0.2**	**-0.1**	**0.1**	**0.03**	**1 — 4**	**0.413**	**0.286**	**0.338**
15	**0.01**	**-0.1**	**0.2**	**-0.2**	**0.1**	**0.03**	**1 — 4**	**0.426**	**0.281**	**0.338**
16	**0.01**	**-0.1**	**0.2**	**-0.2**	**0.2**	**0.03**	**1 — 4**	**0.424**	**0.281**	**0.338**
17	**0.01**	**-0.1**	**0.2**	**-0.1**	**0.05**	**0.03**	**1 — 4**	**0.424**	**0.281**	**0.338**
18	0.01	-0.1	0.2	-0.05	0.1	0.03	1 — 4	0.402	0.276	0.327
19	0.01	-0.1	0.2	-0.05	0.2	0.03	1 — 4	0.400	0.276	0.327
20	0.01	-0.1	0.2	-0.05	0.05	0.03	1 — 4	0.402	0.276	0.327
21	0.1	-0.1	0.1	-0.1	0.1	0.03	1 — 4	0.498	0.229	0.313

τ_{dec} – значение коэффициента декорреляции. В случае выделения фоновых тем он задаётся отдельно для предметных и отдельно для фоновых тем.

τ_Φ – значение коэффициента сглаживания-разреживания матрицы Φ. Во второй таблице представлено его значение для предметных и фоновых тем отдельно.

τ_Θ – значение коэффициента сглаживания-разреживания матрицы Θ. Во второй таблице представлено его значение для предметных и фоновых тем отдельно.

Порог – пороговое значение вероятности для отбора кандидатов в термины.

Кол-во тем для термина – разрешённое количество тем, для которых термин имеет большую вероятность. Заметно, что при наличии выделения фоновых тем для лучшего результата требуется меньшее значение этого параметра.

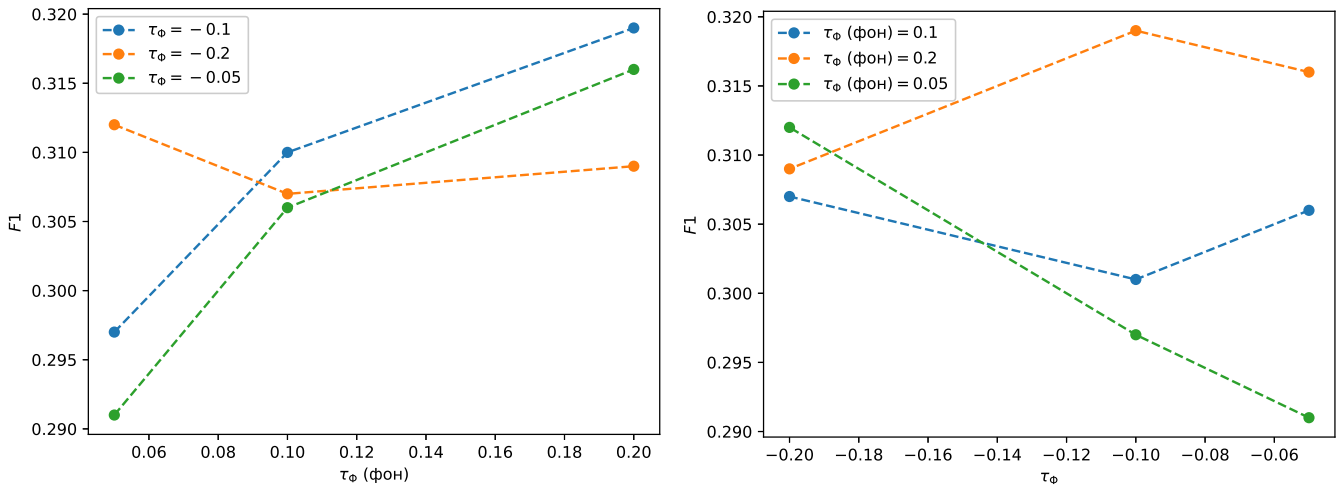
Лучший результат, полученый при вариации гиперпараметров: F1= 0.338. Отметим отдельно результат работы алгоритма TopMine без использования модульного тематического моделирования – Таблица 4. Параметр F1 в 3 раза меньше, чем у лучшего результата объединения двух алгоритмов.

Также в Таблице 4 представлен результат работы нейросети BERT.

Таблица 4: Сравнение методов

	Precision	Recall	F1
TopMine	0.063	0.946	0.117
Вероятностная модель	0.426	0.281	0.338
BERT	0.636	0.732	0.681

Пример зависимости значения метрики F1 от значения гиперпараметров приведён на Рис. 2.



(a) Зависимость F1 от τ_Φ (фон)

(b) Зависимость F1 от τ_Φ

Рис. 2: Зависимость F1 от τ_Φ (фон) и τ_Φ при $\tau_\Theta = -0.1$, τ_Θ (фон) $= 0.2$

5 Заключение

Нейросеть показала лучший результат из всех моделей, но её большим недостатком является большое потребление оперативной памяти и памяти графического процессора, а также неинтерпретируемость. Вероятностная модель имеет результат хуже, однако результат её работы можно легко интерпретировать, так как для каждого терма это вектор вероятностей принадлежность к темам.

Список литературы

[1] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, 2018.

[2] Ahmed El-Kishky, Yanglei Song, Chi Wang, Clare R. Voss, and Jiawei Han. Scalable topical phrase mining from text corpora. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 8(3):305–316, November 2014.

[3] OpenAI. Gpt-4 technical report, 2023.

[4] Konstantin Vorontsov, Oleksandr Frei, Murat Apishev, Peter Romov, and Marina Dudarenko. BigARTM: Open source library for regularized multimodal topic modeling of large collections. In *Communications in Computer and Information Science*, pages 370–381. Springer International Publishing, 2015.

[5] Konstantin Vorontsov and Anna Potapenko. Tutorial on probabilistic topic modeling: Additive regularization for stochastic matrix factorization. In *Communications in Computer and Information Science*, pages 29–46. Springer International Publishing, 2014.

[6] Thomas Wolf, Lysandre Debut, Victor Sanh, Julien Chaumond, Clement Delangue, Anthony Moi, Pierric Cistac, Tim Rault, Rémi Louf, Morgan Funtowicz, Joe Davison, Sam Shleifer, Patrick von Platen, Clara Ma, Yacine Jernite, Julien Plu, Canwen Xu, Teven Le Scao, Sylvain Gugger, Mariama Drame, Quentin Lhoest, and Alexander M. Rush. Transformers: State-of-the-art natural language processing. In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations*, pages 38–45, Online, October 2020. Association for Computational Linguistics.

[7] Behrang Q. Zadeh and Siegfried Handschuh. The ACL RD-TEC: A dataset for benchmarking terminology extraction and classification in computational linguistics. In *Proceedings of the 4th International Workshop on Computational Terminology (Computerm)*. Association for Computational Linguistics and Dublin City University, 2014.

[8] Воронцов К.В. Вероятностное тематическое моделирование: теория, модели, алгоритмы и проект bigartm. 2020.

[9] Николай Шаталов. Методы обучения без учителя для автоматического выделения составных терминов в текстовых коллекциях. 2019.