Кроссязычный поиск дубликатов

 $E.\,B.\,\, Tищенко^1,\,\, K.\,B.\,\, Воронцов^2,\,\, \Pi.\,\, C.\,\,\, Потапова^3$

В данной статье рассматривается задача кроссязычного поиска текстового плагиата. Современные методы векторизации документов и поиска совпадений преимущественно основываются на одном языке, что приводит к проблеме возникновения однообразных мультиязыковых коллекций документов.

Целью работы является получение модели, выделяющей информацию о распределении слов в тексте независимо от их языковой принадлежности, при этом ограниченной по размеру и времени обучения для ее практического использования.

1 Введение

Задача поиска и распознавания плагиата является особенно важной в эпоху информационных технологий. Невозможно проверить все документы общей тематики на плагиат в силу размеров глобальной сети. Задача становится особенно трудной, так как возникает множество документов, являющихся переводом исходных работ. Согласно исследованиям Donald L. McCabe, [1] 36% студентов американских университетов перефразировали или копировали информацию из всемирной паутины без ссылки на источник.

Современные методы векторизации документов для поиска плагиата [2,3] преимущественно ограничиваются одним языком. В таком случае возникает проблема создания единообразной системы получения векторных эмбедингов мультиязыковой коллекции документов. Для возможности применения модели за пределами научных экспериментов ставятся технические ограничения ресурсами сервера, а именно на размер модели, временную сложность обучения.

Объектом исследования являются мультиязыковые тематические модели, алгоритмы поиска документов в текстовой коллекции по словам и документам, способы векторного представления слов и документов запроса и коллекции, применяемые для поиска дубликатов независимо от языковой принадлежности.

Тематическая модель коллекции текстовых документов определяет, к каким темам относится каждый документ и какие слова или термины образуют каждую тему. Вероятностная тематическая модель описывает каждую тему дискретным распределением вероятностей слов, а каждый документ — дискретным распределением вероятностей тем. Тематическая модель преобразует любой текст в вектор вероятностей тем.

Для решения задачи была построена мультимодальная тематическая модель. Такая тематическая модель описывает документы, содержащие метаданные наряду с основым текстом. Метаданные позволяют более точно определять тематику документа. В качестве модальностей использовались 100 языков, а также научные рубрики. Использование языков в качестве модальностей позволяет получить векторное представление текста, независимое от оригинального языка текста, что позволяет решать проблему поиска плагиата без ограничения на язык статьи. Во время предобработки текста используется ВРЕ токенизация — итеративная замена наиболее встречаемой пары символов на символ, который не встречается в слове. Это позволяет существенно уменьшить объем изначального словаря для практического применения модели.

Целью эксперимента является построение модели, исследование влияния регуляризации и предобработки текстовых данных на качество поиска, подбор разнообразных функций для сравнения тематических расстояних векторов а также поиск эвристик для улучшения точности предсказаний модели. В качестве обучающих данных используются статьи

Е. В. Тищенко и др.

зт с сайта Wikipedia, а также выборка научных статей из научной электронной библиотеки зв eLIBRARY.ru.

₉ 2 Постановка задачи

Пусть D — некоторая коллекция документов, T — множество тем документов. Кандидатом на дубликат для документа $d \in D$ обозначим такой элемент коллекции f(d), что

$$f(d) = \underset{d' \in D \setminus \{d\}}{\arg\min} \, distance(m(d), m(d'))$$

В качестве функции distance может быть использована произвольная метрика векторного пространства. Функция m(d)— модель, осуществляющая преобразование документа в векторное пространство. Качество модели поиска дубликатов измеряется на тестовой выборке при помощи двух метрик сопоставления документов:

- 1. Средняя частота, с которой документ-запрос попадает в топ 10%. Для документа в тестовой выборке уже известно, какие документы являются переводом исходного. Рассматривается доля тех документов, для которых среди 10% отранжированных кандидатов на дубликат встречаются их переводы.
- 2. Средний процент документов в топ 10% документов-переводов, которые имеют такую же рубрику, что у документа-запроса. Аналогично предыдущей метрике, однако рассматриваются не все документы в коллекции, а лишь определенной рубрики.

Требуется построить тематическую модель, позволяющую получить векторное представление документов, при этом ошибка по метрикам качества должна превосходить 0.9 и 0.3 соответственно.

Тематическая модель [?] по коллекции документов строит вероятностное распределение p(w|t) термов w — слов, словосочетаний и терминов в темах $t \in T$. Согласно гипотезе об условной независимости, а также формуле полной вероятности, распределение термов w в документе d является вероятностной смесью распределений термов в темах $\varphi_{wt} = p(w|t)$ с весами $\theta_{td} = p(t|d)$

$$p(w|d) = \sum_{t \in T} p(w|t, d)p(t|d) = \sum_{t \in T} p(w|t)p(t|d) = \sum_{t \in T} \varphi_{wt}\theta_{td}$$

Данное выражение можно перемисать в матричном виде. Матрица частот термов в документах $F \approx \Phi\Theta$. Так как число тем, как правило, намного больше, чем число документов, то требуется найти такое разложение, ранг которого не превосходит |T|.

₇ Литература

44

45

47

48

49

50

51

52

65

- ⁵⁸ [1] Donald L. McCabe Cheating among college and university students: A North American perspective// International Journal for Educational Integrity, 2005
- [2] Zdenek Ceska, Michal Toman, and Karel Jezek Multilingual Plagiarism Detection// Artificial
 Intelligence: Methodology, Systems and Applications, 2008
- Duygu Ataman, Jose G. C. de Souza, Marco Turchi, Matteo Negri Cross-lingual Semantic Similarity
 Measurement Using Quality Estimation Features and Compositional Bilingual Word Embeddings//
- 64 [4] Воронцов К. В. Обзор вероятностных тематических моделей.//

Поступила в редакцию