

Содержание

| | |
|--|-----------|
| Введение | 6 |
| 1 Без названия | 7 |
| 1.1 Используемые данные | 7 |
| 1.1.1 Электронные письма Хиллари Клинтон | 7 |
| 1.1.2 Электронные письма корпорации Enron | 7 |
| 1.2 Исследования, проведенные над наборами данных | 9 |
| 2 Обзор используемых технологий | 10 |
| 2.1 Тематическое моделирование | 10 |
| 2.2 Латентное размещение Дирихле | 10 |
| 2.2.1 Определение модели | 11 |
| 2.2.2 Поиск слов, репрезентативных по отношению теме | 11 |
| 2.2.3 Принятые предположения | 11 |
| 2.2.4 Алгоритм | 12 |
| 2.3 BERTopic | 13 |
| 3 Предобработка данных | 18 |
| 3.1 Предобработка электронных писем Хиллари Клинтон | 18 |
| 3.2 Предобработка электронных писем корпорации Enron | 20 |
| 3.2.1 Выделение метаданных из сырого текста писем | 20 |
| 3.2.2 Выделение содержания писем | 21 |
| 4 Предварительный анализ электронных писем | 23 |
| 4.1 Анализ электронных писем Хиллари Клинтон | 23 |
| 4.1.1 Количества слов | 23 |
| 4.1.2 Время отправки писем | 24 |
| 4.2 Анализ электронных писем корпорации Enron | 25 |
| 4.2.1 Длины писем | 25 |
| 4.2.2 Время отправки писем | 25 |
| 4.2.3 Частотность слов | 26 |
| 4.2.4 Отправители и получатели писем | 28 |
| 5 Исследование данных | 30 |
| 5.1 Переназвать | 30 |
| 5.2 Кластеризация слов из электронных писем | 33 |
| Заключение | 36 |
| Литература | 38 |

РЕФЕРАТ

Дипломная работа, 33 с., 23 рис., 12 источников.

Ключевые слова: ОБРАБОТКА ТЕКСТОВ, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, ЛАТЕНТНОЕ РАЗМЕЩЕНИЕ ДИРИХЛЕ, МЕТОДЫ ПОНИЖЕНИЯ РАЗМЕРНОСТИ, ВЕКТОРНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ТЕКСТОВ, СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ, МЕТОДЫ КЛАСТЕРИЗАЦИИ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ.

Объект исследования — наборы данных деловых электронных переписок.

Цель работы — анализ деловых электронных переписок методами машинного обучения.

Методы исследования — латентное размещение Дирихле, методы кластеризации, методы обработки текстов, методы понижения размерности, методы получения векторных представлений.

Работа посвящена исследованию и анализу деловых электронных переписок, в частности, переписок Хиллари Клинтон и переписок сотрудников корпорации Enron. В результате работы был произведен статистический анализ электронных переписок. Были обнаружены закономерности в исходных данных. Также была разработана кластеризация содержаний электронных писем, в результате которой получились интерпретируемые результаты, что показало эффективность разработанных методов.

РЭФЕРАТ

Дыпломная праца, 33 с., 23 рыс., 12 крыніц.

Ключавыя словы: АПРАЦОЎКА ТЭКСТАЎ, МАШЫННАЕ НАВУЧАННЕ, ЛАТЭНТНАЕ РАЗМЯШЧЭННЕ ДЫРЫХЛЕ, МЕТАДЫ ЗНІЖЭННЯ ПАМЕРНАСЦІ, ВЕКТАРНАЕ ПРАДСТАЎЛЕННЕ ТЭКСТАЎ, СТАТЫСТЫЧНЫ АНАЛІЗ, МЕТАДЫ КЛАСТАРЫЗАЦЫІ, НЕЙРОНАВЫЯ СЕТКІ.

Аб'ект даследавання — наборы дадзеных дзелавых электронных перапісак.

Мэта работы — аналіз дзелавых электронных перапісак метадамі машыннага навучання.

Метады даследавання — латэнтнае размяшчэнне Дырыхле, метады кластарызацыі, метады апрацоўкі тэкстаў, метады зніжэння памернасці, метады атрымання вектарных уяўленняў.

Праца прысвечана даследаванню і аналізу дзелавых электронных перапісак, у прыватнасці, перапісак Хілары Клінтан і перапісак супрацоўнікаў карпарацыі Enron. У выніку працы быў выраблены статыстычны аналіз электронных перапісак. Былі выяўлены заканамернасці ў зыходных дадзеных. Таксама была распрацавана кластарызацыя зместаў электронных перапісак, у выніку якой атрымаліся інтэрпрэтаваныя вынікі, што паказала эфектыўнасць распрацаваных метадаў.

ABSTRACT

Diploma thesis, 33 p., 18 fig., 12 sources.

Keywords: TEXT PROCESSING, MACHINE LEARNING, LATENT DIRICHLET ALLOCATION, DIMENSION REDUCTION METHODS, TEXT EMBEDDINGS, STATISTICAL ANALYSIS, CLUSTERIZATION METHODS, NEURAL NETWORKS.

The object of research is business e-mail datasets.

Objective: analysis of business e-mails using machine learning methods.

Research methods — latent Dirichlet allocation, clustering methods, text processing methods, dimension reduction methods, methods for obtaining text embeddings.

The work is devoted to the research and analysis of business e-mails, in particular, the e-mails of Hillary Clinton and the e-mails of employees of the Enron corporation. As a result of the work, a statistical analysis of emails was carried out. Patterns were found in the original data. Also, the clustering of the contents of e-mails was developed, as a result of which interpretable results were obtained, which showed the effectiveness of the developed methods.

Введение

С ростом доступности электронных документов и быстрым ростом всемирной паутины задача автоматической категоризации документов стала ключевым способом классификации и группирования информации и знаний любого рода. Для правильной классификации электронных документов, онлайн-новостей, блогов, электронной почты и электронных библиотек необходимы интеллектуальный анализ текста (англ. *Text Mining*), машинное обучение (англ. *Machine Learning*) и методы обработки текстов на естественном языке (англ. *Natural Language Processing, NLP*).

Современные системы обработки текстов на естественном языке могут анализировать неограниченные объемы текстовых данных. Они могут понимать суть сложных контекстов, расшифровывать двусмысленности языка, извлекать ключевые факты и взаимосвязи. Учитывая огромное количество неструктурированных данных, которые создаются каждый день, от электронных медицинских карт до сообщений в социальных сетях, обработка текстов на естественных языках стала критически важной для эффективного анализа текстовых данных.

В данной работе планируется провести анализ деловых электронных переписок с помощью методов машинного обучения. В частности, планируется произвести тематическое моделирование и кластеризацию содержания электронных писем с использованием методов машинного обучения, таких как латентное размещение Дирихле, метод k -средних и основанная на плотности пространственная иерархическая кластеризация для приложений с шумами.

Глава 1

Без названия

1.1 Используемые данные

1.1.1 Электронные письма Хиллари Клинтон

В 2015 году Хиллари Клинтон (американский политик, государственный секретарь США в 2009-2013 гг., кандидат в президенты США в 2016 г.) была вовлечена в большое количество споров по поводу использования личных учетных записей электронной почты на негосударственных серверах во время ее пребывания на посту государственного секретаря США. Некоторые политические эксперты утверждают, что использование Клинтон личных учетных записей электронной почты для ведения дел госсекретаря является нарушением протоколов и федеральных законов, обеспечивающих надлежащий учет деятельности правительства.

Был подан ряд исков о свободе информации из-за того, что Государственный департамент США не опубликовал полностью электронные письма, отправленные и полученные на личные аккаунты Клинтон. На сегодняшний день Государственным департаментом США опубликовано почти 7000 страниц отредактированных электронных писем Клинтон.

Документы были опубликованы в формате PDF. Платформа *Kaggle* очистила и нормализовала выпущенные документы и разместила их для публичного анализа. Мы будем основываться именно на датасете, опубликованном *Kaggle*.

1.1.2 Электронные письма корпорации Enron

Enron являлась государственной корпорацией штата Орегон со штаб-квартирой в городе Хьюстон. До объявления о банкротстве в декабре 2001 года Enron была седьмой по величине корпорацией в США. В феврале 2002 года Федеральная комиссия по регулированию в области энергетики (Federal Energy Regulatory Commission, FERC) начала всестороннее расследование торговой деятельности Enron на рынках электроэнергии Калифорнии. Согласно FERC, Enron получила некоторую информацию о рынке, недоступную для ее конкурентов. Прибыль Enron превысила 500 миллионов долларов в 2000 и 2001 годах. Расследование привело к выводу, что многие торговые стратегии, используемые Enron, нарушают рыночные отношения, утвержденные Федеральной комиссией для Калифорнии. С июня 2002 года Министерство юстиции США возбудило уголовные дела против 30 человек, включая Джеффри Скиллинга, бывшего президента и генерального директора Enron, а также других руководителей высшего звена. Обвинения включали сговор,

мошенничество с ценными бумагами и инсайдерскую торговлю.

Исходный набор данных Enron был обнародован и размещен в Интернете Федеральной комиссией во время расследования энергетического кризиса в Западной Европе 2000-2001 годов. Позднее набор данных был приобретен Лесли Кельблинг из Массачусетского технологического института, где было выявлено несколько проблем с целостностью данных. Вскоре после этого группа исследователей из SRI International, некоммерческой корпорации, основанной Стэнфордским университетом, во главе с Мелиндой Гарвасио провела серьезную очистку и удаление вложений и отправила ее профессору Уильяму Коэну из Университета Карнеги-Меллона, который сделал публикацию на своей веб-странице. В документе с анализом базы данных Enron, представленном на конференции 2004 года, делается вывод о том, что набор данных Enron «подходит для оценки методов классификации электронной почты».

Используемый набор данных состоит из архивных электронных писем сотрудников Enron, в основном руководителей высшего звена и трейдеров, из которых были удалены вложения. Также некоторые из писем были удалены по требованию сотрудников корпорации. Общее количество писем – более полумиллиона.

1.2 Исследования, проведенные над наборами данных

По крайней мере два исследования, касающихся классификации текстов, были выполнены на наборе данных Enron. Один из них — автоматическая категоризация электронной почты по папкам, выполняемая факультетом компьютерных наук Массачусетского университета [1]. Другой связан с анализом социальных сетей. Используя корпус Enron и судебные документы, выпущенные судом США по делам о банкротстве, Джитеш Шетти и Джафар Адиби извлекли из электронной почты социальную сеть, состоящую из 151 сотрудника, соединив людей, которые обменивались электронными письмами [2].

Кроме того, команда Legal Track конференции по извлечению текстов («Text Retrieval Conference Legal Track») фокусировалась на методах крупномасштабного поиска текста. Команда ученых изучала следующие методы поиска: булевы, нечеткие модели поиска, вероятностные (байесовские) модели, статистические методы, подходы машинного обучения, инструменты категоризации и анализ социальных сетей. Исследователи TREC Legal Track пришли к выводу, что «всего от 22 до 57 процентов релевантных документов могут быть извлечены с помощью различных альтернативных методов поиска».

В статье Шетти и Адиби набор данных Enron использовался для классификации электронной почты на основе моделирования энтропии графа. Энтропия пыталась выбрать наиболее интересные вершины в графе, вершины которого представляют электронные письма, а ребра — сообщения между пользователями [3].

Глава 2

Обзор используемых технологий

2.1 Тематическое моделирование

Тематическое моделирование — это метод классификации документов, аналогичный кластеризации по числовым данным, который находит некоторые естественные группы элементов (темы), даже в случаях, когда пользователь не имеет конкретной цели касательно нахождения определенных тем.

Документ может быть частью нескольких тем, как в нечеткой (мягкой) кластеризации, в которой каждый элемент данных принадлежит более чем одному кластеру.

Тематическое моделирование предоставляет методы для автоматической организации, понимания, поиска и обобщения больших электронных архивов. Это может помочь в следующих случаях:

- обнаружение скрытых (неочевидных) тем в корпусе (т.е. общем наборе слов) данных,
- классификация документов по обнаруженным темам,
- использование классификации для, собственно, организации, обобщения либо поиска интересующих документов.

Например, предположим, что документ относится к темам *еда*, *собаки* и *здоровье*. Таким образом, если пользователь запрашивает «корм для собак», вышеупомянутый документ может определиться как релевантный, поскольку, помимо других тем, он охватывает и эти темы. Другими словами, его релевантность по отношению к запросу может быть выяснена даже без просмотра всего документа, а только на основании уже известных тем.

Получается, аннотируя документ на основе тем, предсказанных методом моделирования, становится возможно оптимизировать выполняемый процесс поиска.

2.2 Латентное размещение Дирихле

Латентное размещение Дирихле (*Latent Dirichlet Allocation, LDA*) — один из самых популярных методов тематического моделирования. Каждый документ состоит из разных слов, и к каждой теме также относятся разные слова. Цель *LDA* — найти темы, к которым принадлежит документ, на основе содержащихся в нем слов [6].

2.2.1 Определение модели

Допустим, имеется несколько документов, каждый из которых содержит присутствующие в нем слова, отсортированные по частоте встречаемости. Целью метода является определение соответствий между словами и темами. Это можно отобразить, например, с помощью таблицы ниже. Каждая строка в таблице представляет отдельную тему, а каждый столбец — отдельное слово в корпусе. Каждая ячейка содержит вероятность того, что слово (столбец) принадлежит теме (строке).

| | <i>слово₁</i> | <i>слово₂</i> | <i>слово₃</i> | <i>слово₄</i> | ... |
|-------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|-----|
| <i>тема₁</i> | 0.01 | 0.23 | 0.19 | 0.03 | |
| <i>тема₂</i> | 0.21 | 0.07 | 0.48 | 0.02 | |
| <i>тема₃</i> | 0.53 | 0.01 | 0.17 | 0.04 | |
| ... | | | | | |

Таблица 2.1 — Пример представления модели латентного размещения Дирихле

2.2.2 Поиск слов, репрезентативных по отношению теме

Чтобы описать, какие слова описывают тему, можно поступить одним из следующих способов.

- Сортировка слов в зависимости от их вероятностей.

Из каждой темы выбирается какое-то количество лучших слов для представления темы. Этот шаг не всегда может быть необходим, потому что, если корпус небольшой, можно хранить все слова, отсортированные по их вероятностям.

- Установление *порога* вероятностей.

Все слова в теме, получившие вероятность выше порогового значения, могут быть использованы как ее представители (в порядке сортировки).

2.2.3 Принятые предположения

- Каждый документ — это просто набор слов. Порядок слов и грамматическая роль слов (субъект, объект, глаголы и т.д.) в модели не учитываются.
- Такие слова, которыми, к примеру, в английском языке, являются *am*, *is*, *are*, *of*, *a*, *the*, *but* и др. не несут никакой информации о темах и поэтому могут быть удалены из документов на этапе предварительной

обработки. Фактически, мы можем удалить слова, которые встречаются как минимум в 80 — 90% документов, не теряя при этом в итоговом результате.

Например, если наш корпус содержит только медицинские документы, такие слова, как *человек*, *тело*, *здоровье* могут присутствовать в большинстве документов и, следовательно, могут быть удалены, поскольку они не добавляют никакой конкретной информации, которая описывала бы документ.

- Заранее известно, на какое количество тем будет происходить распределение слов.
- На каждом шаге алгоритма, при рассмотрении текущего слова, распределения всех предыдущих слов на темы верны, а обновление новым словом происходит с использованием уже имеющейся текущей модели.

2.2.4 Алгоритм

- Взять каждый документ и случайным образом определить каждому слову в документе одну из k тем (напомним, что k выбирается заранее).
- Для каждого документа d взять каждое слово w и вычислить:
 1. $p(\text{тема } t \mid \text{документ } d)$ — долю слов в документе d , которые относятся к теме t . С помощью этого значения производится попытка определить, сколько слов принадлежит теме t для данного документа d , исключая текущее слово w . Чем больше слов из d принадлежит t , тем более вероятно, что слово w принадлежит t .
 2. $p(\text{слово } w \mid \text{тема } t)$ — долю распределений темы t по всем документам, которые содержат слово w . С помощью этого значения производится попытка определить, сколько документов относятся к теме t , опираясь на слово w .

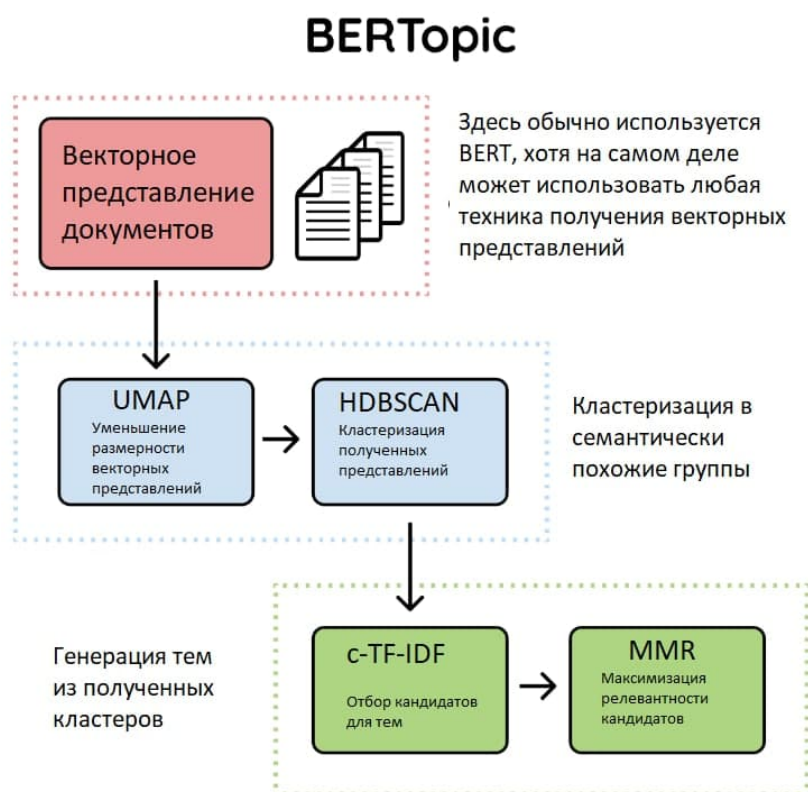
LDA представляет документы как неупорядоченный набор тем. Точно так же тема — это неупорядоченный слов. Если слово имеет высокую вероятность отношения к теме, все документы, содержащие w , также будут более прочно связаны с t . Точно так же, если w относится к t с небольшой вероятностью, документы, содержащие w , будут иметь очень низкую вероятность отношения к t , потому что остальные слова в d будут принадлежать какой-то другой теме и, следовательно, d будет иметь более высокую вероятность по отношению к той теме. Таким образом, даже если w будет добавлено к t , оно не принесет много похожих документов к t .

- Обновить вероятность принадлежности слова w теме t следующим образом:

$$p(w \in t) = p(\text{тема } t \mid \text{документ } d) \cdot p(\text{слово } w \mid \text{тема } t)$$

2.3 BERTopic

BERTopic – это метод моделирования тем, который использует трансформеры и c-TF-IDF для создания плотных кластеров, позволяющих легко интерпретировать темы, сохраняя при этом важные слова в описаниях тем [4].



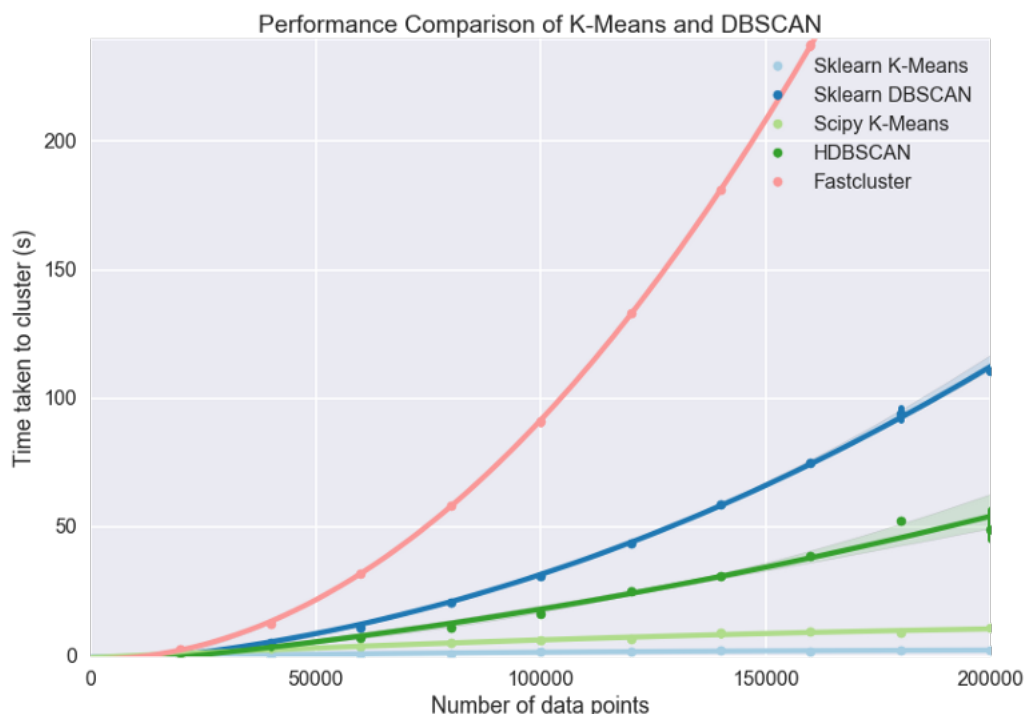
Первый шаг, который нам нужно сделать – это преобразовать документы в числовые данные. Для этой цели мы используем BERT, поскольку он извлекает различные векторные представления слов в зависимости от контекста. Это одна из лучших моделей в настоящее время для многих задач, связанных с текстом. BERT получил награду за лучшую работу на ежегодной конференции североамериканского отделения компьютерной лингвистики 2019 года [5] [7].

Мы хотим убедиться, что документы с похожим смыслом сгруппированы вместе, чтобы мы могли найти темы в этих кластерах. Перед этим нам сначала нужно снизить размерность векторных представлений слов, поскольку многие алгоритмы кластеризации плохо справляются с высокой размерностью. UMAP – это один из немногих алгоритмов уменьшения размерности,

он является наиболее эффективным, поскольку он сохраняет значительную часть многомерной локальной структуры в более низкой размерности.

После уменьшения размерности встраиваемых документов мы можем кластеризовать документы с помощью HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise). HDBSCAN основан на алгоритме DBSCAN и, как и другие алгоритмы кластеризации, используется для группировки данных [8].

Помимо того, что он обычно показывает лучшее качество, он также быстрее, чем обычный DBSCAN. Ниже приведен график нескольких алгоритмов кластеризации. При отметке в 200 000 объектов DBSCAN занимает примерно вдвое больше времени, чем HDBSCAN. Стоит отметить, что по мере увеличения количества объектов разница в производительности будет и дальше увеличиться в пользу HDBSCAN:



HDBSCAN алгоритм кластеризации, который довольно хорошо работает с UMAP, поскольку UMAP поддерживает большую локальную структуру даже в пространстве меньшей размерности. Более того, HDBSCAN не переносит отдельные точки в кластеры, поскольку считает их выбросами.

Теперь мы сгруппировали похожие документы вместе, которые должны представлять темы, из которых они состоят. Что мы хотим узнать из созданных нами кластеров – это то, что отличает один кластер по своему содержанию от другого. Как мы можем извлечь темы из сгруппированных документов? Чтобы решить эту проблему, используется классовый вариант TF-IDF (с-TF-IDF), который позволил бы извлечь то, что делает каждый набор документов уникальным по сравнению с другим. Интуиция, лежащая в основе метода, заключается в следующем: когда мы применяем TF-IDF как обычно к набору документов, мы сравниваем важность слов среди всех документов,

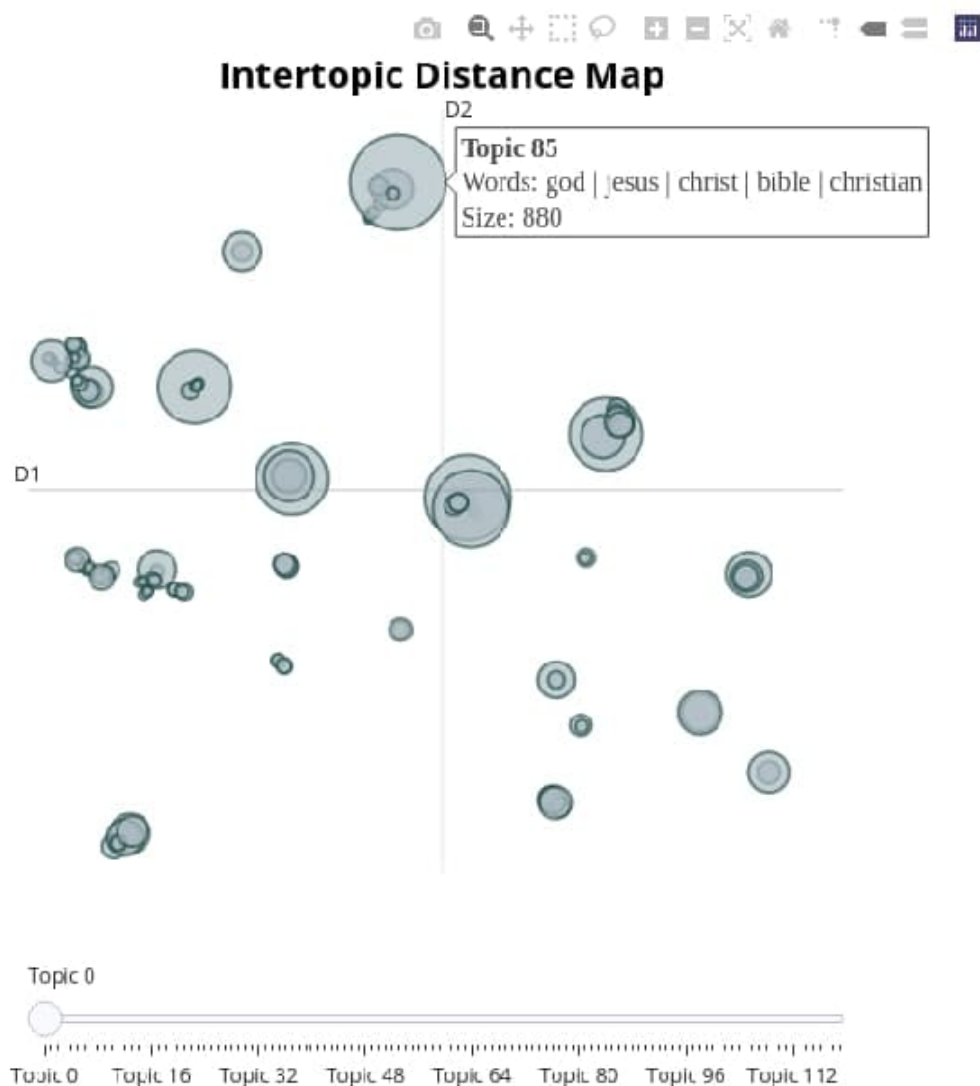
а в классовой версии теперь у нас есть одно значение важности для каждого слова в кластере, которое можно использовать для создания темы. Если мы возьмем несколько самых важных слов в каждом кластере, то получим хорошее представление о кластере и, следовательно, теме.

Чтобы создать эту оценку классовой TF-IDF, сначала нужно создать один документ для каждого кластера документов. Затем мы применяем TF-IDF на основе классов:

$$\text{c-TF-IDF}_i = \frac{t_i}{w_i} \cdot \log \frac{m}{\sum_j t_j}$$

Где частота каждого слова t извлекается для каждого класса i и делится на общее количество слов w в классе. Это действие можно рассматривать как форму регуляризации частых слов в классе. Затем общее количество документов m делится на общую частоту слова t по всем n классам.

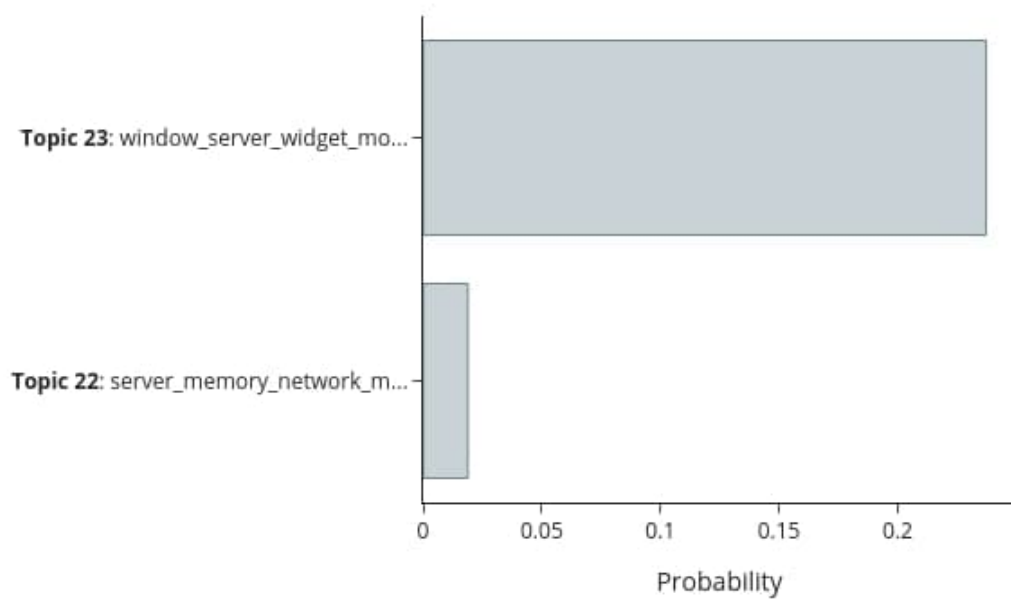
Теперь у нас есть одно значение важности для каждого слова в кластере, которое можно использовать для создания темы. После обучения нашей модели мы можем итеративно пройти, возможно, сотню тем, чтобы получить хорошее представление о темах, которые были извлечены. Однако это занимает некоторое время и не имеет глобального представления. Вместо этого мы можем визуализировать темы. Для этого используется представление тем в 2D с помощью UMAP, а затем визуализируем два измерения с помощью графического представления, чтобы мы могли создать интерактивное представление. Пример визуализации от авторов алгоритма [9]:



На картинке видно, что кластеры довольно равномерно распределились по пространству и кластера действительно очень интерпретируемы: например, на рисунке показан кластер религиозных слов.

Мы также можем рассчитать вероятность того, что темы могут быть найдены в документе. Эти вероятности означают, насколько BERTopic уверен в том, что определенные темы могут быть найдены в документе [9]:

Topic Probability Distribution



Важно понимать, что распределение вероятностей не указывает на распределение частотности тем в документе. Это просто показывает, насколько BERTopic уверен в том, что в документе можно найти определенные темы.

Глава 3

Предобработка данных

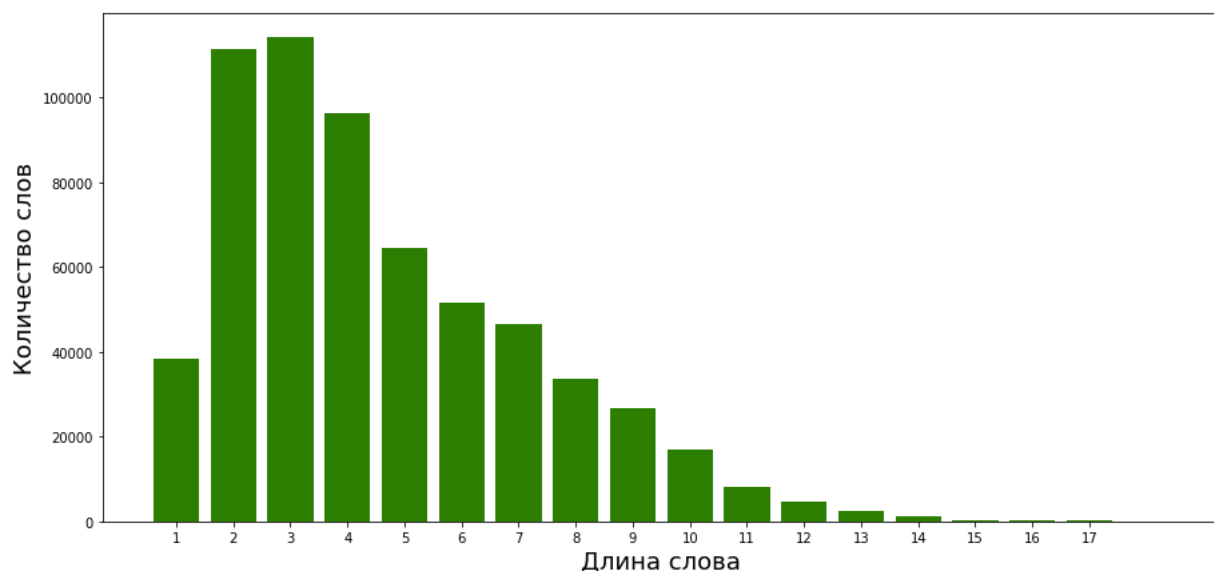
Машинное обучение является мощным и эффективным инструментом при реализации алгоритмов классификации, маршрутизации, обработки и поиска документов, однако, определяющее значение в этих процессах имеет качество исходных данных [11]. Именно поэтому проведение подготовки исходных документов, их предварительная обработка позволяет значительно повысить точность результатов, получаемых в ходе применения машинного обучения.

3.1 Предобработка электронных писем Хиллари Клинтон

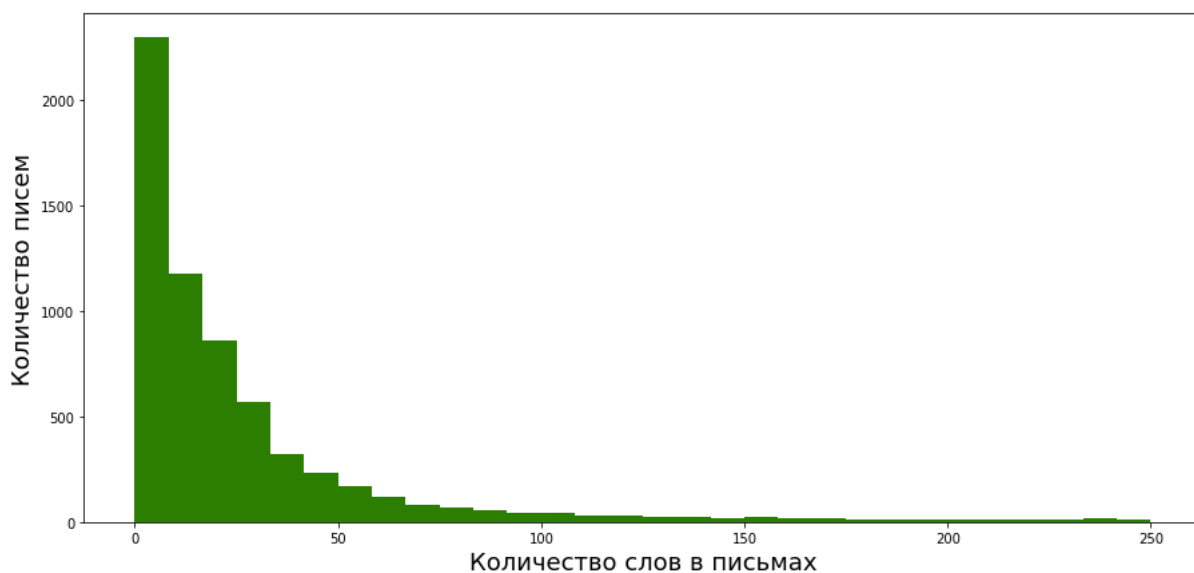
Этап предобработки можно разбить на 6 шагов.

1. На вход поступает множество документов определенных форматов (txt, doc или pdf, как в нашем случае). Выбирается библиотека программного кода в зависимости от формата исходного документа и осуществляется извлечение данных из документа в виде неформатированного текста. Этот шаг уже произведен платформой *Kaggle*. Общее количество электронных писем — 7945.
2. В текстовом файле, взятом из *Kaggle*, могут быть пропущенные данные (например, в связи с плохим качеством pdf-файла). Такие данные пропускаются и нами не обрабатываются. После осуществления этого шага остается 6742 писем.
3. Текст каждого электронного письма проходит процесс нормализации — удаляются знаки препинания, выделяются отдельные слова. После этого каждое слово приводится в нижний регистр.

На этом шаге для дальнейшего анализа можно посмотреть на различного рода статистики. Ниже приведена гистограмма распределения количества слов каждой длины:



А ниже приведена гистограмма распределения количества электронных писем каждой длины:



4. Далее происходит фильтрация текста по стоп-листу — набору коротких слов (артиклей, предлогов, местоимений), не несущих большой смысловой нагрузки, что приводит к сокращению объема текста и повышению его смысловой ценности.
5. Следующим шагом происходит лемматизация — процесс приведения слов к леммам, т. е. нормальным словесным формам. Для реализации лемматизации можно использовать библиотеку программного кода *sraCy* [12], позволяющую привести все слова к нормальной форме. Полученный после выполнения лемматизации набор слов уже может использоваться для проведения машинного обучения и решения конкретных задач.
6. Индексация — построение некоторой числовой модели текста, которая

переводит текст в удобное для дальнейшей обработки представление.

3.2 Предобработка электронных писем корпорации Enron

3.2.1 Выделение метаданных из сырого текста писем

Набор данных *Enron* также требует предварительной обработки. К примеру, так выглядит необработанная информация одного электронного письма:

```
Message-ID: <18782981.1075855378110.JavaMail.evans@thyme>
Date: Mon, 14 May 2001 16:39:00 -0700 (PDT)
From: phillip.allen@enron.com
To: tim.belden@enron.com
Subject:
Mime-Version: 1.0
Content-Type: text/plain; charset=us-ascii
Content-Transfer-Encoding: 7bit
X-From: Phillip K Allen
X-To: Tim Belden <Tim Belden/Enron@EnronXGate>
X-cc:
X-bcc:
X-Folder: \\Phillip_Allen_Jan2002_1\\Allen, Phillip K.\\\'Sent Mail
X-Origin: Allen-P
X-FileName: pallen (Non-Privileged).pst
```

Here is our forecast

Конечно, анализировать данные (в том числе метаинформацию о письме) в таком формате бессмысленно. Для обработки мы будем использовать библиотеку *email* [17]. Данная библиотека позволяет из сырых данных выделить вспомогательную информацию о письме, в частности, библиотека позволяет выделить следующие интересные нам атрибуты:

- полное содержание письма,
- дата отправки,
- адрес получателя,
- адрес отправителя,
- тема письма,
- логин отправителя.

3.2.2 Выделение содержания писем

После этого требуется также привести содержание письма в приемлемый для дальнейшего обучения вид. Например, для письма с содержанием ниже мы хотим выделить только единицы, имеющие отношение к сути письма.

Forwarded by Phillip K Allen/HOU/ECT on 09/12/2000 11:22 AM

Michael Etringer

09/11/2000 02:32 PM

To: Phillip K Allen/HOU/ECT@ECT

cc:

Subject: Contact list for mid market

Phillip,

Attached is the list. Have your people fill in the columns highlighted in yellow. As best can we will try not to overlap on accounts.

Thanks, Mike

Выделение этих единиц происходит в соответствии со следующей последовательности шагов:

1. Перевод всех символов в нижний регистр.
2. Удаление всех слов, содержащих цифры. Такие слова не несут смысловой нагрузки и, соответственно, влияют на качество обучения в худшую сторону (подавляющее большинство таких слов было получено отправителями по ошибке).
3. Удаление единиц, соответствующих информации о пересланных письмах.
4. Удаление единиц, соответствующих информации о вложениях в письме.
5. Удаление единиц, соответствующих почтовым адресам, присутствующим в тексте писем.
6. Удаление единиц, соответствующих корпоративным именам пользователей.
7. Удаление единиц, соответствующих ссылкам в сети Интернет.

8. Удаление единиц, не несущих смысловой составляющей, в заголовке письма.

Шаги 3-7 выполняются с использованием регулярных выражений.

В результате, для примера выше, дальнейшая работа будет производиться со следующим текстом:

```
contact list for mid market. phillip, attached is the list.  
have your people fill in the columns highlighted in yellow.  
as best can we will try not to overlap on accounts. thanks, mike'
```

Глава 4

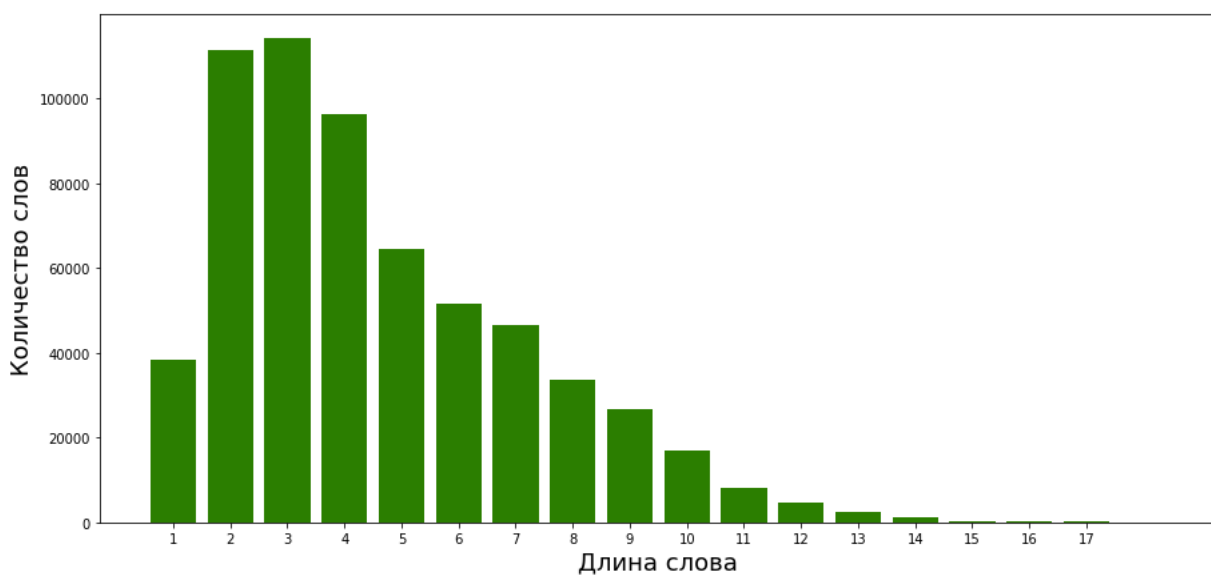
Предварительный анализ электронных писем

Прежде чем приступать к исследованию данных методами машинного обучения, может быть полезно посмотреть на различные статистики.

4.1 Анализ электронных писем Хиллари Клинтон

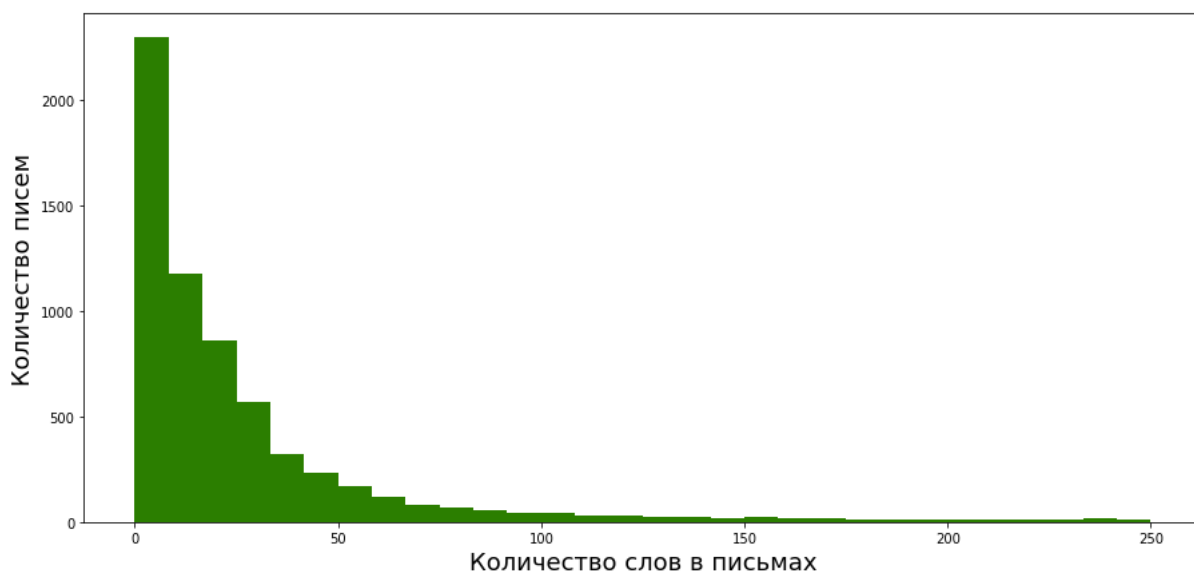
4.1.1 Количества слов

- Гистограмма распределения количества слов каждой длины:



Гистограмма выглядит вполне естественным образом, много коротких слов (например, местоимений, предлогов).

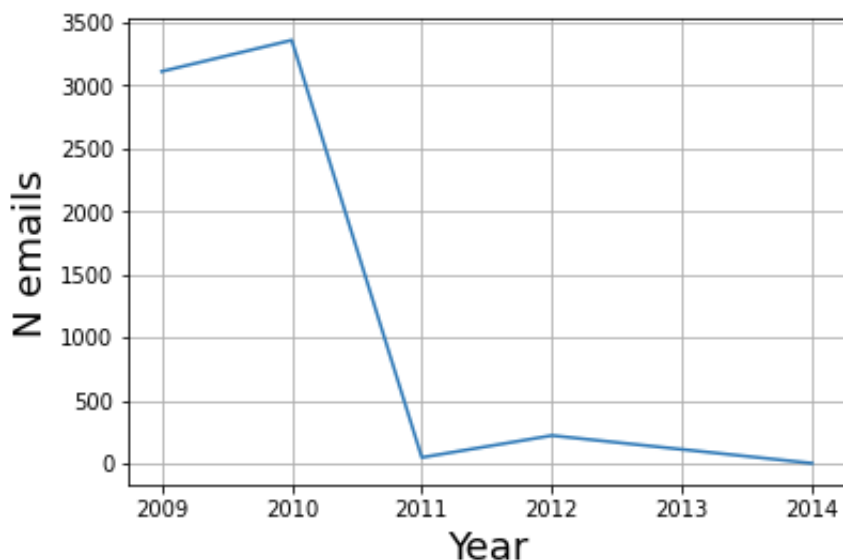
- Гистограмма распределения длин (в количестве слов) писем:



Гистограмма соответствует интуитивным ожиданиям – более длинные письма пишутся реже.

4.1.2 Время отправки писем

- Количество отправленных писем по годам:



На графике можно заметить странную аномалию с нулем писем в 2011 году. Вероятнее всего, это связано с особенностями набора данных.

- Количество отправленных писем по дням недели:

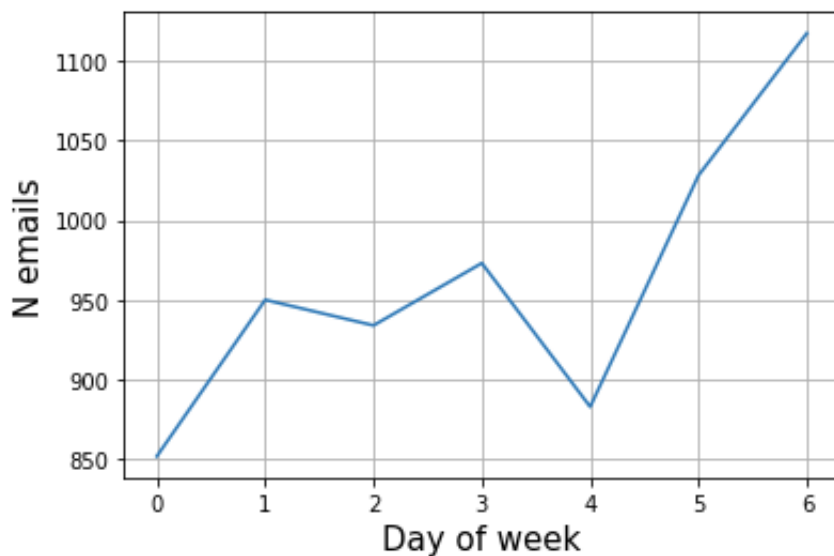
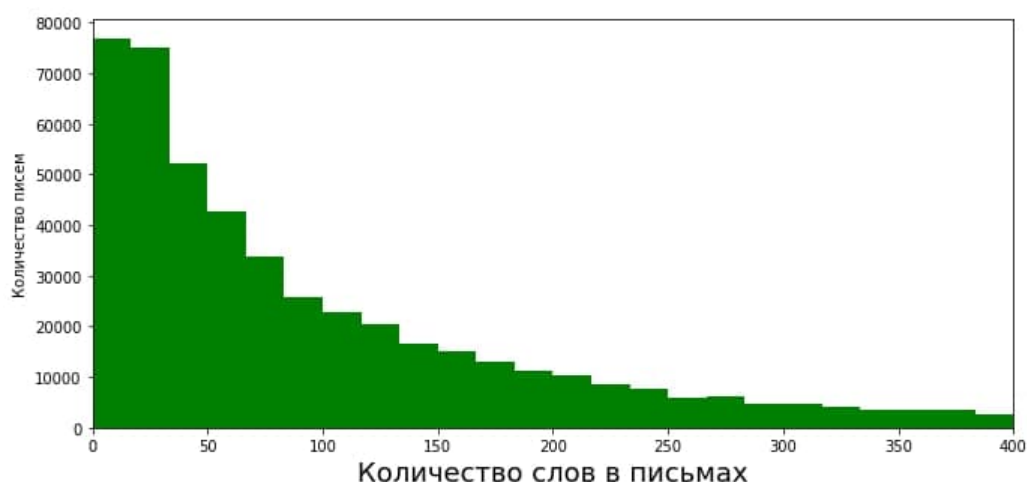


График выглядит слегка неестественно (в отличие от *Enron*). Можно попытаться интерпретировать это как особенности одного отдельного человека, занимающего специфичным видом деятельности.

4.2 Анализ электронных писем корпорации Enron

4.2.1 Длины писем

Гистограмма распределения длин (в количестве слов) писем:



Гистограмма, как и в случае писем Клинтон, соответствует интуитивным ожиданиям — более длинные письма пишутся реже.

4.2.2 Время отправки писем

- Количество отправленных писем по годам:

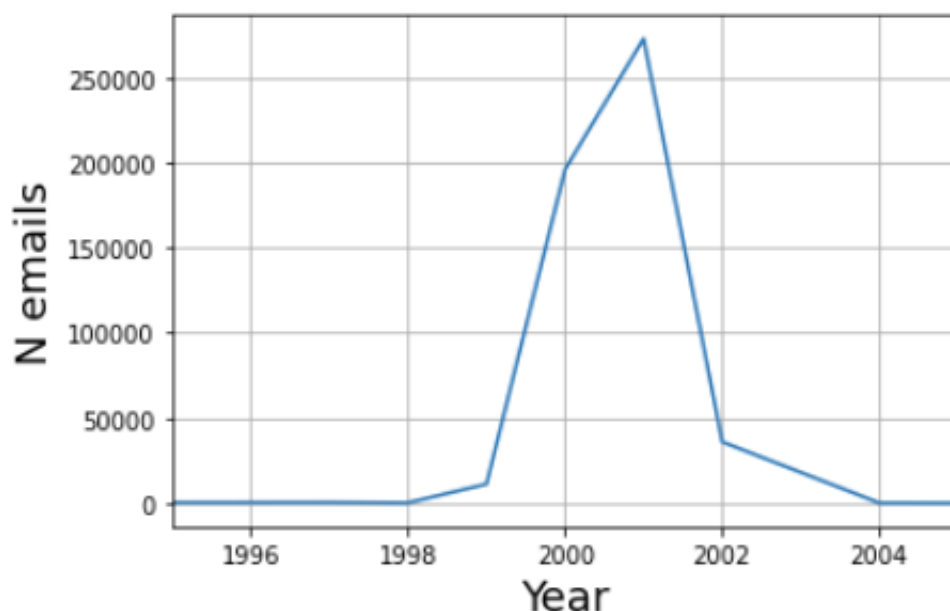
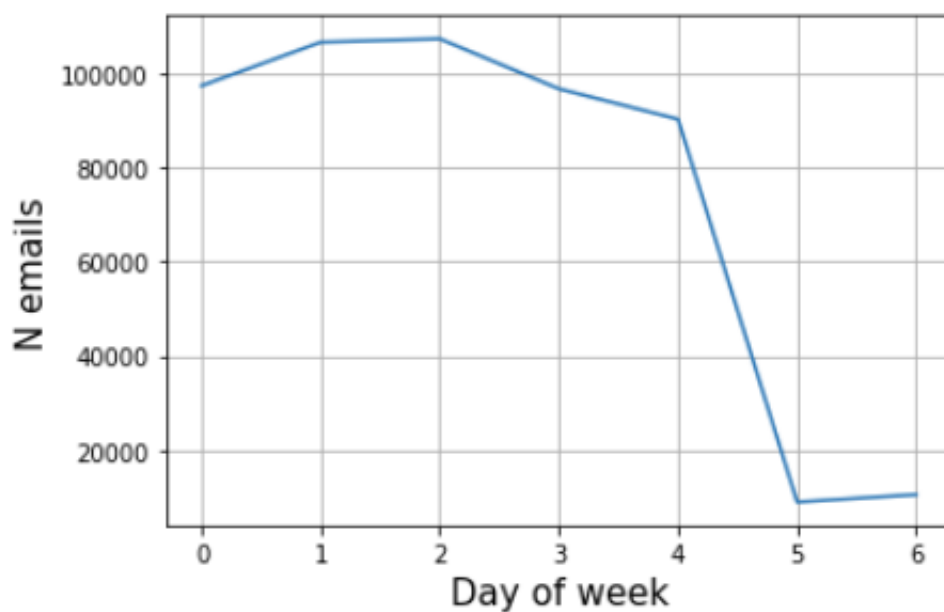


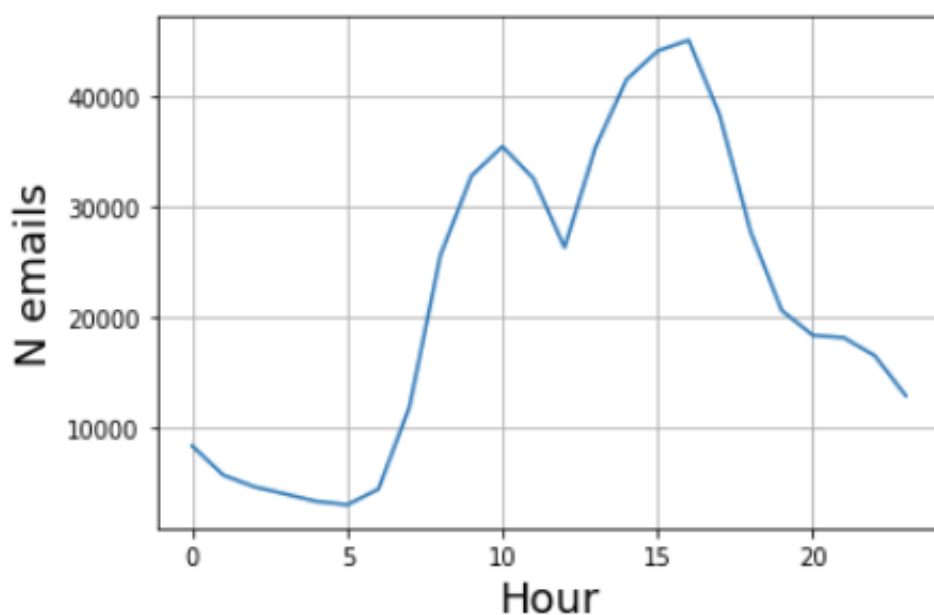
График соответствует наибольшей активности компании в 2000-2001 годах и банкротству к концу 2001 года.

- Количество отправленных писем по дням недели:



Этот график также выглядит естественно — наибольшее число писем во вторник и среду, в середине рабочей недели, наименьшее — в выходные дни.

- Количество отправленных писем по времени суток:



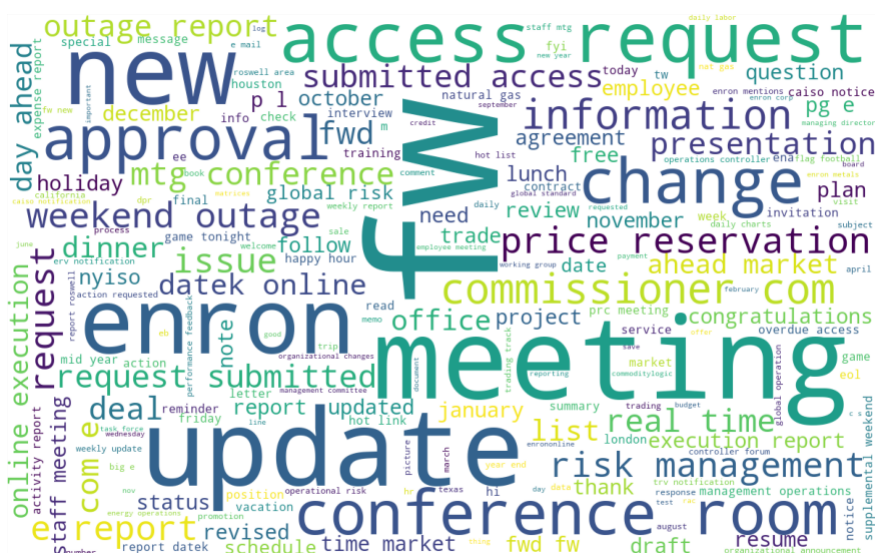
На графике вышем видим наибольшую продуктивность во вторую половину дня, низкую активность в ночные часы, а также аномалию в самом разгаре дня, объясняющуюся обеденным перерывом.

4.2.3 Частотность слов

Для интерпретации самых часто используемых слов использовались так называемые облака слов.

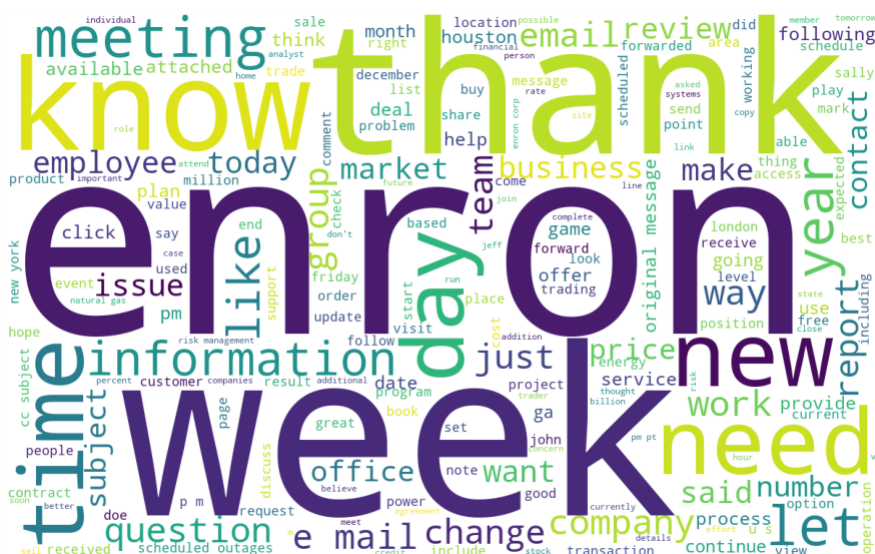
Облако слов – это метод визуализации данных, используемый для представления текстовых данных, в которых размер каждого слова указывает его частоту или важность. Важные точки текстовых данных могут быть выделены с помощью облака слов. Облака слов широко используются для анализа данных с веб-сайтов социальных сетей.

- Облако слов, построенное по словам из тем электронных писем:



Слова, встречающиеся в темах писем: meeting, conference room, update, approval, access request, enron.

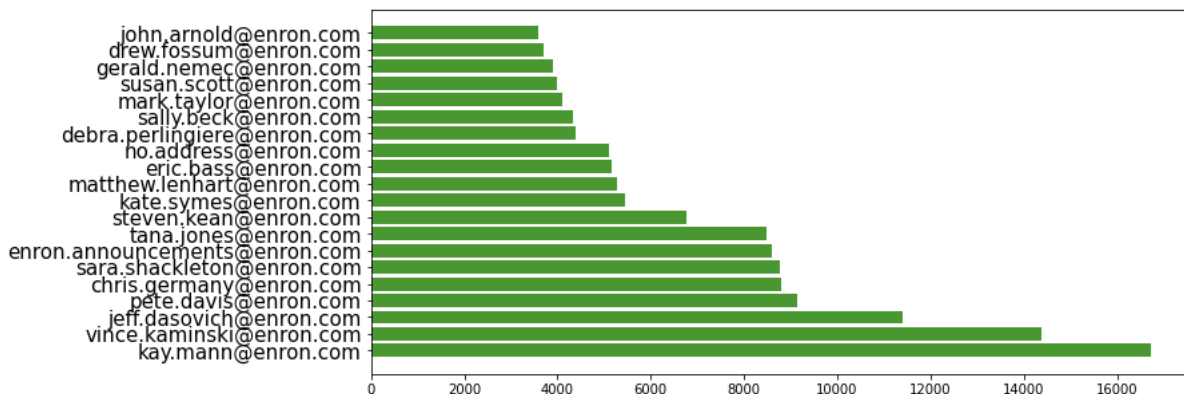
- Облако слов, построенное по словам из содержания электронных писем:



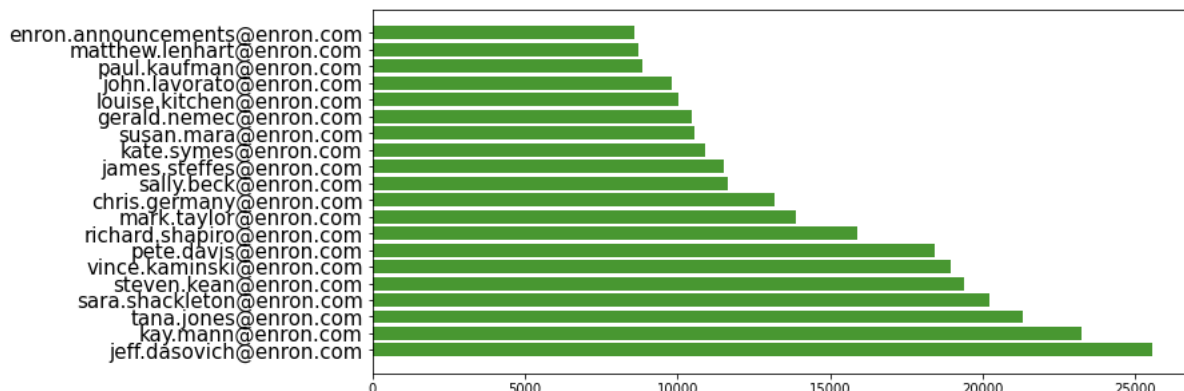
Слова, встречающиеся в содержании писем: `enron`, `week`, `thank`, `know`, `new`.

4.2.4 Отправители и получатели писем

- 20 адресов, с которых было отправлено наибольшее количество электронных писем:



- 20 адресов, на которые было отправлено наибольшее количество электронных писем:



Как видим, в графиках распределения получателей и отправителей писем много различий — некоторые люди пишут писем меньше, чем получают и наоборот.

- Теперь посмотрим количество писем между фиксированной парой собеседников. Рассмотрим только электронные письма, отправленные на один адрес электронной почты, так как они могут быть более важными личными сообщениями.

| Отправитель | Получатель | Количество |
|---------------------|-------------------|------------|
| pete.davis | pete.davis | 9141 |
| vince.kaminski | vkaminski@aol.com | 4308 |
| enron.announcements | all.worldwide | 2206 |
| enron.announcements | all.houston | 1701 |
| kay.mann | suzanne.adams | 1528 |
| vince.kaminski | shirley.crenshaw | 1190 |
| steven.kean | maureen.mcvicker | 1014 |
| kay.mann | nmann@erac.com | 980 |
| kate.symes | evelyn.metoyer | 915 |
| kate.symes | kerri.thompson | 859 |

Здесь интересно, что некоторые люди отправляют сами себе много электронных писем.

Глава 5

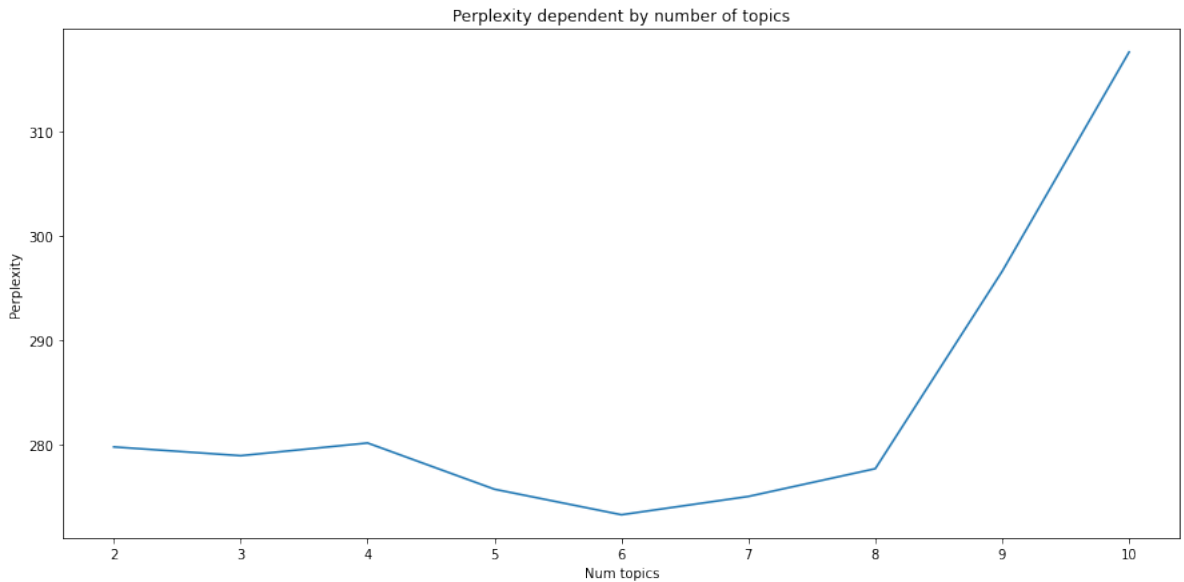
Исследование данных

5.1 Переназвать

Для тематического моделирования в качестве модели в данной работе используется латентное размещение Дирихле (англ. *latent Dirichlet allocation*, *LDA*) [13].

Для оценки качества данной модели используется перплексия (англ. *perplexity*) — оценка того, насколько хорошо вероятностная модель предсказывает выборку. Низкая перплексия указывает на то, что распределение вероятностей хорошо предсказывает выборку.

В зависимости от параметра модели, отвечающего за количество тем у распределения текстов, получилась следующая зависимость значения перплексии от количества тем:

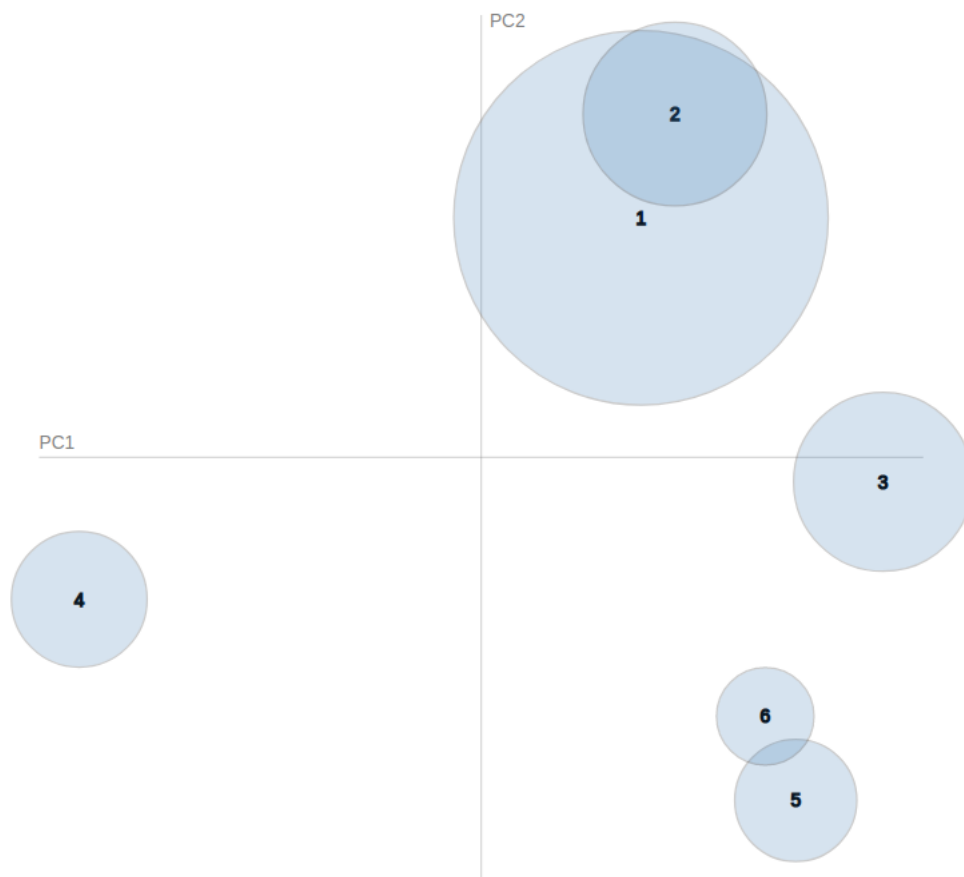


Ниже приведены примеры слов, принадлежащие каждой из 6 (с оптимальным значением перплексии) тем:

| Номер темы | Слова |
|------------|--|
| 1 | obama, state, president, government, american, israel, policy, country |
| 2 | woman, say, work, health, year, senate, group, government, support, company |
| 3 | call, get, work, see, want, know, good, also, think, tomorrow |
| 4 | secretary, office, state, meet, room, department, arrive, route, depart, private |
| 5 | state, information, benghazi, department, doc, case, subject, iran, agreement, house |
| 6 | cheryl, gov, fyi, sullivan, state, friday, sunday, branch, wednesday, april, january |

Распределение слов по темам:

Intertopic Distance Map (via multidimensional scaling)



5.2 Кластеризация слов из электронных писем

Кластерный анализ (англ. *Data clustering*) — задача разбиения заданной выборки объектов (ситуаций) на непересекающиеся подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из схожих объектов, а объекты разных кластеров существенно отличались.

Кластеризация (обучение без учителя) отличается от классификации (обучения с учителем) тем, что метки исходных объектов изначально не заданы.

В данной работе мы группируем похожие по смыслу слова с помощью векторного представления слов, полученных с помощью *Word2Vec* [14].

Word2Vec принимает большой текстовый корпус в качестве входных данных и сопоставляет каждому слову вектор, выдавая координаты слов на выходе. Сначала он генерирует словарь корпуса, а затем вычисляет векторное представление слов, «обучаясь» на входных текстах. Векторное представление основывается на контекстной близости: слова, встречающиеся в тексте рядом с одинаковыми словами (а следовательно, имеющие схожий смысл), будут иметь близкие (по косинусному расстоянию) векторы. Полученные векторные представления слов могут быть использованы для обработки естественного языка и машинного обучения.

Текстовый корпус, состоящий из слов из электронных писем, недостаточно большой, чтобы получить хорошие результаты. Поэтому мы использовали предобученный датасет, полученный из постов в Twitter [15], который был дообучен словами из электронных писем.

Полученные вектора кластеризуются с помощью алгоритма *K-Means*. Он разбивает множество элементов векторного пространства на заранее известное число кластеров k . Действие алгоритма таково, что он стремится минимизировать среднеквадратичное отклонение на точках каждого кластера. Основная идея заключается в том, что на каждой итерации перевычисляется центр масс для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге, затем векторы разбиваются на кластеры вновь в соответствии с тем, какой из новых центров оказался ближе по выбранной метрике. Алгоритм завершается, когда на какой-то итерации не происходит изменения кластеров.

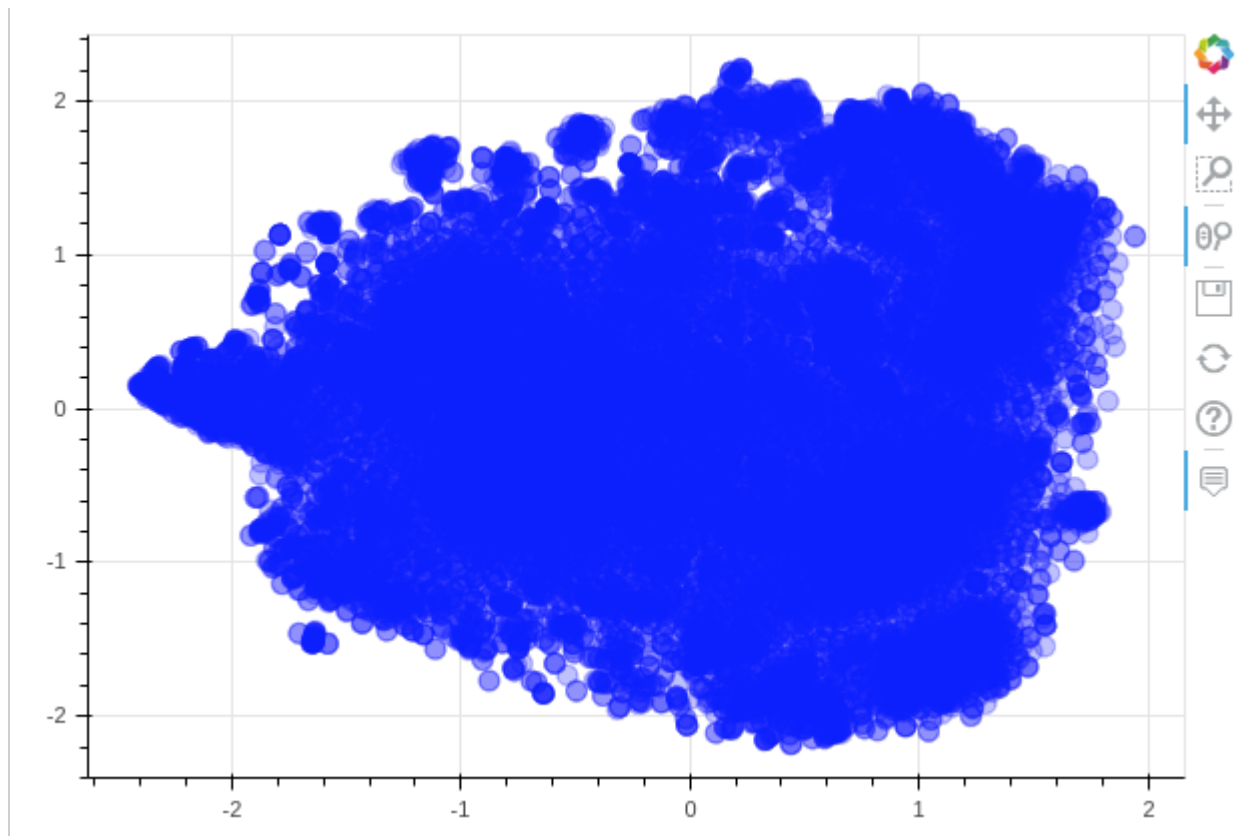
Результаты работы алгоритма. Ближайшие слова к «*obama*»:

| Слово | Расстояние |
|-----------|--------------------|
| romney | 0.9429854154586792 |
| barack | 0.9073218107223511 |
| president | 0.8986026048660278 |
| clinton | 0.8913119435310364 |
| hillary | 0.8597259521484375 |
| say | 0.8407208323478699 |
| hovv | 0.8315389752388 |

Ближайшие слова к «*trump*»:

| Слово | Расстояние |
|--------------|--------------------|
| appropriator | 0.7439741492271423 |
| infighter | 0.7368026971817017 |
| zappos | 0.7316897511482239 |
| perkins | 0.7260088920593262 |
| donald | 0.7180437445640564 |
| buffett | 0.7113708853721619 |
| bloomberg | 0.7067334651947021 |
| clinton | 0.7052138447761536 |

Так же была построена интерактивная проекция точек на $2D$ -плоскость с помощью алгоритма *t-SNE* [16]. *t-SNE* — это техника нелинейного снижения размерности, хорошо подходящей для вложения данных высокой размерности для визуализации в пространство низкой размерности (двух- или трехмерное). В частности, метод моделирует каждый объект высокой размерности двух- или трёхмерной точкой таким образом, что похожие объекты моделируются близко расположенными точками, а непохожие точки моделируются с большой вероятностью точками, далеко друг от друга отстоящими.



Заключение

В данной работе были проведены эксперименты с исследованием текстов из электронных почты Хиллари Клинтон.

Основная проблема в исследовании — недостаточно большой размер датасета. Это приводит к проблеме с недостаточным уровнем обученности моделей. Она решается с помощью предобученных датасетов большего размера.

И тематическое моделирование, и кластеризация показали неплохие интерпретируемые результаты, о чем можно судить по представленным таблицам в соответствующих разделах.

Литература

1. Ron Bekkerman et al., "Automatic Categorization of Email into Folders: Benchmark Experiments on Enron and SRI Corpora, Technical Report, University of Massachusetts. <http://www.cs.umass.edu/~ronb/papers/email.pdf>.
2. Jitesh Shetty and Jafar Adibi, "The Enron Email Dataset: Database Schema and Brief Statistical Report," Technical Report, Information Sciences Institute, 2004. http://www.isi.edu/~adibi/Enron/Enron_Dataset_Report.pdf.
3. Jitesh Shetty, Jafar Adibi, 2005. Discovering Important Nodes through Graph Entropy the Case of Enron Email Database, KDD'2005, Chicago, Illinois.
4. BERTopic. <https://maartengr.github.io/BERTopic/>.
5. Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>.
6. Ria Kulshrestha. A Beginner's Guide to Latent Dirichlet Allocation (LDA). <https://towardsdatascience.com/latent-dirichlet-allocation-lda-9d1cd064ffa2>
7. Lena Voita. (Introduction to) Transfer Learning. https://lena-voita.github.io/nlp_course/transfer_learning.html.
8. Brendan Bailey. Lightning Talk: Clustering with HDBScan. <https://towardsdatascience.com/lightning-talk-clustering-with-hdbscan-d47b83d1b03a>.
9. BERTopic, Topic Visualization. <https://maartengr.github.io/BERTopic/tutorial/visualization/visualization.html>
10. Hillary Clinton's Emails, <https://www.kaggle.com/kaggle/hillary-clinton-emails>.
11. Обухов А. Д. Постановка задачи структурно-параметрического синтеза системы электронного документооборота научно-образовательного учреждения // Вестник ТГТУ. – 2016. – № 2. – С. 217–232. – DOI: 10.17277/vestnik.2016.02.pp.217-232.
12. Библиотека spaCy. <https://spacy.io/>.
13. David M. Blei, Andrew Ng, Michael Jordan. Latent Dirichlet allocation // Journal of Machine Learning Research (3) 2003 pp. 993-1022.

14. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space // In Proceedings of Workshop at ICLR. — 2013a.
15. GloVe: Global Vectors for Word Representation. <https://nlp.stanford.edu/projects/glove/>.
16. van der Maaten L.J.P., Hinton G.E. Visualizing Data Using t-SNE // Journal of Machine Learning Research. — 2008. — Ноябрь (т. 9).
17. Email — An email and MIME handling package. <https://docs.python.org/3/library/email.html>.