

Уважаемый пользователь! Обращаем ваше внимание, что система «Антиплагиат» отвечает на вопрос, является ли тот или иной фрагмент текста заимствованным или нет. Ответ на вопрос, является ли заимствованный фрагмент именно плагиатом, а не законной цитатой, система оставляет на ваше усмотрение.

Отчет о проверке № 1

дата загрузки: 21.05.2017 23:42:42
пользователь: dim3aaa@mail.ru / ID: 4242136
отчет предоставлен сервисом «Антиплагиат»
на сайте <http://www.antiplagiat.ru>

Информация о документе

№ документа: 68
Имя исходного файла: диплом.docx
Размер текста: 1922 кБ
Тип документа: Не указано
Символов в тексте: 88748
Слов в тексте: 11027
Число предложений: 552



Оригинальность: 78.92%
Заимствования: 21.08%
Цитирование: 0%

Информация об отчете

Дата: Отчет от 21.05.2017 23:42:42 - Последний готовый отчет
Комментарии: не указано
Оценка оригинальности: 78.92%
Заимствования: 21.08%
Цитирование: 0%

Источники

Доля в тексте	Источник	Ссылка	Дата	Найдено в
0.8%	[1] ZIP	http://cs.virginia.edu	07.04.2017	Модуль поиска Интернет
0.48%	[2] Скачать - 1,8 МБ	http://nauchkor.ru	12.04.2017	Модуль поиска Интернет
0.48%	[3] Разрешение лексической многозначности	http://ru.wikipedia.org	раньше 2011 года	Модуль поиска Интернет
0.36%	[4] не указано	http://nsu.ru	21.09.2016	Модуль поиска Интернет
0.33%	[5] МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ТЕКСТОВ НА ОСНОВЕ ЛИНГВИСТИЧЕСКИХ ОНТОЛОГИЙ В ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ	http://nntu.ru	16.12.2016	Модуль поиска Интернет
0.32%	[6] Adaptation of Statistical Machine Translation Model for Cross-Lingual Information Retrieval in a Service Context	http://aclweb.org	23.05.2016	Модуль поиска Интернет
0.28%	[7] Полный текст диссертации	https://istina.msu.ru	26.11.2016	Модуль поиска Интернет
0.25%	[8] Лекция 8 скачать документ doc, docx	http://tfolio.ru	20.01.2017	Модуль поиска Интернет
0.22%	[9] МЕТОДЫ И МОДЕЛИ АВТОМАТИЧЕСКОГО ИЗВЛЕЧЕНИЯ КЛЮЧЕВЫХ СЛОВ	http://cyberleninka.ru	08.10.2015	Модуль поиска Интернет
0.14%	[10] http://iiorao.ru/iio/pages/konf_ob/archive_nauch_conferences/nauch_conf_2014/minsk_2014/?download=true&file=%F1%E1%EE%F0%ED%E8%EA_OSTIS-2014.zip	http://iiorao.ru	16.11.2016	Модуль поиска Интернет
0.14%	[11] не указано	http://hse.ru	раньше 2011 года	Модуль поиска Интернет
0.1%	[12] Исследование лингво-статистических методов автоматического формирования ассоциативно-иерархического портрета предметной области	http://mggu-sh.ru	22.02.2017	Модуль поиска Интернет
0.09%	[13] Сборник трудов конференции	http://sstu.ru	13.11.2016	Модуль поиска Интернет
0.08%	[14] не указано	http://nsu.ru	21.09.2016	Модуль поиска Интернет
18.19%	[15] ОБЗОР МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ РАЗРЕШЕНИЯ ЛЕКСИЧЕСКОЙ МНОГОЗНАЧНОСТИ: ВВЕДЕНИЕ.	http://elibrary.ru	11.01.2017	Коллекция eLIBRARY.RU

Текст отчета

Министерство образования Республики Беларусь
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
Факультет прикладной математики и информатики
Кафедра информационных систем управления

Исаченко
Дмитрий Александрович
CROSS-LANGUAGE ФУНКЦИОНАЛЬНОСТЬ АВТОМАТИЧЕСКОГО ПОИСКА В СЕТИ INTERNET РЕЛЕВАНТНЫХ ДОКУМЕНТОВ

Дипломная работа
Научный руководитель:
доктор технических наук,
профессор И.В. Совпель
Рецензент:
доктор технических наук,
гл.н.с. ГНУ «ОИПИ НАН БЕЛАРУСИ»
С.Ф. Липницкий
Допущена к защите
«___» _____ 2017 г.

Зав. кафедрой информационных систем управления
доктор технических наук, профессор В. В. Краснопрошин
Минск, 2017

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 8

ГЛАВА 1 ИССЛЕДОВАНИЕ ПОДХОДОВ РЕАЛИЗАЦИИ ПОИСКА В СЕТИ ИНТЕРНЕТ РЕЛЕВАНТНЫХ ДОКУМЕНТОВ 10

1.1 Структурно-функциональная схема информационно-поисковой системы 10

1.2 Поиск релевантных документов в одноязычной информационной среде 12

1.2.1 Предварительная обработка документа 12

1.2.2 Составление поискового образа документа 15

1.2.3 Анализ методов извлечения ключевых слов 16

1.3 Поиск релевантных документов в многоязычной информационной среде 21

1.3.1 Лексические базы данных. Wordnet 24

1.4 Постановка задачи 27

1.5 Выводы 27

ГЛАВА 2 АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ЗАДАЧИ 28

2.1 Сравнение сервисов и инструментов для извлечения ключевой информации из текста 28

2.2 Разрешение лексической многозначности слов при переводе 31

2.2.1 Методы на основе нейронных сетей, построенных по данным машиночитаемых словарей 32

2.2.2 ^[15] Бустинг 33

2.2.3 Использование лексических цепочек для разрешения многозначности 34

2.2.4 ^[15] Разрешение лексической многозначности методом ансамбля байесовских классификаторов 35

2.2.5 ^[15] Контекстная кластеризация 38

2.2.6 Методы, основанные на использовании тезаурусных знаний 39

2.3 Структурно-функциональная схема системы поиска релевантных документов 45

2.4 Выводы 47

ГЛАВА 3 МОБИЛЬНЫЙ КЛИЕНТ ДЛЯ ПОИСКА РЕЛЕВАНТНЫХ ДОКУМЕНТОВ 48

3.1 Разработка архитектуры системы 48

3.2 Методика применения разработанного приложения 51

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 55

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ 56

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ И СИМВОЛОВ

ЕЯ - естественный язык;

ПОД - поисковой образ документа;

Стоп-слова - слова, не несущие в себе смысловой и содержательной нагрузки, такие как междометия, предлоги и прочие;

Стемминг- процесс нахождения основы слова для заданного исходного слова;

TF- частота термина в контексте определённого документа;

IDF - обратная частота термина в корпусе документов;

IR – информационный поиск;

CLIR - разновидность информационного поиска, при котором язык извлечённой информации может отличаться от языка исходного запроса;

WSD - проблема, связанная с разрешением лексической многозначности.

РЕФЕРАТ

Дипломная работа, 51 с., 11 рис., 3 табл., 20 источников.

Ключевые слова: ПОИСК, ЕСТЕСТВЕННЫЙ ЯЗЫК, АВТОМАТИЧЕСКАЯ ОБРАБОТКА ТЕКСТОВ, ПЕРЕВОД, РАЗРЕШЕНИЕ ЛЕКСИЧЕСКОЙ МНОГОЗНАЧНОСТИ, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, ТЕЗАУРУС.

Объект исследования – алгоритмы извлечения ключевой информации из документа, алгоритмы разрешения лексической многозначности при переводе.

Цель работы – исследование методов поиска релевантных документов в многоязычной информационной среде, разработка мобильного клиента для поиска актуальных данному документов, в том числе на отличных от исходного языках.

Методы исследования – методы теории вероятности, математической статистики, интеллектуальный анализ данных, машинное обучение.

Результатом является выполненный обзор существующих решений в области поиска релевантных документов в многоязычной информационной среде, разработанное мобильное приложение под ОС Android, позволяющее для текстового документа/веб-страницы выполнить поиск релевантной информации в сети Internet, в том числе предоставленной на языке отличном от языка исходного текстового документа/веб-страницы.

Область применения: информационный поиск.

РЭФЕРАТ

ABSTRACT

ВВЕДЕНИЕ

В наше время огромное количество информации доступно в электронном виде. Информационные системы, оперирующие большими объемами данных произвольной предметной области и успешно решающие различные прикладные задачи, становятся все более востребованными, как предприятиями и организациями, так и отдельными пользователями.

Информационный поиск(IR) представляет собой процесс извлечения релевантной информации среди огромного количества документов. Традиционные IR системы реализуются в основном для документов, написанных на одном языке, хотя интернет сам по себе является многоязычной информационной средой. По этой причине возникает языковой барьер между пользователем и доступной информацией, а также появляется необходимость в исследовании и разработке методов для повышения эффективности IR.

В большинстве случаев при поиске информации в интернете мы хотим, чтобы она была написана на нашем родном языке, однако такая информация не всегда является доступной. С учётом того, что большинство пользователей владеет одним или несколькими иностранными языками, они могут быть

также заинтересованы в поиске информации, предоставленной на других языках. Так появляются необходимость в многоязычном поиске (CLIR), целью которого является сопоставления запроса, написанного на одном языке, с документами, написанными на других языках. CLIR снимает языковой барьер, благодаря чему пользователи могут отправлять запросы, написанные на их родном языке, а получать документы на других языках и наоборот. Например, запрос на русском языке вернёт релевантную информацию на английском языке. Из-за быстрого развития интернет-технологий потребность в CLIR значительно растёт, поскольку данный тип поиска позволяет реализовать обмен информацией между различными языками, устранить лингвистическое несоответствие между предоставляемыми запросами и документами, которые привлекаются из информационной сети. В связи с этим CLIR приобрел большое значение, как в качестве исследовательской дисциплины, так и в качестве технологии, которая будет востребована на рынке.

В дополнение к проблемам, встречаемым при одноязычном IR, в CLIR добавляется ещё одна – проблема перевода. Однако в данном случае перевод будет отличаться от полнотекстового машинного перевода. Причиной этому является отсутствие необходимости быть удобочитаемым для человека, перевод должен просто максимально подходить для поиска соответствующих документов. В основе CLIR могут лежать следующие варианты реализации перевода: перевод запроса, перевод документов, перевод запроса и документов одновременно. Уже было опубликовано большое количество исследований на тему реализации CLIR. Многие вопросы, связанные с данной темой, также рассматриваются на различных конференциях, например, TREC, NTCIR, CLEF. Каждая из данных конференций охватывает определённые языки: TREC включает в рассмотрение испанский, китайский, немецкий, французский, арабский и итальянский языки; NTCIR включает японский, китайский и корейский языки, а CLEF – французский, немецкий, итальянский, испанский, голландский, финский, шведский и русский.

В дипломной работе сначала приводится описание подходов реализации поиска релевантных документов в одноязычной информационной среде. Затем выполняется анализ техник перевода, а также методов разрешения лексической многозначности для осуществления поиска в многоязычной информационной среде. Итогом проведенного в дипломной работе исследования является разработанное мобильное приложение, обладающее cross-language функциональностью при поиске релевантных документов в сети интернет.

ГЛАВА 1

ИССЛЕДОВАНИЕ ПОДХОДОВ РЕАЛИЗАЦИИ ПОИСКА В СЕТИ ИНТЕРНЕТ РЕЛЕВАНТНЫХ ДОКУМЕНТОВ

Задача автоматизации поиска в сети интернет документов релевантных данному вопросу относится к классическим задачам информационного поиска и её можно решать одним из двух следующих способов:

разработать собственную поисковую систему;

для заданного документа составить ПОД, который будет представлять собой запрос для уже существующих поисковых систем.

1.1 Структурно-функциональная схема информационно-поисковой системы

Работу поисковой системы можно представить следующим образом:

Рисунок 1.1 – Схема работы поисковой системы

Основными её составляющими являются: поисковый робот, индексатор, поисковик.

Поисковый робот — составная часть поисковой системы, основной функцией которой является перебор страниц Интернета. Данный перебор осуществляется для сохранения информации о страницах в базе данных поисковика. Поисковый робот исследует содержимое страницы и затем сохраняет поисковой образ на сервере поисковой машины, которой принадлежит, после этого исследуются следующие страницы, которые доступны по ссылкам с текущей. Большие сайты зачастую проиндексированы поисковой машиной не целиком, так как обычно для поисковой машины глубина проникновения внутрь сайта и максимальный размер сканируемого текста ограничены. Переходы между страницами реализуются с помощью ссылок, которые содержатся на исходных страницах. В зависимости от алгоритмов информационного поиска определяются порядок обхода страниц и частота визитов, так же предотвращается возможность заикливания.

Современны поисковые системы с целью ускорения процесса индексирования сайта дают пользователю возможность ручного добавления сайта в очередь для индексирования. Если на сайт невозможно попасть по внешним ссылкам, то это вообще оказывается единственной возможностью уведомить поисковую систему о существовании сайта.

В ходе процесса индексирования робот поисковой системы помещает в базу данных сведения о сайте (ключевые для сайта слова, ссылки, изображения, аудио...), которые затем используются при поиске. Индексирование страницы осуществляется непосредственно с помощью индексатора, в обязанности которого входит анализ страницы, при этом каждый элемент веб-страницы анализируется отдельно. Полученные индексатором данные о веб-страницах помещаются в индексную базу данных для возможности использования их в последующих запросах.

Поисковый запрос – последовательность символов, которую пользователь вводит в поисковую строку, для обнаружения релевантной информации. Формат поискового запроса зависит от 2-х вещей: от типа информации для поиска и от устройства поисковой системы. Обычно поисковой запрос представляет собой набор слов или фразу.

Работу поисковой системы можно разбить на следующие шаги: сначала исходный контент принимается поисковым роботом, затем

согласно контенту, в ходе процесса индексирования определяется доступный для поиска индекс, после чего можно обнаруживать с помощью поисковой системы исходные данные. Данные шаги выполняются каждый раз при обновлении поисковой системы.

В большинстве случаев для поисковых систем основным источником для анализа и получения информации о веб-странице является HTML страница, соответствующая ей. Основное внимание при извлечении информации уделяется заголовкам и метатегам. Поисковые гиганты, такие как Google, имеют возможность полностью сохранять контент исходной страницы целиком или только часть его(кэш). Последнее позволяет значительно увеличить скорость поиска информации на ранее посещённых страницах(кэшированные). Текст запроса пользователя обычно сохраняется вместе с кэшированной страницей, чтобы сохранить актуальность в случае обновления исходной. Пользователь формирует запросы для поисковика, который затем обрабатывает их, анализируя данные полученные в ходе процесса индексации, и затем возвращает результаты поиска. Запросы пользователя зачастую представляют собой набор ключевых слов. В тот момент, когда пользователь вводит запрос, поисковая система уже начинает анализировать имеющиеся индексы, после чего пользователь получает наиболее релевантные для него веб-страницы. Также поисковая системы может возвращать веб-страницы вместе с краткой аннотацией, которая представляет собой заголовок документа и, возможно, некоторый отрывок из текста. Поисковая система характеризуется следующими двумя оценками: оценка точности найденных релевантных страниц и оценка полноты найденных релевантных страниц. Для того, чтобы в начале списка результатов были наиболее актуальные для пользователя, многие поисковые систем используют методы ранжирования, которые в свою очередь определяют, какие страницы более релевантны, а также очередь отображения результатов.

В связи с огромной трудоёмкостью разработки собственной поисковой системы в данной работе будет использоваться поисковая система Google. Таким образом задача автоматизации поиска в сети интернет документов релевантных данному сведётся к формированию поискового запроса. Поисковым запросом для Google будет являться поисковой образ текстового документа, который формируется из ключевых для исходного текста слов. Согласно рекомендациям Google, поисковой запрос должен состоять из ключевых слов, оптимальное количество ключевых слов должно находиться в диапазоне 6-10.

1.2 Поиск релевантных документов в одноязычной информационной среде

1.2.1 Предварительная обработка документа

В ходе предварительной обработки документа происходят следующие действия: токенизация, удаление стоп-слов, стемминг и расширение терминов.

Токенация служит для распознавания и изолирования различных языковых единиц, присутствующих в исходном тексте. Двумя основными процедурами процесса токенизации являются сегментация слов и декомпозиция слов. Сегментация обычно выполняется при работе с восточноазиатскими языками, в то время как декомпозиция с европейскими.

Сегментация - это процесс разбиения исходного текста на составляющие единицы. Данный процесс легко реализовать для языков, в которых явно выделены границы слов, например, с помощью пробельного символа в английском и французском языке, но значительно труднее для таких языков как китайский, где разделители между словами отсутствуют.

Один из подходов реализации сегментации использует алгоритм максимального соответствия, в основе которого лежит список известных слов. Очевидно, что такой подход не работает для слов, которые отсутствуют в исходном списке. Альтернативой данному подходу являются подходы, основанные на n-граммах, наиболее распространёнными из которых являются подходы, использующие биграммы.

В некоторых языках, таких как русский и немецкий, часто употребляются сложные слова, которые состоят из нескольких слов и в ходе процесса токенизации должны считаться одной языковой единицей. Для обнаружения сложных слов можно использовать специальные словари, содержащие их список. Текст будет разбит на минимальное количество слов, присутствующих в данном словаре. Если алгоритм обнаружил два (или более) возможных вариантов составного слова в определённом отрывке текста, то должен выбраться наиболее вероятный для данного контекста. Вероятность можно вычислять, предварительно обучив систему на корпусе документов.

Предлоги, местоимения, союзы, общие глаголы и незначащие слова обычно удаляются из исходного текста до составления ПОД. Фильтрация этих терминов осуществляется зачастую с использованием списка стоп-слов.

Список стоп слов для английского языка:

a, about, above, after, again, against, all, am, an, and, any, are, aren't, as, at, be, because, all, been, before, being, below ,between, both, but, by, can't, cannot, could, couldn't, did, didn't, do, does, doesn't, doing, don't, down, during, each, few, for, from, further, had, hadn't, has, hasn't, have, haven't, having, he, he'd, he'll, he's, her, here, here's, hers, herself, him, himself, his, how, how's, i, i'd, i'll, i'm, i've, if, in, into, is, isn't, it, it's, its, itself, let's, me, more, most, mustn't, my, myself, no, nor, not, of, off, on, once, only, or, other, ought, our, ours, ourselves, out, over, own, same, shan't, she, she'd, she'll, she's, should, shouldn't, so, some, such, than, that, that's, the, their, theirs, them, themselves, then, there, there's, , these, they, hey'd, they'll, they're, they've, this, those, through, to, too, under, until, up, very, was, wasn't, we, we'd, we'll, we're, we've, were, weren't, what, what's, when, when's, where, where's, which, while, who, who's, whom, why, why's, with, won't, would, wouldn't, you, you'd, you'll, you're, you've, your, yours, yourself, yourselves.

Одним из способов повышения эффективности работы систем информационного поиска является предоставление поисковым системам возможности обнаружения различных форм одного и того же слова посредством стемминга. Стемминг представляет собой морфологический разбор слова, в ходе которого обнаруживается общая для всех его грамматических форм основа, обрубаясь окончания и суффиксы.

Существует несколько критериев оценки стеммеров: корректность, эффективность поиска и производительность сжатия.

При реализации стемминга нужно найти баланс между следующими двумя проблемами: чрезмерный стемминг, приводящий к объединению несвязанных терминов и соответственно понижающий точность поиска, так как извлекаются нерелевантные документы; основа слова выделяется слишком слабо, в связи с чем будет понижаться полнота поиска.

Для английского языка на данный момент самым популярным является стеммер Портера в силу его быстрой скорости работы, отсутствия необходимости в предварительной обработке корпуса документов и использования каких-либо баз основ. В основе данного стеммера лежит алгоритм усечения окончаний, использующий для своей работы небольшой набор правил, например, если слово оканчивается на "et", то удалить "et" и так далее. Алгоритмы усечения окончаний достаточно эффективны на практике, но в то же время обладают некоторыми недостатками. Алгоритмы усечения окончаний неэффективны в случае изменения корня слова, например, изменение или выпадение гласной. Данные алгоритмы эффективны для тех частей речи, которые имеют хорошо известные окончания и суффиксы. Стеммер Портера основывается на том, что количество словообразующих суффиксов в языках ограничено. Благодаря этому алгоритм может выполняться с помощью установленных вручную определённых правил. Алгоритм выделения основы слова стеммера Портера для английского языка включает в себя пять шагов, на каждом из которых проверяется будет ли получившаяся в результате убираия словообразующего суффикса часть соответствовать заранее установленным правилам. В случае, если правила удовлетворены осуществляется переход на следующий шаг алгоритма, иначе выбирается другой суффикс для отсеечения. Из описания хода работы алгоритма видно, что у стеммера Портера существует недостаток: он может обрезать слово больше необходимого, что в свою очередь затруднит получение правильной основы слова и соответственно уменьшит точность извлечения релевантной информации. Ещё одним недостатком стеммера Портера является отсутствие возможности работать при изменении корня слова, например, в случае выпадающих беглых гласных.

Другой разнovidностью стеммеров являются стеммеры, использующие таблицы поиска флективных норм. Трудностью при реализации данного стеммера является необходимость перечисления всех флективных форм в таблице. Если какая-то из форм отсутствует, то она обрабатываться не будет. В связи с этим получается, что таблица поиска может иметь большой размер. В качестве плюсов можно выделить простоту подхода, скорость работы и простоту обработки исключений. Таблицы поиска, которые используются в стеммерах, обычно генерируются в полуавтоматическом режиме. Чтобы избежать проблемы, когда разные слова относятся к одной лемме (ошибка лемматизации), при реализации алгоритма поиска можно использовать предварительную частеречную разметку. Это позволит применять соответствующие для каждой части речи правила нормализации.

Основной недостаток классических стеммеров – они не различают слова, имеющие схожий синтаксис, но абсолютно разные значения, например, в английском языке "news" и "new" для данных стеммеров будут различными формами одного и того же слова. С целью разрешения этой проблемы были реализованы стеммеры на основе корпусов текстов. Ключевой идеей данных стеммеров является создание классов эквивалентности для слов классических стеммеров, которые после разделят некоторые объединенные слова на основе их встречаемости в корпусе. Для определения основы слова алгоритм сопоставляет его с основами из базы данных, используя различные ограничения, такие как длина искомой основы в слове относительно длины самого слова и т.п.

1.2.2 Составление поискового образа документа

Поисковый образ документа(ПОД) - текст, выражающий на информационно поисковом языке основное содержание документа и в последующем используемый для информационного поиска. Для формирования ПОД необходимо выделить из документа ключевую информацию.

Любой алгоритм извлечения ключевых слов/словосочетаний реализует одну или несколько систем распознавания образов, разбивающих входное множество слов на два класса: ключевые и прочие. По наличию элементов обучения выделяют не обучаемые, обучаемые и самообучаемые методы извлечения ключевых слов. Более простые не обучаемые методы подразумевают контекстно-независимое выделение ключевых слов/словосочетаний из отдельного текста на основе априорно составленных моделей и правил. Они подходят для гомогенных по функциональному стилю корпусов текстов, увеличивающихся со временем в объемах, например, научных работ или нормативных актов. Обучаемые методы предполагают использование разнообразных лингвистических ресурсов для настройки критериев принятия решений при распознавании ключевых слов. Здесь большое значение имеет корректное выделение ключевых слов в выборке, используемой для обучения. Среди методов с обучением можно выделить подкласс самообучаемых, если обучение ведется без учителя или с подкреплением (на основе пассивной адаптации). По второму признаку классификации, прежде всего, следует выделить статистические и структурные методы извлечения ключевых слов. Статистические методы учитывают относительные частоты встречаемости морфологических, лексических, синтаксических единиц и их комбинаций. Это делает создаваемые на их основе алгоритмы довольно простыми, но недостаточно точными, т.к. признак частотности ключевых слов не является превалирующим.

Для извлечения ключевых словосочетаний из текста выполняется анализ коллокаций, которые обнаруживаются во время лексического анализа текста. Коллокация состоит из нескольких слов, представляющих собой синтаксически и семантически целостную единицу. При извлечении коллокаций анализируют является ли появление лексических единиц случайным или нет.

В нашем случае ПОД, будет состоять из ключевых слов исходного документа и являться запросом для поисковой системы Google.

1.2.3 Анализ методов извлечения ключевых слов

Существуют следующие категории методов извлечения ключевых слов: статистические, лингвистические, гибридные, которые являются комбинацией первых двух.

В основе лингвистических методов лежат значения слов, семантические данные о слове, а также используются онтологии, которые формализуют знания из некоторой области с помощью концептуальной схемы. При использовании данных подходов возникает трудность, связанная с реализацией онтологий, что само по себе очень трудоёмкий процесс. Часть операций, которая при лингвистическом анализе текстов выполняется вручную, усложняют процесс анализа документов из-за дополнительной возможности возникновения ошибок и неточностей.

Наиболее популярными лингвистическими методами при обработке естественного языка являются лингвистические методы в основе которых лежат графы. Главная задача данных методов представляет собой построение семантического графа. Семантический граф является взвешенным графом. Термины исходного документа будут вершинами в графе. Между вершинами графа есть ребро в том и только в том случае, если присутствует семантическая связь между терминами. Вес в семантическом графе равен значению семантической близости связанных ребром терминов. Поиск ключевых слов осуществляется с помощью алгоритмов обработки графа. Определяющими характеристиками лингвистических методов, основанных на графах, являются способ отбора множества терминов, а также алгоритм определения весов рёбер (семантической близости терминов).

Статистические методы базируются на численных данных о встречаемости слова в тексте. Основными их преимуществами являются относительная простота реализации, универсальность алгоритмов поиска ключевых слов, а также отсутствие необходимости в выполнении трудоемких операций построения лингвистических баз знаний. Максимальную точность и полноту имеют алгоритмы, в основе которых лежат статистические исследования корпусов документов. Алгоритмы, которые предварительно не обрабатывают никаких документов, кроме того, ключевые слова которого необходимо извлечь, обладают сравнительно более низкой точностью. Классическими подходами в области статистической обработки естественного языка можно считать использование метрики TF-IDF и ее модификаций при поиске ключевых слов, а также анализ коллокаций при поиске ключевых словосочетаний. Одним из самых простых статистических методов выделения ключевых слов в тексте является построение множества кандидатов путем ранжирования по частоте встречаемости в исходном документе всех его словоформ или лексем. Фильтрация в данном случае осуществляется через отбор в качестве ключевых наиболее частотных словоформ/лексем.

При реализации статистических подходов для поиска ключевых слов задействованы различные эвристические алгоритмы, обычно приводящие словоформу к ее квази-основе, что достигается посредством выделения у словоформы некоторого количества букв. Данные алгоритмы (стемминг-алгоритмы) обсуждались выше в описании предварительной обработки документа. В ходе алгоритмов стемминга выделялись основы слов, которые затем ранжировались по частоте. Словоформы с наибольшей частотой считаются ключевыми. Статистические методы, обученные для повышения точности поиска ключевых слов на корпусе текстов, достаточно популярны. В тоже время необходимо наличие таких корпусов для каждой определённой предметной области, что значительно затрудняет возможность реализации данных методов. С целью повышения точности описания контента документа разрабатываются методики, у которых мерой релевантности является вес лексемы, полученный посредством определённой комбинации значений различных параметров лексем, таких как, расположения в тексте, статистика совместной принадлежности слов одному и тому же документу и т.п.

Положительными сторонами использования статистических методов является универсальность и относительная простота реализации алгоритмов извлечения ключевых слов, которая связана с отсутствием необходимости выполнять трудоемкие и занимающие огромное количество времени операции для создания лингвистических баз знаний. Однако методы выделения ключевых слов, в основе которых лежит только статистический подход иногда не обеспечивают желаемого качества результатов, особенно невысокие результаты получаются при работе с языками с богатой морфологией, например, с русским языком, в котором лексемы характеризуются огромным количеством словоформ с невысокой частотностью в отдельно рассматриваемом тексте.

Для оценки важности слова в контексте документа рассмотрим более подробно статистическую меру TF-IDF, которая является произведением двух статистик: частоты термина в данном документе и обратной частоты термина в корпусе документов. Существуют различные способы определения данных статистик.

Введём следующие обозначения:

D - корпус документов;

N - размер корпуса документов;

t - термин, важность которого хотим определить в документе d;

n(t) = 1 + количество документов, в которых встречается t;

$f(t,d)$ - частота термина t в документе d .
Способы определения статистики TF:
по частоте встречаемости (raw frequency) формула (1.1);
логический (boolean frequency) формула (1.2);
логарифмически нормализованный (logarithmically scaled frequency) формула (1.3);
нормализованный по максимальной частоте слова (augmented frequency) формула (1.4).

$$tft,d=ft,d$$

(1.1)

$$tft,d=1, \text{ if } ft,d>0, \text{ if } ft,d=0$$

(1.2)

$$tft,d=1+\log(ft,d), \text{ if } ft,d>0, \text{ if } ft,d=0$$

(1.3)

$$tft,d=0.5+0.5*f(t,d)/\max\{ft',d:t'\in d\}$$

(1.4)

Способы определения статистики IDF представлены формулами (1.5) - (1.8).

$$idf_t,D=1$$

(1.5)

$$idf_t,D=\log N+1+nt$$

(1.6)

$$idf_t,D=\log \max\{nt',t'\in d\}+1+n(t)$$

(1.7)

$$idf_t,D=\log N-ntnt$$

(1.8)

Различные варианты схемы взвешивания TF-IDF часто используются поисковыми системами в качестве основного инструмента при ранжировании по релевантности документов для данного поискового запроса. Так же TF-IDF может быть успешно использован при фильтрации стоп-слов в различных предметных областях.

Для повышения точности автоматического обнаружения ключевых слов в тексте используются гибридные методы, представляющие собой комбинацию статистических методов обработки документов, дополненных несколькими лингвистическими процедурами, такими как морфологический, синтаксический, и семантический анализ, а также различными лингвистическими базами знаний. В основе гибридных методов поиска ключевых слов в документе, может лежать обучение на корпусе текстов. Например, метод Кена Баркера, осуществляет поиск в исходном тексте базовых именных групп (БИГ) посредством морфосинтаксического анализа с использованием словарей и расчётом релевантности БИГ. Именные группы, обладающие показателем релевантности выше заданного порога, относятся к ключевым. Одной из разновидностей гибридных методов поиска ключевых слов являются методы на основе машинного обучения, в которых выделение ключевых слов представляет собой задачу классификации. Как известно, для построения обучающей выборки, по которой будет обучен классификатор, необходимы корпуса документов, в которых выделены ключевые слова. Выделенные ключевые слова играют роль положительного примера, остальные слова – отрицательного примера. После этого для всех слов тренировочного текста вычисляется их релевантность, посредством сопоставления каждого из слов с вектором значений различных параметров. Запоминается разница между значениями векторов данных параметров для ключевых и не являющихся таковыми слов. Затем происходит обучение модели посредством расчёта вероятности принадлежности каждого слова к группе ключевых и задания соответствующего порога. Поиск ключевых слов во входном документе осуществляется с помощью классификатора, путем расчёта актуальности слов в соответствии с построенной моделью.

Проанализировав вышеописанные методы, было замечено, что схема выделения ключевых слов в тексте схожа для каждого из них и её можно разбить на следующие шаги:

Предварительная обработка текста, представляющая текст в формате, удобном для последующего анализа. В неё входят следующие операции: фильтрация из исходного текста стоп-слов, не несущих смысловой нагрузки (предлоги, союзы, частицы, местоимения, междометия и т. д.), [12] выделение основы слова;

Отбор кандидатов: выделяются все возможные слова, фразы, термины или понятия (в зависимости от поставленной задачи), которые потенциально могут быть ключевыми;

Анализ свойств: для каждого кандидата нужно вычислить свойства, которые указывают, что он может быть ключевым. Например, кандидат, появляющийся в названии книги, скорей всего является ключевым;

Отбор ключевых слов из числа кандидатов, посредством вычисления весов важности ключевых слов/словосочетаний в контексте документа.

Рисунок 1.2 – Процесс извлечения ключевых слов

В связи с трудоёмкостью реализации собственного лингвистического процессора и недостаточной точностью методов выделения ключевых слов, в основе которых лежит только статистический подход, в данной работе для выделения ключевых слов при составлении ПОД будет использоваться сторонний сервис, использующий гибридный подход для извлечения ключевых слов. Анализ существующих сервисов наиболее популярных в IT сообществе для решения данной задачи будет приведён в следующей главе.

1.3 Поиск релевантных документов в многоязычной информационной среде

При поиске информации в многоязычной информационной среде необходимо сопоставлять запросы и документы, написанные на разных языках. Для разрешения несоответствия языков используется перевод запроса и/или документов перед выполнением поиска. Поэтому правильность перевода одна из главных задач при CLIR.

При разработке собственной поисковой системы, поддерживающей обнаружение информации на языке отличной от языка запроса, можно было бы перевести все имеющиеся документы на все возможные языки запросов.

Рисунок 1.3 – CLIR с переводом документов

Данный подход является вычислительно затратным, а также возникает необходимость хранить переводы всех документов системы на всевозможные языки. Следующий подход реализации многоязычного поиска предлагает все документы и поисковой запрос переводить на промежуточный язык.

Рисунок 1.4 – CLIR с переводом документов и запроса на промежуточный язык

Так же существует 3-й подход, основанный только на переводе запроса. Данный подход является наименее вычислительно затратным, а также не требует дополнительного пространства для хранения переведённых документов, являясь в то же время наиболее предпочтительным для реализации с точки зрения CLIR сообщества.

Рисунок 1.5 – CLIR с переводом запроса

Согласно схеме, изображённой выше (см. Рисунок 1.5) запросом будет является текстовый документ, процесс индексации – процесс построения поискового образа документа.

Сравнительная характеристика 3-х подходов к реализации перевода приведена ниже (см. таблица 1.1).

Параметры
Перевод запроса
Перевод документа
Перевод документа и запроса
Неоднозначность
Высокая
Низкая
Средняя
Дополнительное пространство для хранения
Не требуется
Необходимо
Не требуется
Время перевода

Низкое
Высокое
Высокое
Поиск информации
Двухязычный
Двухязычный
Двухязычный и многоязычный
Гибкость
Высокая
Низкая
Низкая

Таблица 1.1 - Сравнение трех подходов к переводу

Таким образом для исходного текста сначала будет составляться ПОД, а затем выполнять его перевод. Для разрешения лексической многозначности слов при переводе будут использоваться знания, полученные из некоторого тезауруса.

1.3.1 Лексические базы данных. WordNet

Тезаурус – словарь, охватывающий понятия, определения и термины некоторой области знаний. Слова в тезаурусах упорядочены по смысловой близости, а не по алфавиту.

Наиболее распространёнными типами смысловых отношений между словами в тезаурусах являются:

- синонимия, базирующаяся на критерии, что два выражения являются синонимичными в [5] том случае, когда замена одного из них на другое в предложении не [5] изменяет смысл данного предложения, например, быстрый – шустрый, бортпроводница – стюардесса;
- антонимия, основанная на смысловом противопоставлении, например, тёплый – холодный, светло – темно;
- гипо-гиперонимия, представляющая собой отношение общего и частного, например, машина – самосвал;
- меронимия, т.е. отношение часть-целое, например, компьютер – процессор, тетрадь – страница.

Синсетом называется множество слов, связанных отношением синонимии. Синсеты разбивают множество всех лексических единиц на классы эквивалентности. Если для некоторого слова не существует синонимов, то соответствующий ему синсет будет состоять только из одного слова. Разные значения многозначных слов входят и в разные синсеты: золотая (монета) – сделанная из золота; изолотой (работник) – хороший.

WordNet – это огромная свободно распространяющаяся и соответственно общедоступная для загрузки лексическая база знаний для английского языка. WordNet является семантической сетью, узлы которой представляют собой синсеты, связанные различными отношениями, такими как гипонимия, гиперонимия, голонимия, меронимия и т.п. WordNet приобрёл популярность благодаря его содержательным и структурным характеристикам. Принстонский WordNet и все последующие варианты для других языков направлены на отображение состава и структуры лексической системы языка в целом, а не отдельных тематических областей. Для каждого синсета имеется описание на естественном языке, а так же примеры использования входящих в него слов. Лексемы, входящие в состав тезауруса, могут относиться к четырём частям речи: существительное, прилагательное, наречие и глагол. Лексемы различных частей речи хранятся отдельно, и описания, соответствующие каждой части речи, имеют различную структуру. [5]

Синсеты взаимосвязаны между собой посредством концептуально-семантических и лексических отношений. Основным отношением между словами в WordNet является синонимия. Синонимы – слова, которые обозначают одну и ту же концепцию и являются взаимозаменяемыми во многих контекстах. Каждый из 117 000 синсетов WordNet связан с другими синсетами с помощью небольшого числа смысловых отношений. Кроме того, синсет содержит краткое определение и, в большинстве случаев, одно или несколько коротких предложений, иллюстрирующих использование слов из данного синсета. Формы слов с несколькими различными значениями представлены в виде множества различных синсетов. Синонимы обязаны быть взаимозаменяемыми хотя бы в некотором непустом множестве контекстов. Для отношения синонимии не требуется заменимость всех синонимов во всех контекстах, в противном случае количество синонимов было бы слишком малым в языках. Существительные в WordNet могут иметь следующие семантические отношения: синонимия, антонимия, гипонимия/гиперонимия, меронимия.

Наиболее часто встречающимся отношением между синсетами является гиперонимия и гипонимия. Гиперонимия связывает более общие синсеты, такие как мебель, с более специфическими, такими как кровать. Таким образом, согласно WordNet в категорию мебели входит кровать, которая, в свою очередь, включает в себя двухъярусную кровать. Наоборот, понятия типа кровати и двухъярусной кровати составляют категорию мебели. Отношение гипонимии является переходным: если кресло является своего рода стулом, а стул есть мебель, то кресло является своего рода мебелью. СинсетА – гипонимсинсетаВ, в том случае, когда существуют предложения типа А есть (является разновидностью) В. И соответственно наоборот синсетА – гиперонимсинсетаВ, в том случае, когда существуют предложения типа А имеет разновидность В.

Меронимия или другими словами отношение «часть-целое» имеет место между синсетами, такими как, например, стул и спинка, стул и ножки. В WordNet определены три подвида отношения часть-целое: быть частью, быть элементом, быть сделанным из. Части у различных сущностей могут иметь одинаковое название, например, острое может быть у иглы, карандаша, стрелы, ножа, булавки и т.д. Таким образом А является меронимомВ, в том случае, если предложения вида А содержит В и А является частью В естественны для А и В, интерпретируемых как родовые понятия.

Так же в WordNet выделяют 2 категории глаголов согласно их смысловому значению: глаголы, обозначающие действия (действия и события), и глаголы состояния. Среди глаголов действий и событий выделяют следующие 14 групп: контакта, движения, коммуникации, восприятия, изменения, соревнования, познания, создания, эмоций, потребления, обладания, относящиеся к социальному поведению и [8] глаголы ухода за телом. [8] Однако, в связи с тем, что нельзя однозначно отнести многие глаголы к той или иной группе, границы между группами точно не установлены. Отношение логического следования устанавливается междусинсетами глаголовАиВ, если из того что выполняется А, следует, что выполняется В, например, из того, что девушка говорит, следует, что девушка издаёт звуки.

Для установления иерархических отношений между глаголами было введено отношение тропонимии. То есть делатьАозначает делатьВв определённой форме. Например, "Шептать – это тихо разговаривать". Отношениетропонимии– особый вид отношения следования. Отношение причины связывает два глагольныхсинсета, один из синсетов называетсярезультатив, а второй каузатив. Отношение причины также может являться особым случаем отношения следования. Если Авлечёт за собойВ, то изВтакже логически следуетА.

Большинство отношений WordNet связывают слова, являющиеся одной частью речи. Таким образом можно сказать, что WordNet действительно состоит из четырех подсетей, по одной для существительных, глаголов, прилагательных и наречий, с несколькими перекрестными POS-указателями.

В данной работе знания, полученные из тезаурусов, будут использоваться для разрешения лексической многозначности при переводе, что позволит избежать самостоятельного обучения системы на большом корпусе размеченных документов. Более подробно алгоритм использования тезаурусов при переводе будет описан в главе 2.

1.4 Постановка задачи

Требуется разработать мобильное приложение под ОС Android, обеспечивающее поиск в сети интернет по заданному текстовому документу релевантных ему документов. Релевантные документы могут быть в том числе представлены на языке отличном от языка исходного документа.

Поставленная задача разбивается на следующие подзадачи:

- Разработать алгоритм составления ПОД;
- Разработать алгоритм разрешения лексической многозначности при переводе;
- Разработать структурно-функциональную схему системы поиска релевантных документов;
- Реализовать мобильное приложение.

1.5 Выводы

В результате исследований предметной области получено:

Для осуществления поиска по заданному текстовому документу релевантных ему документов в сети интернет можно воспользоваться одним из следующих способов: разработать собственную поисковую систему; для заданного документа составить ПОД, который будет представлять собой запрос для уже существующих поисковых систем;

Для извлечения ключевой информации из текста используются статистические, лингвистические и гибридные методы, каждый из которых обладает определёнными преимуществами, связанными с оценками точности и полноты извлечения, а также простотой реализации;

Правильность перевода является одной из главных задач при поиске релевантных документов, представленных на языке отличном от языка исходного запроса.

Выполнить предварительную обработку документа: токенизация, stemming, фильтрация стоп слов;

Определить для токенов важность их в контексте соответствующего документа;

Исходя из рассчитанных весов важности определить набор ключевых слов, который и будет являться ПОД.

Рассмотрим популярные в IT сообществе сервисы и инструменты, позволяющие извлекать ключевую информацию из текста.

2.1 Сравнение сервисов и инструментов для извлечения ключевой информации из текста

OpenCalais представляет собой web-сервис, разработанный компанией Thomson Reuters, одной из функций которого является извлечение ключевых слов из текстов на естественном языке. Он является бесплатным и также доступен для коммерческого использования. В основе OpenCalais лежат методы обработки естественного языка, а также заранее подготовленные онтологии для различных предметных областей и машинное обучение. Первоначально над входным текстом выполняется графематическая и морфологическая разметка, затем полученные в ходе разметки словосочетания проходят идентификацию посредством обученной модели классификации именованных сущностей, между которыми осуществляется поиск семантических отношений. Полученный в результате граф сущностей и отношений между ними конвертируется в набор RDF-троек. Поддерживаемые языки: английский, французский и испанский. Ограничения на передаваемый размер файла 100кб, 50000 запросов в сутки, до 4 запросов в секунду по одному ключу.

IBM's Watson Natural Language Understanding Service предоставляет возможность распознавать эмоциональную окраску, выделять SAO, ключевые слова, а также выполнять множество других операций над текстом на естественном языке. Входными данными для данного сервиса может являться как обычный текст, html, так и url-адрес некоторого веб-сайта. Сервис предварительно очищает HTML перед анализом, удаляя большинство рекламных объявлений и другой нежелательный контент. Для извлечения ключевых слов поддерживаются языки: английский, французский, немецкий, итальянский, португальский, русский, испанский. Для выделения SAO: английский и испанский. Ограничения для бесплатной версии: 1000 запросов в сутки. Размер исходного текста не должен превышать 51 200 символов, что приблизительно эквивалентно 20 страницам текста, написанного шрифтом TimesNewRoman размером 14 пунктов.

Yahoo Content Analysis (ранее Yahoo! Term Extraction Web Service) — сервис, задействованный в работе поисковой системы Yahoo! Search. Имеет возможность обнаруживать ключевые фразы из текста на естественном языке. Подход к извлечению терминов в документации не описан. Обмен данными с пользователем осуществляется в форматах XML и JSON. Ограничение - 5000 запросов в сутки. Для коммерческого использования сервис не доступен.

Extractor набор инструментов разработчика для автоматического извлечения терминов. Предназначен для обработки естественного языка. В основе системы Extractor, согласно документации, лежит машинное обучение, генетические алгоритмы, а также статистические методы обработки естественного языка. Перед использованием систему нужно обучить на корпусе текстов, который предварительно был размечен.

Mining Cloud (ранее Text Analytics) — сервис, предназначенный для поиска информации и анализа содержания текстов, в основе которого лежат методы обработки естественного языка, а также машинное обучение. Mining Cloud позволяет пользователям встраивать текстовую аналитику и семантическую обработку в любое приложение или систему достаточно простым способом благодаря облачной инфраструктуре, с которой легко интегрироваться. Mining Cloud предоставляет следующую функциональность: извлечение темы, посредством распознавания именованных сущностей в тексте; классификация текстов через присваивание им одной или нескольких категорий в предопределенной таксономии (сервис включает несколько стандартных таксономий классификации из коробки); определение эмоциональной окраски (положительная, отрицательная, нейтральная) документа или его отдельных частей. Сервис также предлагает расширенные API-интерфейсы, такие как дополнительные тезаурусы, таксономии и т.п., оптимизированные для разных отраслей и сценариев приложений. Большинство данных API доступны на следующих языках: английском, испанском, французском, итальянском, португальском.

Stanford's Core NLP Suite предоставляет набор инструментов для анализа текста на естественном языке. Система поддерживает английский, китайский, французский, немецкий и испанский языки и включает в себя инструменты для разметки текста (разбиение текста на слова), определение базовой формы слова, части речи, извлечение именных сущностей, ключевых слов и т.д. Stanford CoreNLP предназначен для того, чтобы очень легко применить большое число инструментов лингвистического анализа к фрагменту текста, написав несколько строк кода, CoreNLP является достаточно гибким и расширяемым. Stanford CoreNLP объединяет многие инструменты Stanford's NLP, включая частеречную разметку, распознавание именованных сущностей, синтаксический анализатор, определение эмоциональной окраски фрагмента текста и т.д.

Natural Language Toolkit - пакет библиотек и программ, предназначенный для анализа естественного языка в приложениях, разработанных на языке Python. Он предоставляет возможность выполнять следующие операции над исходным текстом: классификация, токенизация, stemming, тэгирование и т.д. Существует подробная документация по данному пакету, в том числе объясняющая основные концепции, встречающиеся в задачах обработки естественного языка, которые можно решить с помощью данного пакета.

Apache OpenNLP - интегрированный пакет инструментов, предназначенных для обработки текста на естественном языке и **работающих на основе машинного обучения**. **Пакет работает на платформе Java и ^[13] поддерживает наиболее распространенные задачи обработки естественного языка**, такие как токенизация, сегментирование предложений, частеречная разметка, извлечение именованных сущностей и т.д. Работать с данным пакетом можно посредством прикладного программного интерфейса или через командную строку. Apache OpenNLP можно использовать на условиях лицензии Apache License. Исходный код данного пакета присутствует на официальном сайте проекта.

В качестве сервиса/инструмента для извлечения ключевой информации из текста был выбран IBM's Watson Natural Language Understanding Service. При выборе учитывались следующие параметры:

Простота интеграции и отсутствие необходимости в поднятия собственного сервера;

В качестве входных данных можно передавать, как обычный текст, так и url-адрес веб-страницы, в последнем случае сервис на этапе предварительной обработки очистит веб-страницу от рекламы и другого нежелательного контента;

Поддерживает языки: английский, русский, французский, немецкий, итальянский, португальский, испанский;

Наличие бесплатной версии API.

Перед началом взаимодействия с IBM's Watson Natural Language Understanding Service нужно зарегистрироваться в среде IBM BLUEMIX. По окончании регистрации будут выданы логин и пароль, которые в последствии нужно использовать при отправке запросов.

В качестве примера использования данного сервиса будет выполнено извлечение ключевых слов из статьи на английском языке, посвященной лечению рака. Входными данными для сервиса является url данной статьи: <https://www.cancer.gov/about-cancer/treatment> отправка которого будет осуществляться на адрес: <https://gateway.watsonplatform.net/natural-language-understanding/api/v1/analyze?version=2017-02-27>. Список необходимых операций, которые надо выполнить над исходным текстом передаётся через параметр "features": features= keywords. Количество извлекаемых ключевых слов ограничивается через параметр: keywords.limit=6. Ответ с сервера будет иметь следующий вид (см. рисунок 2.1).

Рисунок 2.1 – Извлечённые из статьи ключевые слова

2.2 Разрешение лексической многозначности слов при переводе

Под неоднозначностью/многозначностью языкового выражения **понимают наличие у него одновременно нескольких различных смыслов**.^[3] Многозначность подразделяется на следующие типы: лексическую, синтаксическую и речевую, однако в рамках данной работы мы будем рассматривать разрешение именно лексической (WSD). Например, слово "ключ" может употребляться в одном из следующих значений: **ключ как инструмент для открывания и ключ как источник воды**.^[3]

Процесс разрешения требует нескольких вещей: системы словарных^[3] знаний для определения множества значений слов^[3] и корпусов текстов для разрешения. Знания являются одними из ключевых моментов разрешения многозначности: они предоставляют данные, на которые опирается сам процесс разрешения. Эти данные могут быть как корпуса текстов, так и словари,^[3] тезаурусы, глоссарии, онтологии и т. д. **Для определения качества разрешения многозначности обычно используются два параметра: точность и полнота**.^[4] разрешения.

Среди основных методов разрешения лексической многозначности выделяют: методы, использующие внешние источники информации, и методы, базирующиеся на машинном обучении, работающие на размеченных корпусах текстов. Также применяются комбинации этих методов. По другой классификации, методы разрешения лексической многозначности различают по типу используемых внешних источников информации: **структурированные источники данных (машинночитаемые словари, тезаурусы, онтологии)**,^[15] **неструктурированные источники данных в виде корпусов**.

Далее будут представлены примеры методов и алгоритмов разрешения лексической многозначности, разбитые на группы:^[15]

методы, использующие нейронные сети;

бустинг;

лексические цепочки – построение последовательности семантически связанных слов;

метод ансамбля байесовских классификаторов и сочетаемостные ограничения на основе байесовских сетей;

контекстная кластеризация – кластеризация контекстных векторов, где разные кластеры соответствуют разным значениям слова;^[15]

методы, основанные на использовании тезаурусов, словарей.

2.2.1 Методы на основе нейронных сетей, построенных по данным машинночитаемых словарей

В [151] типичной нейронной сети на вход подается слово, значение которого требуется установить, т. е. целевое [151] слово, а также контекст, [151] его содержащий. Узлы выхода соответствуют различным значениям слова. В процессе обучения, когда значение тренировочного целевого слова известно, веса связывающих узлы соединений [151] настраиваются таким образом, чтобы по окончании обучения выходной узел, соответствующий истинному значению целевого слова, имел наибольшую активность. Веса соединений могут быть положительными или отрицательными и настраиваются посредством рекуррентных алгоритмов (алгоритм обратного распространения ошибки, рекуррентный метод наименьших квадратов и т. д.). Сеть может содержать скрытые [151] слои, состоящие из узлов, соединенных как прямыми, так и обратными связями. [151]

Целевое слово представлено узлом, соединенным активирующими связями со смысловыми узлами, представляющими все возможные значения слова, имеющиеся в словарных статьях. Каждый смысловой узел, в свою очередь, соединен активирующими связями с узлами, представляющими слова в словарной статье, соответствующей толкованию данного значения. Процесс соединения повторяется многократно, создавая сверхбольшую сеть взаимосвязанных узлов. В идеале сеть может содержать весь словарь. [151]

При запуске сети первыми активируются узлы входного слова (согласно принятой кодировке). Затем каждый входной узел посылает активирующий сигнал своим смысловым узлам, с которыми он соединен. В результате сигналы распространяются по всей сети в течение определенного числа циклов. В каждом цикле узлы слова и его значений получают обратные сигналы от узлов, [151] соединенных с ними. Узлы конкурирующих значений посылают взаимно подавляющие сигналы. Взаимодействие сигналов обратной связи и подавления, в соответствии со стратегией "победитель получает все", позволяет увеличить активацию узлов-слов и соответствующих им правильных узлов-значений, одновременно уменьшая активацию узлов, соответствующих неправильным значениям. После нескольких десятков циклов сеть стабилизируется в состоянии, в котором активированы только узлы-значения с наиболее активированными связями с узлами-словами. При обучении сети используется метод обратного распространения (back propagation).

2.2.2 Бустинг [151]

Бустинг – это общий и [151] доказуемо эффективный метод получения очень точного правила предсказания путем комбинирования грубых и умеренно неточных эмпирических правил. [151]

Рассмотрим бустинг на примере алгоритма AdaBoost. AdaBoost является адаптивным алгоритмом, поскольку он может адаптироваться к уровням ошибок отдельных слабых гипотез. [151] На вход алгоритма поступает обучающая выборка, где каждый [151] элемент принадлежит некоторому домену или признаковому пространству X и каждая метка [151] y_i принадлежит некоторому набору меток Y . Для каждого обучающего примера вес распределения для целых обозначается [151] $D_t(i)$, где – это шаг алгоритма. За начальное распределение весов принимается $D_1(i)=1/m$. Пусть метки принимают значения из множества $= \{-1, 1\}$. Далее на каждом шаге t , где $t = 1, \dots$, выполняется обучение с использованием текущего распределения [151] D_t , после чего строится слабая гипотеза: [151]

$h_t: X \rightarrow \{-1, 1\}$, $et = i: h_t(x_i) \neq y_i$

(2.1)
где- ошибка первого рода, по которой выбирается уровень значимости:

$\alpha_t = 1/2 \ln(1 - \epsilon_t)$

(2.2)
и строится новое распределение для следующего шага:

$D_{t+1}(i) = D_t(i) e^{-\alpha_t y_i h_t(x_i)}$, если $h_t(x_i) = y_i$, если $h_t(x_i) \neq y_i$

(2.3)

Конечная гипотеза H – это среднее из большинства решений слабых гипотез, где [151] α_t – вес, присвоенный гипотезе [151] h_t :

$H(x) = \text{sign}(\sum \alpha_t h_t(x))$

(2.4)

Идея алгоритма заключается в определении набора весов для обучающей выборки. Первоначально все веса примеров устанавливаются равными, но в каждом цикле веса неправильно классифицированных по гипотезе примеров увеличиваются. Таким образом получаются веса, которые относятся к сложным примерам. Основное [151] свойство AdaBoost – это способность алгоритма уменьшать ошибку обучения. [151] AdaBoost также относительно быстро и просто запрограммировать. Он не имеет никаких параметров для настройки, за исключением количества циклов и [151] не требует никаких предварительных знаний о слабом обучаемом и поэтому может быть скомбинирован с любым методом для нахождения слабых гипотез. Недостатки метода заключаются в следующем: фактическая производительность бустинга на конкретной задаче явно зависит от данных и [151] слабо обучаемого алгоритма. Теоретически бустинг может выполняться плохо, если данных недостаточно, слабые гипотезы слишком сложные или, наоборот, слишком слабые. Также бустинг особенно восприимчив к шуму.

2.2.3 [151] Использование лексических цепочек для разрешения многозначности

Рассмотрим пример разрешения многозначности с использованием лексических цепочек на основе тезауруса WordNet. Метод построения лексических цепочек включает шаги:

Выбирается набор слов-кандидатов [151] на включение в цепочки ([2] существительные и составные существительные). [21]

По словарю строится список всех значений для каждого слова-кандидата. [151]

Для каждого значения каждого [151] слова-кандидата [21] находится расстояние до каждого слова во всех уже построенных цепочках (слово в цепочке имеет строго определенное значение, задаваемое другими словами в той же цепочке). Между двумя словами есть отношение, [151] если мало расстояние между этими словами в тексте [151] или между значениями этих слов существует путь в тезаурусе WordNet. Выделяют три вида отношений:

Extra-strong отношение существует для слов, повторяющихся в тексте. Повтор может быть на любом расстоянии от первого употребления слова.

Strong отношение определено между словами, связанными отношением в WordNet. Два таких слова должны находиться в окне не более семи предложений.

Medium-strong отношение указывается для слов, синсеты которых находятся на расстоянии больше одного в WordNet (но есть еще и дополнительные ограничения на путь между синсетами). Слова в тексте должны находиться в пределах трех предложений.

Слово-кандидат добавляется в цепочки, со словами которых найдена связь. Смысловая неоднозначность устраняется, в цепочку добавляется не просто слово, а его конкретное значение (благодаря выбору значения в словаре на шаге 2).

Для выбора приоритетной цепочки (для вставки слова-кандидата) отношения упорядочены так: extra-strong, strong, medium-strong. [151] Цепочки можно выбирать жадным алгоритмом, при этом слово-кандидат попадает ровно в одну цепочку и после этого выбор уже не может быть изменен, даже если последующий текст покажет ошибочность первоначального решения. [151] Так же приоритетную цепочку можно выбирать по схеме, требующей рассмотрения всех возможных цепочек. Таким образом, будут сформированы цепочки с учетом всех возможных значений слов с последующим выбором наилучшей цепочки.

2.2.4 [151] Разрешение лексической многозначности методом ансамбля [151] байесовских классификаторов

Наивный байесовский классификатор – это простой вероятностный классификатор на основе применения теоремы Байеса. Для различения значений учитывается совместная встречаемость слов в окне заданного размера в текстах корпуса. [151] При разрешении лексической многозначности, представленном в виде задачи обучения с учителем, применяют статистические методы и методы машинного обучения к размеченному корпусу. В таких методах словам корпуса, для которых указано значение, соответствует набор языковых свойств. [151]

Подход основан на объединении ряда простых классификаторов в ансамбль, который разрешает многозначность с помощью голосования простым большинством голосов. В [151] проблеме разрешения лексической многозначности существует понятие контекста, в котором встречается многозначное слово. Этот контекст представляется в виде функции переменных $F_1, F_2, \dots, [151] F_n$, а значение многозначного слова представлено в виде классификационной переменной S . Все переменные бинарные. Переменная, соответствующая слову из контекста, принимает значение "ИСТИНА", если это слово находится на расстоянии определенного количества слов слева или справа от целевого слова. Совместная вероятность наблюдения определенной комбинации переменных контекста с конкретным значением слова выражается следующим образом: [151]

$p(F_1, F_2, \dots, F_n, S) = p(S) \prod_i p(F_i | S)$

(2.5)

Для оценки параметров достаточно знать частоты событий, описываемых взаимозависимыми переменными [151] F_i , S . Эти значения соответствуют числу

предложений, где слово, представляемое [15] Fi, встречается в некотором контексте многозначного слова, упомянутого в значении. Если возникают нулевые значения параметров, то они сглаживаются путем присвоения им по умолчанию очень маленького значения. После оценки всех параметров модель считается обученной и может быть использована в качестве классификатора.

Контекст представлен в виде [15] bag-of-words (модель “мешка слов”). В этой модели выполняется следующая предобработка текста: удаляются знаки препинания, все слова переводятся в нижний регистр, все слова приводятся к их начальной форме (лемматизация). Контексты делятся на два окна: левое и правое. В первое попадают слова, встречающиеся слева от неоднозначного слова, и, соответственно, во второе [15]

– встречающиеся справа. Окна контекстов могут принимать 9 различных размеров [15]: 0, 1, 2, 3, 4, 5, 10, 25 и 50 слов. Первым шагом в ансамблевом подходе является обучение отдельных наивных байесовских классификаторов для каждого из 81 возможных сочетаний левого и правого размеров окон. [15] Наивный байесовский классификатор (,) включает в себя слов слева от неоднозначного слова и слов справа. Исключением является классификатор (0, 0), который не включает в себя слов ни слева, ни справа. В случае нулевого контекста классификатору присваивается априорная вероятность многозначного слова (равная вероятности встретить наиболее [15] употребляемое значение). Следующий шаг при построении ансамбля – это выбор классификаторов, которые станут членами ансамбля. 81 классификатор группируется в три общие категории, по размеру окна контекста. Используются три таких диапазона: узкий (окна шириной в 0, 1 и 2 слова), средний (3, 4, 5 слов), широкий (10, 25, 50 слов). Всего есть 9 возможных комбинаций, поскольку левое и правое окна отделены друг от друга. Например, наивный байесовский классификатор (1, 3) относится к диапазону категории (узкий, средний), поскольку он основан на окне из одного слова слева и окне из трех слов справа. Наиболее точный классификатор в каждой из 9 категорий диапазонов выбирается для включения в ансамбль. Затем каждый из 9 членов классификаторов голосует за наиболее вероятное значение слова с учетом контекста. После этого ансамбль разрешает многозначность путем присвоения целевому слову значения, получившего наибольшее число голосов. [15]

Для разрешения многозначности [15] можно так же воспользоваться построением сочетаемостных ограничений на основе байесовских сетей. [15] Сочетаемостные ограничения – это закономерности использования глагола относительно семантического класса его параметров (субъект, объект (прямое дополнение) и косвенное дополнение. Модели автоматического построения [15] сочетаемостных ограничений важны сами по себе и имеют приложения в обработке естественного языка. Сочетаемостные ограничения глагола могут применяться для получения возможных значений неизвестного параметра при известных глаголах. [15] При построении предложения [15] сочетаемостные ограничения позволяют отранжировать варианты и выбрать лучший среди них. Исследование [15] сочетаемостных ограничений могло бы помочь в понимании структуры ментального лексикона. Системы обучения [15] сочетаемостных ограничений без учителя обычно комбинируют статистические подходы и подходы, основанные на знаниях. Компонент базы знаний – [15] это обычно база данных, в которой слова сгруппированы в классы.

Статистический компонент состоит из пар предикат-аргумент, извлеченных из неразмеченного корпуса. В тривиальном алгоритме можно было бы получить список слов (прямых дополнений глагола), и для тех слов, которые есть в WordNet, вывести их семантические классы. [15] Семантическим классом называется синсет тезауруса WordNet, т.е. класс соответствует одному из значений слова. Таким образом, в тривиальном алгоритме на основе данных WordNet можно выбрать классы (значения слов), с которыми употребляются (встречаются в корпусе) глаголы. [15]

Байесовские сети, или байесовские сети доверия (БСД), состоят из множества переменных (вершин) и множества ориентированных ребер, соединяющих эти переменные.

Такой сети соответствует ориентированный ациклический граф. Каждая переменная может принимать одно из конечного числа взаимоисключающих состояний. Пусть все переменные будут бинарного типа, т. е. принимают одно из двух значений: истина или ложь. Любой переменной A с родителями 1, ..., соответствует таблица условных вероятностей. [15] Иерархия существительных в WordNet представлена в виде ориентированного ациклического графа. Синсет узла принимает значение “истина”, если глагол “выбирает” существительное из набора синонимов. Априорные вероятности задаются на основе двух предположений: во-первых, маловероятно, что глагол будет употребляться только со словами какого-то конкретного синсета, и во-вторых, если глагол действительно употребляется только со словами из данного синсета (например, синсет ЕДА), тогда должно быть правомерным употребление этого глагола с гипонимами этого синсета (например, ФРУКТ).

Те же предположения, что для синсетов, верны и для употреблений слов с глаголами:

слово, вероятно, является аргументом глагола в том случае, если глагол употребляется с каким-либо из значений этого слова;

отсутствие связи глагол-синсет говорит о малой вероятности того, что слова этого синсета употребляются с глаголом.

Словам “вероятно” и “маловероятно” должны быть приписаны такие числа, сумма которых равна единице.

2.2.5 [15] Контекстная кластеризация

Каждому вхождению анализируемого слова в корпус соответствует контекстный вектор. Выполняется кластеризация векторов, где разные кластеры соответствуют разным значениям слова. Алгоритмы кластеризации полагаются на дистрибутивную гипотезу, в [15] соответствии с которой слова, употребляемые в схожих контекстах, считаются близкими по смыслу. [15]

При решении задачи различения значений используются контекстные вектора: если целевое слово встречается в тестовых данных, то контекст этого слова представляется в виде вектора контекста. Вектор контекста – это средний вектор по векторам свойств каждого из слов контекста. Вектор свойств содержит информацию о совместной встречаемости данного слова с другими словами, этот вектор строится по данным корпуса текстов на этапе обучения. [15]

Первоначально строится матрица совместной встречаемости слов по данным обучающего [15] корпуса. Вектор свойств (строка матрицы) содержит информацию о совместной встречаемости данного слова с другими. [15] После создания матрицы выполняется разделение тестовых данных, т. е. группировка примеров употреблений (фраз) с целевым словом. Каждому слову в примере употребления в тестовых данных соответствует вектор свойств из матрицы встречаемости. [15] Таким образом, набор тестовых данных, включающих употребление исследуемого слова, преобразуется в набор контекстных векторов, каждый из которых соответствует одному из употреблений целевого слова.

Различение значений происходит путем кластеризации контекстных векторов с помощью разделяющего [15] или иерархического “сверху вниз” [15] алгоритма кластеризации. Получающиеся кластеры составлены из употреблений близких по значению фраз, и каждый кластер соответствует отдельному значению целевого слова. [15] Векторы свойств, полученные по небольшому корпусу текстов, имеют очень малую размерность (несколько сотен), что не позволяет полностью описать закономерности совместной встречаемости слов. Для решения этой проблемы векторы свойств слов расширяются содержательными словами, [15] извлеченными из словарных толкований разных значений данного слова. [15]

Метод кластеризации может быть полезен при различении значений слов без учителя при небольшом количестве обучающих данных.

2.2.6 [15] Методы, основанные на использовании тезаурусных знаний

Одним из способов использования тезаурусных знаний является расчёт семантической близости между контекстом вхождения многозначного слова и всеми синсетами, каждый из которых соответствует одному из [15] значений. [15] Данный способ можно реализовать на основе сравнения [14] близости путей между синсетами слов контекста и синсетами [14] слова, значение которого для данного контекста хотим определить.

В качестве примера одного из данных методов рассмотрим метод Леска, который основан на поиске значения слов в списке словарных определений с учетом контекста, в котором используется данное слово. Основным критерием при выборе значения является следующее правило: заложенный в этом определении смысл должен был частично совпадать со смыслом значений соседних слов в контексте.

Метод леска можно разбить на следующие шаги:

Для исходного слова выделяется контекст, размер которого не более 5 ближайших по расположению слов;

Для каждого слова из контекста осуществляется поиск всех его определений в словаре. V – множество слов, содержащихся в определениях;

Сопоставляются каждое определения исходного слова cV. В случае если какое-либо из слов, принадлежащих V, присутствует в определении, то этому определению дается балл;

Наиболее вероятным значением является то, определение которого набрало наибольшее количество баллов.

При определении значения слова актуального данному контексту в конструкции более длинной, чем несколько слов, так же можно использовать упрощенный алгоритм Леска. В котором пересечение осуществляется между описаниями значений слов и контекстами данных слов в тексте. Кроме толкований словаря для улучшения точности можно дополнительно использоваться размеченные корпуса, а также примеры использования различных значений данного слова.

В качестве одного из примеров разрешения многозначности для английского языка на основе тезауруса WordNet с использованием метода Леска можно привести следующий пример: в словосочетании “pine cones” нужно определить значения для [15] каждого из слов. [15] Для [15] каждого из слов [15] имеем следующие таблицы (см. таблицу 2.1 – 2.2), в столбцах которых указаны соответственно: слово, номер значения, количество пересечений со значениями других слов из контекста, часть определения.

Слово
№
Пересечений
Определение
pine
1
3

kinds of evergreen tree with needle-shaped leaves[4]
cone
2
0

waste away through sorrow or illness[4]
Таблица 2.1 — Таблица значений “pine”

Слово
№
Пересечений
Определение
cone
1
0

solid body which narrows to a point[4]
cone
2
1

something of this shape whether solid or hollow[4]
cone
3
2

fruit of certain evergreen trees[4]
Таблица 2.2 — Таблица значений “cone”

Максимальное пересечение достигается между первым определением слова “pine” и третьем определением слова “cone”, следовательно, эти значения являются наиболее подходящими согласно методу Леска.
Недостатком алгоритма Леска является, то что при разрешении многозначности очередного слова не учитываются уже найденные значения других слов из контекста, таким образом алгоритм выполняется для каждого слова отдельно.

В данной работе для разрешения лексической многозначности при переводе будет использован метод, основанный на использовании тезаурусных знаний, который позволит избежать самостоятельного обучения системы на большом корпусе размеченных документов. Основные этапы применения метода следующие: для исходного ключевого слова будет выделяться контекст, для всех слов контекста из многоязычного тезауруса будут извлекаться соответствующие им толкования, синонимы, а также примеры их употребления. Затем будет осуществляться пересечение между описанием значений и соответствующими синонимами ключевого слова, а также контекстом его употребления и информацией, извлечённой из тезауруса. Значение ключевого слова, которое будет иметь наибольшее количество пересечений и будет искомым. В качестве многоязычного тезауруса воспользуемся BabelNet.

BabelNet - это многоязычный энциклопедический словарь материалы которого доступны на 284 языке с лексикографическим и энциклопедическим охватом терминов, а также семантическая сеть, которая связывает понятия и именованные сущности большой сетью семантических отношений, состоящей из около 15 миллионов синсетов. Каждый синсет представляет собой определенное значение и содержит все синонимы, которые выражают это значение на разных языках.

На данный момент BabelNet получается из автоматической интеграции:

- WordNet (версия 3.0);
- Open Multilingual WordNet (январь 2017);
- OmegaWiki - большой многоязычный словарь (январь 2017);
- Wikipedia - крупнейшая многоязычная веб-энциклопедия (январь 2017);
- Wiktionary (февраль 2017);
- Wikidata (январь 2017);
- Wikiquote - многоязычный сборник цитат и творческих работ (март 2015);
- VerbNet (версия 3.2);
- Microsoft Terminology (июль 2015);
- GeoNames - свободная географическая база данных, содержащая более восьми миллионов названий городов (апрель 2015);
- WoNeF - французский перевод WordNet (февраль 2017);
- ItalWordNet - лексико-семантическая база данных для итальянского языка (февраль 2017);
- ImageNet - база данных изображений, организованная в соответствии с иерархией WordNet (2011);
- FrameNet (версия 1.6);
- WN-Map - сопоставления между версиями WordNet (2007);
- Korean WordNet (январь 2017);
- GAWN WordNet - база данных, состоящая из ирландских слов и семантических отношений между ними (январе 2017).

Использовать данный тезаурус можно бесплатно под лицензией CC BY-NC-ND 4.0. Ограничение на число запросов - 50000 в сутки.

В качестве примера будет выполнено разрешение лексической многозначности при переводе первых 3 ключевых слов, извлечённых в предыдущей главе с помощью IBM’s Watson Natural Language Understanding Service. Перевод будет осуществляться на русский и французский языки. Множество синсетов, извлечённых из BabelNet, для ключевых слов “clinical trials”, “treatment”, “cancer” приведены ниже (см. Таблица 2.1-2.3).

Синсет и соответствующие ему значения

Русский перевод

Французский перевод

clinical trial, clinical test, Clinical trials, Clinical research trial, Clinical researcher, Clinical studies, Clinical study, Comparator Sourcing, Controlled clinical trial, Controlled trials, Device Clinical Trials, Drug studies, Drug tester, Drug trial, Human testing, Non-controlled studies, Novoclinica, Online clinical trial, Online clinical trials, Pharmaceutical testing, Pharmaceuticals testing, Placebo group, Study population, Uncontrolled trial.

A rigorously controlled test of a new drug or a new invasive medical device on human subjects; in the United States it is conducted under the direction of the FDA before being made available for general clinical use.[1]

Trials are prospective biomedical or behavioral research studies on human subjects that are designed to answer specific questions about biomedical or behavioral interventions, generating safety and efficacy data.

Клинические исследования, Клинические испытания

Essai clinique, étude clinique

Таблица 2.3 – Синсеты для “clinical trials”
Синсет и соответствующие ему значения
Русский перевод
Французский перевод
treatment, intervention

Provided to improve a situation (especially medical procedures or applications that are intended to relieve ^[1] disease or injury).
Medical care for an disease or injury.
A treatment or cure is applied after a medical problem has already started.
лечение
traitement
treatment, handling

The management of someone or something. ^[1]
обращение
traitement
A manner of dealing with something artistically
трактовка
traitement
discourse, treatment, discussion, speech

An extended communication ^[1] dealing with some particular topic. ^[1]
Дискурс, доклад, лекция
discours, discours politique, discours public

Таблица 2.4 – Синсеты для “treatment”
Синсет и соответствующие ему значения
Русский перевод
Французский перевод
cancer, malignant neoplastic disease, malignant neoplasm, malignant tumor, primary cancer

Any malignant growth or tumor caused by abnormal and uncontrolled cell division; it may spread to other parts of the body through the lymphatic system or the blood stream. ^[1]
Group of diseases defined by unregulated cell growth and proliferation.
A disease in which the cells of a tissue undergo uncontrolled (and often rapid) proliferation.
Cancer is a class of diseases in which a group of cells display uncontrolled growth.
Disease of uncontrolled cellular proliferation.
рак, злокачественная опухоль
cancer, tumeur maligne
Cancer, Cancer constalation, Cancer constellation, Carcinos, Carcinus

A small zodiacal constellation in the northern hemisphere; between Leo and Gemini.

A ^[1] constellation of the zodiac supposedly shaped like a crab.
Cancer is one of the twelve constellations of the zodiac.
Cancer is the fourth astrological sign, which is associated with the constellation Cancer.

Рак
Cancer
Cancer are a British death/thrash metal band formed in Ironbridge, Telford, Shropshire in 1988.
Cancer
Cancer
Cancer is the first full-length studio album by Australian hardcore/metalcore band Confession, released on 10 September 2009, through Resist Records.
Cancer
Cancer

Таблица 2.5 – Синсеты для “cancer”

Из приведённых выше таблиц следует, что “clinical trials” переводится однозначным образом как “клинические исследования”/“essai clinique” на русский/французский язык соответственно.

Для разрешения лексической многозначности при переводе “treatment” и “cancer” нужно сначала выделить контекст их употребления. Данные слова встречаются в предложении “The types of treatment that you have will depend on the type of cancer you have and how advanced it is.”. SAO для данного предложения будет выделено с помощью IBM’s Watson Natural Language Understanding Service с параметром features=semantic_roles (см. Рисунок 2.2). Рисунок 2.2 – SAO

Контекстом для “treatment”, “cancer” будет являться “The types of treatment depend on the type of cancer”. Согласно методу разрешения лексической многозначности Леска для данного контекста у переводов “лечение”/“traitement” и “рак”/“cancer” максимальное количество баллов(по 2), следовательно, они и будут выбраны в качестве переводов. Если у нескольких значений перевода было бы одинаковое количество баллов, то в данном случае выбиралось бы наиболее часто употребляемое значение.

2.3 Структурно-функциональная схема системы поиска релевантных документов

Входными данными для разрабатываемой системы является текстовый документ либо адрес веб-страницы. Язык исходного текста/веб-страницы принадлежит множеству L=WB, где W-множество языков, для которых IBM’s Watson Natural Language Understanding Service умеет извлекать ключевые слова, B - множество языков, поддерживаемых многоязычным энциклопедическим словарём BabelNet.

Выходные данные - набор запросов для поисковой системы Google. Языки поисковых запросов принадлежат множеству B.

Поиск релевантных документов в многоязычной информационной среде будет осуществляться по схеме, представленной на рисунке 2.3:

Рисунок 2.3 – Структурно-функциональная схема поиска релевантных документов
Запрос на поиск релевантных документов;
Составление ПОД с использованием IBM’s Watson Natural Language Understanding Service;
Запрос на перевод ключевого слова, входящего в ПОД;
Извлечение из многоязычной энциклопедии BabelNet всех синсетов, содержащих данное ключевое слово;
Разрешение лексической многозначности при переводе ключевого слова согласно алгоритму Леска;
Формирование поисковых запросов для Google.

2.4 Выводы

В ходе анализа алгоритмического обеспечения для реализации CLIR получено:
Для составления ПОД будет использоваться IBM’s Watson Natural Language Understanding Service, благодаря поддержке английского, французского, немецкого, итальянского, португальского, русского и испанского языков, наличию бесплатной версии API, а также возможности приёма в качестве входных данных url веб-страницы, что особенно актуально для мобильных клиентов;

Среди основных методов разрешения лексической многозначности ^[15] при переводе выделяют: методы, использующие внешние источники информации, ^[15] такие как тезаурусы, и методы, базирующиеся на машинном обучении. В ^[15] данной работе для разрешения многозначности ^[15] при

переводе ключевых слов будет использоваться многоязычный энциклопедический словарь BabelNet, включающий в себя данные из WordNet, Wikipedia, а также других семантических ресурсов и покрывающий 271 язык.

ГЛАВА 3

МОБИЛЬНЫЙ КЛИЕНТ ДЛЯ ПОИСКА РЕЛЕВАНТНЫХ ДОКУМЕНТОВ

Мобильное приложение разрабатываемое под операционную систему Android и обеспечивающее по заданному текстовому документу поиск релевантных ему документов в сети интернет, будет обладать удобным и приятным интерфейсом, минималистическим, простым в использовании, поддерживать весь спектр существующих устройств с версией API 14+ (Android 4.0). Интерфейс для работы с приложением будет реализован в соответствии с концепцией material design.

При разработке приложения для извлечения ключевой информации из поступающего на вход текста/веб-страницы будет использоваться IBM’s Watson Natural Language Understanding Service, для разрешения лексической многозначности - многоязычный энциклопедический словарь BabelNet.

Язык поступающего на вход текстового документа/веб-страницы - английский. Язык обнаруженных релевантных документов может быть одним из 271 перечисленных здесь <http://babelnet.org/stats#LanguagesandCoverage>.

3.1 Разработка архитектуры системы

При разработке приложения используется объектно-ориентированный подход, архитектура приложения будет построена по принципу Clean Architecture.

Clean Achitecture — принцип разработки приложений, предложенный Uncle Bob'ом. Код, спроектированный с учётом данной архитектуры, легче тестировать и переиспользовать.

Преимуществами Clean Achitecture являются:

- Простота написания тестов;
- Независимость от фреймворков;
- Независимость от UI;
- Независимость от Баз Данных;

Независимость от внешних сервисов, с которыми взаимодействует приложение.

Суть Clean Architecture заключается в разделении логики приложения на несколько составляющих слоёв: слой бизнес-логики, слой представления и слой данных. При этом чтобы обеспечить максимальную независимость между слоями, на каждом из них используется своя модель данных, которая конвертируется при взаимодействии между слоями. Для взаимодействия между слоями выделяются отдельные интерфейсы.

Схема данных слоев выглядит следующим образом:

Рисунок 3.1 – схема Clean Architecture

Слой представления предназначен в первую очередь для взаимодействия с пользователем, так же он отвечает за логику отображения данных на экране и за другие процессы, связанные с UI. Этот слой не должен содержать логику приложения, не связанную с UI. Именно слой представления привязывается к экранам и помогает организовать взаимодействие со слоем бизнес-логики и работу с данными. Данный слой может быть реализован с использованием любого предпочитаемого паттерна, к примеру, MVC, MVP, MVVM и других.

При разработке приложения слой представления будет организован согласно паттерну MVP. Он позволит разделить экран на UI-часть (View), на логику работы с UI (Presenter) и объекты для взаимодействия с UI (Model).

В MVP Presenter управляет только одной View и взаимодействует с ней через специальный интерфейс. View управляется только с помощью Presenter и не отслеживает изменения Model. Presenter получает все данные из слоя данных, обрабатывает их в соответствии с требуемой логикой и управляет View.

Слой бизнес-логики содержит всю бизнес-логику приложения. Этот слой является неким объединением слоев сценариев взаимодействия и бизнес-логики. Именно к нему обращается слой представления для выполнения запросов и получения данных. Слой бизнес-логики будет реализован в виде Java-модуля, который не содержит никаких зависимостей от Android-классов. Преимуществом данного подхода является то, что для реализации бизнес-логики нужны только классы моделей и стандартные средства языка Java. Более того, такой подход позволит легко тестировать слой бизнес-логики с помощью обычных тестов на JUnit, что очень удобно.

Слой данных отвечает в первую очередь за получение данных из различных источников и их кэширование. Он реализуется за счет паттерна Repository, и его общую схему можно представить следующим образом:

Рисунок 3.2 – Слой данных

Существует несколько плюсов от использования такого подхода. Во-первых, другие слои, которые запрашивают данные, не знают о том, откуда эти данные приходят. Более того, им не нужно этого знать, так как это усложняет логику работы и модуль берет на себя лишнюю ответственность. Во-вторых, слой данных в таком случае выступает единственным источником информации.

3.2 Методика применения разработанного приложения

Разработанная программа обладает интуитивно понятным интерфейсом.

Для поиска в сети интернет документов релевантных данному тексту/веб-странице нужно выполнить действия, описанные ниже. Сначала необходимо запустить приложение. После заставки отобразится главный экран (см. Рисунок 3.3).

Рисунок 3.3 – Главный экран приложения

На главном экране в появившемся поле ввода необходимо ввести текст, для которого будет осуществляться поиск релевантной информации в интернете. Так же в качестве исходных данных можно использовать url веб-страницы. Для этого нужно перейти на экран "Поиск по url", доступный через навигационное меню. Для отображения навигационного меню можно выполнить свайп слева-направо по экрану, либо нажать на кнопку "Меню".

По нажатию кнопки "Продолжить" появится экран выбора языков, на которых будет извлекаться актуальная информация из сети интернет (см. Рисунок 3.4).

Рисунок 3.4 – Экран выбора актуальных пользователю языков

На данном экране выбора отображены все поддерживаемые приложением для поиска информации языки.

По нажатию кнопки "Продолжить" после обработки входных данных будет выдан список сформированных приложением запросов для поиска релевантных данному документам на выбранных пользователем языках. В дальнейшем список языков можно будет поменять, не вводя текст заново.

Экран сформированных запросов и экраны результатов поиска в поисковой системе Google приведены ниже (см. Рисунок 3.5).

Рисунок 3.5 – Результаты поиска релевантных документов

Так же через навигационное меню (см. Рисунок 3.6) можно просмотреть историю поиска и перейти на экран настроек приложения. На экране настроек можно поменять цветовую гамму и установить языки, которые будут выбраны при поиске информации по умолчанию. В истории вместе с входными данными так же хранятся уже сформированные запросы для Google. При необходимости можно очистить историю поиска.

Рисунок 3.6 – Навигационное меню приложения

По клику на пункт "История" откроется экран истории поиска. По клику на экран "Настройки" откроется экран настроек. Для выхода из приложения можно использовать кнопку "Back" или пункт "Выйти" в навигационном меню.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках дипломной работы «Cross-language функциональность автоматического поиска в сети Internet релевантных документов» получены следующие результаты.

В первой главе выполнен анализ подходов к реализации многоязычного поиска. Сформулированы цели и задачи для поставленной проблемы. Рассмотрены методы извлечения ключевой информации из текста, основанные на семантических данных о словах и численных характеристиках встречаемости слов в тексте. Показана роль перевода при CLIR, а также рассмотрены способы и преимущества каждого из подходов его реализации.

Во второй главе исследованы все самые известные на текущий момент алгоритмы, которые применяются для разрешения лексической многозначности при переводе слов, описаны их преимущества и недостатки. Данные алгоритмы можно подразделить на 3 класса: алгоритмы, **использующие внешние источники информации**, **[15]** алгоритмы, **базирующиеся на машинном обучении**, работающие на размеченных корпусах текстов, а также **[15]** алгоритмы, предоставляющие собой комбинацию 1-ых и 2-ых. Так же выполнен анализ сервисов, предоставляющих возможность извлечения ключевой информации из текста.

В третьей главе описана разработка мобильного клиента на языке Java для ОС Android, предоставляющего пользователю возможность найти в сети интернет для заданного текстового документа/веб-страницы релевантные документы, в том числе представленные на языке отличном от языка исходного документа/веб-страницы. Также приведена методика применения разработанного приложения.

CLIR является очень актуальной задачей, однако точность многоязычного поиска на данный момент невысока, одной из причин является сложность разрешения лексической многозначности слов при переводе. Возможно уже в ближайшем будущем, данный тип поиска позволит устранить лингвистическое несоответствие между предоставляемыми запросами и документами, которые извлекаются из информационной сети, тем самым удалив языковой барьер.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

Manning, C. D. Introduction to Information Retrieval. / C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze. - Cambridge University Press, 2008. - 581 с.

Автоматическая обработка текстов на естественном языке и компьютерная лингвистика: учеб. пособие /Е.И. Большакова, Э.С.^[10] Клышински, Д.В. Ландэ [и др.]. - М.: МИЭМ, 2011. - 272 с.

Matsuo, Y. Keyword Extraction from a Single Document using Word Co-occurrence Statistical Information. / Y.^[9] Matsuo - Tokyo, 2003. - 13 с.

Turney, P.D. Learning algorithms for keyphrase extraction. Information Retrieval / P.D.^[9] Turney. - Ottawa, Ontario, Canada, 2000. - 477 с.

Porter, M.F. An algorithm for suffix stripping. / M.F. Porter - Cambridge, 1997. - 6 с.

ANDERKA, M., LIPKA, N., AND STEIN, B. 2009. Evaluating cross-language explicit semantic analysis and cross-querying. In Proceedings of the 10th Cross-language Evaluation Forum Conference on Multilingual Information Access Evaluation: Text Retrieval Experiments (CLEF'09).^[6] Springer, 50-57 с.

Kraaij, W., Nie, J-Y., Simard, M.: Emebdddng Web-based Statistical Translation Models in Cross-Language Information Retrieval. Computational^[6] Linguistics (2003) - 39 с.

The Cross-Language Evaluation Forum (^[6] CLEF). <http://clef-campaign.org>

Virqa, P., Khudanpur, S.: Transliteration of proper names in cross-lingual information retrieval. In: ACL Workshop on Multilingual and Mixed Language Named Entity Recognition (2003) - 8 с.