

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

**«Дальневосточный федеральный университет»**

(ДВФУ)

Институт математики и компьютерных технологий

Департамент программной инженерии и искусственного интеллекта

Хмелевский Егор Дмитриевич

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

**магистерская диссертация**

вид ВКР

АВТОМАТИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА РАЗМЕТКИ ТЕКСТОВЫХ ДОКУМЕНТОВ ВОПРОСНО-ОТВЕТНОЙ СИСТЕМЫ С РАЗМЕЧЕННОЙ КОЛЛЕКЦИЕЙ ДОКУМЕНТОВ

по направлению подготовки (специальности) 01.04.02 «Прикладная математика и информатика» магистерская программа «Перспективные методы искусственного интеллекта в сетях передачи и обработки данных»

Владивосток

2025

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| В материалах данной выпускной  квалификационной работы не содержатся  сведения, составляющие государственную  тайну, и сведения, подлежащие экспортному  контролю | | | | | |  | Автор работы | | |  | |
|  |  | | | подпись | |
|  | группа | | М9123-01.04.02пми | | |
|  | « |  | » |  | 2025 г. |
|  |  | | | | |
|  | | | | | |  |  | | | | |
| Уполномоченный по экспортному контролю | | | | | |  | Руководитель ВКР | | | | |
|  | | | | | |  | доцент, канд. техн. Наук | | | | |
|  | | | | | |  | должность, ученое звание | | | | |
|  | | | И.Л. Артемьева | | |  |  | | | С.Н. Остроухова | |
| подпись | | | И.О. Фамилия | | |  | подпись | | | И.О. Фамилия | |
| « |  | » |  | 2025 г. | |  | « |  | » |  | 2025 г. |
|  | | | | | |  |  | | | | |
|  | | | | | |  | Консультант | | | | |
|  | | | | | |  |  | | |  | |
|  | | | | | |  | подпись | | | И.О. Фамилия | |
|  | | | | | |  | « |  | » |  | 2023 г. |
|  | | | | | |  |  | | | | |
|  | | | | | |  | Назначен рецензент | | | | |
|  | | | | | |  |  | | | | |
|  | | | | | |  | ученое звание | | | | |
|  | | | | | |  |  | | | | |
|  | | | | | |  | фамилия, имя, отчество | | | | |
|  | | | | | |  |  | | | | |
| Защищена в ГЭК с оценкой | | | | | |  | **«Допустить к защите»** | | | | |
|  | | | | | |  | и.о. директора департамента | | | | |
|  | | | | | |  |  | | | | |
| Секретарь ГЭК | | | | | |  | ученая степень, ученое звание | | | | |
|  | | | О.А. Крестникова | | |  |  | | | О.А. Крестникова | |
| подпись | | | И.О. Фамилия | | |  | подпись | | | И.О. Фамилия | |
| « |  | » |  | | 2025 г. |  | « |  | » |  | 2025 г. |
|  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |

Оглавление

[Введение 3](#_Toc197857394)

[Глава 1 Обзор методов извлечения аспектных терминов: фокус на Retrieval в RAG-подходе 5](#_Toc197857395)

[1.1 Концепция RAG 6](#_Toc197857396)

[1.2 Общий подход выделения ключевых терминов из текста 8](#_Toc197857397)

[1.2.1 Поиск кандидатов в ключевые термины 8](#_Toc197857398)

[1.2.2 Выделение признаков 10](#_Toc197857399)

[1.2.3 Ранжирование и отсечение 10](#_Toc197857400)

[1.3 Методы извлечения аспектных (ключевых) терминов 11](#_Toc197857401)

[1.3.1 Аспектный анализ 11](#_Toc197857402)

[1.3.2 Классификация по подходам 12](#_Toc197857403)

[1.3.3 Применимость подходов 24](#_Toc197857404)

[1.4 Выводы 25](#_Toc197857405)

[Глава 2 Анализ предметной области «Автоматическая разметка текстовых документов» 27](#_Toc197857406)

[Глава 3 Проект программной системы 28](#_Toc197857407)

[Глава 4 Реализация и тестирование системы 29](#_Toc197857408)

[Заключение 32](#_Toc197857409)

[Список литературы 33](#_Toc197857410)

[Приложение А 35](#_Toc197857411)

# Введение

Ежедневно в мире появляется огромное количество текстовой информации, что приводит к необходимости разработки эффективных методов её анализа и обработки. С ростом объемов данных задача поиска и извлечения релевантной информации становится всё более сложной и актуальной. Одной из ключевых задач в этой области является автоматизация процесса разметки текстовых документов, в частности для вопросно-ответных систем, где требуется не только выделять значимые фрагменты текста, но и обеспечивать их связь с потенциальными вопросами пользователей.

Для вопросно-ответных систем особенно важны два аспекта: качественная разметка текстов и эффективный поиск релевантной информации. Одним из современных подходов, позволяющих объединить эти задачи, является Retrieval-Augmented Generation (RAG). Данный подход сочетает в себе этап поиска релевантных фрагментов в коллекции документов и генерацию ответов на основе найденной информации, что значительно повышает точность и полноту выдачи в вопросно-ответных сервисах.

Помимо этого, важного роль в понимании и структурировании текстов играют термины, синонимы и значения, которые позволяют более точно характеризовать содержание документа. Человек, читая текст, зачастую интуитивно определяет, какие слова или фразы являются ключевыми для данной предметной области, какие из них могут выступать в роли синонимов, а какие - раскрывают различные аспекты обсуждаемой темы. Автоматизация этого процесса позволяет не только ускорить обработку больших массивов данных, но и повысить качество поиска информации, что особенно важно для построения эффективных вопросно-ответных систем.

Постоянное увеличение объёма информации, а также появление новых областей знаний требуют непрерывного совершенствования методов автоматической разметки и поиска. В современных условиях особую актуальность приобретает задача построения систем, способных автоматически выделять и структурировать ключевые элементы текста, обеспечивая тем самым эффективную работу вопросно-ответных сервисов и других интеллектуальных систем обработки информации.

**Целью** данной работы является автоматизация процесса разметки текстовых документов для вопросно-ответных систем на основе размеченной коллекции документов, что позволит повысить качество поиска ответов за счёт структурирования и выделения ключевых элементов текста.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Обзор методов извлечения именованных сущностей и существующих решений.
2. Анализ предметной области «Автоматическая разметка текстовых документов».
3. Проектирование и реализация прототипа системы.
4. Тестирование и экспериментальное исследование.

# Обзор методов извлечения аспектных терминов: фокус на Retrieval в RAG-подходе

В современных вопросно-ответных системах (QA) ключевую роль играет не только генерация релевантных ответов, но и эффективное извлечение информации из больших массивов текстовых данных. Одним из современных и перспективных подходов в этой области является Retrieval-Augmented Generation (RAG) – технология, которая объединяет два этапа: **retrieval** (поиск и извлечение релевантной информации) и **generation** (генерация ответа на основе найденных данных) [1].

Центральным этапом в архитектуре RAG выступает компонент Retrieval. Именно качество и точность retrieval-этапа определяют, насколько полно и корректно система сможет удовлетворить информационные потребности пользователя.

Для успешной реализации retrieval-компонента необходимо автоматизированно извлекать из текстов аспектные термины – слова и словосочетания, отражающие ключевые характеристики и темы документа. Эти термины служат основой для индексирования, поиска и последующего связывания пользовательских запросов с релевантными текстовыми фрагментами. Поэтому обзор и анализ методов извлечения аспектных терминов становится фундаментальной задачей при построении современных QA-систем на основе RAG.

В данной главе основное внимание уделяется методам, подходам и алгоритмам, которые позволяют реализовать эффективный retrieval, обеспечивая высокую точность поиска и релевантность извлекаемых аспектов.

Таким образом, цель данной главы - систематизировать существующие подходы к извлечению аспектных терминов, проанализировать их роль и значимость в retrieval-компоненте RAG и обосновать выбор оптимальных решений для построения интеллектуальных вопросно-ответных систем.

## Концепция RAG

**Retrieval-Augmented Generation (RAG)** – это архитектурный подход, который объединяет две фундаментальные идеи: поиск релевантной информации и генерацию новых ответов на её основе. В отличие от традиционных методов, где система либо просто ищет существующие фрагменты текста, либо генерирует ответы, опираясь только на свои внутренние знания, RAG сочетает оба принципа, что позволяет создавать более точные, информативные и актуальные отклики [2, 3].

**Основные этапы концепции RAG:**

* **Извлечение (Retrieval)**

На первом этапе система анализирует пользовательский запрос и ищет наиболее релевантные фрагменты информации во внешних источниках - например, в базе документов, корпоративных архивах или открытых данных. Этот поиск может быть реализован с помощью различных алгоритмов, включая векторный поиск, ключевые слова или работу с графами знаний [2,4].

* **Дополнение (Augmentation)**

Найденные фрагменты не используются напрямую, а интегрируются в дальнейший процесс. То есть, система «дополняет» исходный запрос пользователя свежей, контекстуально подходящей информацией. Это позволяет учесть как специфику запроса, так и актуальные данные, которые могли появиться уже после обучения базовой модели [4,5].

* **Генерация (Generation)**

На заключительном этапе система формирует ответ, используя как внутренние знания, так и найденную внешнюю информацию. Такой подход позволяет не только избегать устаревших или неточных ответов, но и давать развернутые, аргументированные отклики, опираясь на реальные источники [3].

**Почему RAG – это не только про машинное обучение**

Концепция RAG выходит за пределы чисто алгоритмических или технических решений. Она фокусируется на том, как человек получает знания: сначала ищет информацию, затем осмысливает её и только после этого формулирует ответ. В этом смысле RAG – это попытка приблизить искусственные системы к естественным когнитивным процессам:

* **Гибкость и адаптивность**

Система может оперировать как внутренними знаниями, так и внешними источниками, что делает её более универсальной и способной быстро адаптироваться к новым данным без необходимости полного переобучения [5].

* **Контекстуальность и прозрачность**

Ответы формируются не только на основе «заготовленных» знаний, но и с учётом актуального контекста, что важно для доверия и прозрачности: пользователь может узнать, на каких данных основан ответ [6].

* **Снижение риска ошибок**

За счёт привлечения внешних источников система снижает вероятность ошибок, связанных с устаревшей или неполной информацией, и может ссылаться на конкретные документы или фрагменты текста [5].

* **Применимость и роль в современных системах**

RAG особенно востребован в задачах, где важна не только скорость, но и качество ответа: интеллектуальные поисковые системы, корпоративные помощники, диалоговые интерфейсы, автоматизация поддержки пользователей. Такой подход позволяет строить системы, которые не просто «угадывают» ответ, а действительно опираются на актуальные и проверяемые данные [3,5].

В целом, концепция RAG – это не столько про отдельные алгоритмы или машинное обучение, сколько про интеграцию поиска и генерации как единого интеллектуального процесса, приближенного к реальному человеческому мышлению [6].

## Общий подход выделения ключевых терминов из текста

В начале для выделения ключевых терминов из текста рассмотрим общий подход. Далее будем считать, что аспектный термин синонимом ключевого термина.

Современные алгоритмы чаще всего состоят из 3 последовательных шагов, приведённых ниже [7]:

1. Поиск кандидатов в ключевые термины.
2. Выделение признаков.
3. Ранжирование и отсечение.

Разберём каждый из шагов подробнее.

### Поиск кандидатов в ключевые термины

Этап поиска претендентов в ключевые термины можно разделить на несколько задач [7]:

1. Предобработка слов.
2. **Сттемминг** – это грубый эвристический процесс, который отрезает «лишнее» от корня слов, часто это приводит к потере словообразовательных суффиксов [8].
3. **Лемматизация** – это более тонкий процесс, который использует словарь и морфологический анализ, чтобы в итоге привести слово к его канонической форме – лемме [8].
4. **Выделение коллокаций** – это процесс автоматического или полуавтоматического обнаружения в тексте устойчивых словосочетаний, которые имеют семантическую целостность и часто употребляются вместе.
5. **Устранение неоднозначностей (Disambiguation)** – это процесс определения точного значения слова или фразы в контексте, когда они могут иметь несколько интерпретаций. Эта задача особенно важна в обработке естественного языка (NLP), так как многие слова являются омонимами (имеют разные значения) или полисемантичны (многозначны).
6. Разделение на словосочетания (в том числе односложные)
7. **Токенизация**. Базовый этап – разбиение текста на отдельные слова (токены) и предложения. Это позволяет работать с текстом на уровне элементарных единиц и формировать из них более сложные структуры [8].
8. **Использование N-грамм**.Один из самых распространённых методов выделения словосочетаний – построение N-грамм. N-грамма – это последовательность из N подряд идущих слов. Например, биграммы (2-граммы) - пары слов, триграммы - тройки и так далее. Этот подход позволяет автоматически выделять часто встречающиеся устойчивые словосочетания, которые могут быть ключевыми терминами [9].
9. **Скользящее окно**. Более сложный способ – использование скользящего окна заданной ширины (например, 2–3 слова), в рамках которого формируются все возможные комбинации словосочетаний. Этот метод позволяет учесть лексический контекст и выявить наиболее значимые сочетания [7].
10. **Частеречная фильтрация**. Для повышения качества выделения фраз часто применяется фильтрация по частям речи. Например, выделяют только те N-граммы, которые соответствуют определённым грамматическим шаблонам (например, прилагательное + существительное, существительное + существительное), что позволяет отсеять случайные или малозначимые сочетания [7].

### Выделение признаков

На втором этапе для каждого выбранного кандидата в ключевые термины определяется набор характеристик, позволяющих впоследствии оценить их значимость. Эти характеристики условно делят на три основные группы [7]:

1. **Синтаксические признаки.**

В эту категорию входят сведения о частях речи, которые получают с помощью POS-теггинга (разметки по частям речи), а также дополнительные данные из специализированных лексических ресурсов и онтологий. Следует отметить, что данный подход зависит от языка анализируемого текста.

1. **Статистические признаки.**

Здесь учитывается частота появления термина как в отдельном тексте, так и в коллекции текстов. Кроме того, анализируется длина термина и его схожесть с другими кандидатами. Как правило, чем чаще термин встречается в тексте, тем выше его значимость.

1. **Структурные признаки.**

Значимость термина может определяться его расположением в структуре документа. Ключевые слова часто встречаются в заголовках или в первых абзацах. Для количественной оценки структурного признака используют, например, относительное положение слова в тексте – рассчитывают долю слов от начала текста до рассматриваемого термина по отношению к общему объёму текста.

### Ранжирование и отсечение

Третьим этапом извлечения ключевых слов является ранжирование и отсечение. На данном этапе с помощью полученных признаков кандидатов в ключевые слова осуществляется их отбор. Обычно применяют один из двух подходов — или использование каких-либо эвристических формул, которые позволяют определить, является ли слово ключевым, или использование методов машинного обучения. Стоит отметить, что для машинного обучения с учителем необходим предварительно размеченный корпус документов с выделенными ключевыми словами. Изначально применение машинного обучения для выделения ключевых слов сводилось к решению задачи бинарной классификации путем различных подходов к обучению классификатора. Использовались наивные байесовские классификаторы, деревья принятия решений, бустинг. Однако такой подход не позволял сравнивать найденные ключевые слова друг с другом и выбирать лучшие из них. Поэтому, впоследствии стали применяться алгоритмы, позволяющие ранжировать ключевые слова попарно (например, алгоритм KEA) [7].

Описанные выше этапы, применяемые для выделения ключевых терминов приведены на рисунке 1.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, диаграмма, линия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.  
Рисунок 1 – Этапы извлечения ключевых слов

## Методы извлечения аспектных (ключевых) терминов

### Аспектный анализ

Аспектный анализ представляет собой методику, позволяющую выделять из текста отдельные аспекты или характеристики объектов. Для иллюстрации этого подхода можно рассмотреть следующий пример.

Предположим, существует диалоговый интерфейс, к которому студенты обращаются со своими запросами относительно промежуточной аттестации. Благодаря аспектному анализу, перед поиском информации по заданному запросу, рассматривается не только запрашиваемая сущность, но и её аспекты. Это означает, что анализируются различные атрибуты качества и свойства, которые характеризуют данную сущность.

В приведённом примере такими аспектами могут быть: аттестация, учебный план, зачет. Каждый из этих аспектов представляет собой отдельную характеристику, которая может быть важна для понимания полного контекста запроса студента. Например, запрос студента может касаться конкретной информации о процедуре аттестации или о том, что необходимо сдать для получения зачета.

Аспектный анализ позволяет структурировать и классифицировать информацию, что значительно улучшает процесс поиска и представления данных. В контексте диалоговых интерфейсов это способствует более точному и релевантному ответу на запросы пользователей, учитывая не только основное содержание запроса, но и его контекстуальные аспекты.

### Классификация по подходам

Методы извлечения аспектных терминов можно классифицировать по подходам, на которых они основываются:

* Статистичекий.
* Лингвистический.
* Машинное обучение.

Далее в этой главе будет более подробно рассмотрен каждый из подходов.

#### Статический подход

**Статистический подход** основан на извлечении слов и словосочетаний с учетом их статистической значимости в текстах, придавая приоритет существительным и именным словосочетаниям.

Методы извлечения аспектных терминов из сегментированных текстов чаще всего базируются на таких хорошо зарекомендовавших себя алгоритмах, как TF-IDF, «YAKE!», TextRank. Рассмотрим подробнее каждый из алгоритмов.

##### TF-IDF

**TF-IDF** – статистический показатель, применяемый для оценки важности слова в контексте категории, документа или коллекции документов. Используется при анализе текстовых данных.

Как правило, TF-IDF определяется для каждого слова. Чем выше значение данного показателя, тем значимее слово в контексте категории, документа, коллекции. При этом данный показатель также позволяет учесть и широкоупотребляемые слова, понизив их значимость в контексте объекта для анализа.

Формула для определения показателя имеет следующий вид:

где TF — частота слова в конкретной документе, IDF — обратная частота документа (популярность слова).

Частота слова в категории определяется по формуле:

где  количество отдельных слов в документе,  общее количество всех слов в документе.

Обратная частота документа (также часто называют инверсией частоты) определяется по формуле:

где  — количество документов всего,  — количество документов, в которых содержится интересующее слово.

Первый компонент формулы для вычисления TF-IDF фактически всегда не меняется. Метод расчета инвариации частоты может различаться в зависимости от специфики задачи, объема данных для анализа, количества категорий. При этом основной смысл показателя остается без изменений, и он позволяет снизить «вес» широкоупотребляемых слов.

При анализе текстовых данных метрику TF-IDF лучше всего рассчитывать после проведения процессов [токенизации](https://wiki.loginom.ru/articles/tokenization.html), а также [лемматизации](https://wiki.loginom.ru/articles/lemmatisation.html) или [стемминга](https://wiki.loginom.ru/articles/stemming.html) [12].

К плюсам этого алгоритма можно отнести:

* Отсутствие необходимости в обучении:

YAKE! не требует предварительного обучения на больших объемах данных, что упрощает его использование и настройку.

* Эффективность в выявлении ключевых терминов:

TF-IDF выделяет значимые слова, часто встречающиеся в документе, но редко — в других документах корпуса, что помогает выявлять ключевые аспекты текста.

* Язык-независимость:

Метод TF-IDF применим к текстам на различных языках без необходимости адаптации.

Минусы TF-IDF:

* Игнорирование контекста:

TF-IDF не учитывает контекст использования слов, что может приводить к выделению терминов, важных только с точки зрения частоты, но не смысла.

* Неэффективность с короткими текстами:

TF-IDF менее эффективен при анализе коротких текстов, где статистическая значимость слов сложно оценить из-за малого объема данных.

* Неэффективность в выделении аспектных словосочетаний:

TF-IDF способен выделять только единичные слова, хотя аспектными терминами чаще всего являются не отдельно взятые слова, а словосочетания.

##### YAKE!

В данном методе используется стандартная для текстового анализа методика выделения слов и фраз с помощью токенизации. Фактически такая методика позволяет проверить все сочетания слов на их важность, а не только разделенные стоп-словами. YAKE! собирается из 5 отдельных метрик.

**Casing**

Метрика Casing основана на идее о том, что ключевые слова зачастую могут быть названиями или аббревиатурами. Она измеряет количество раз, когда слово в тексте встречается с большой буквы или является аббревиатурой (написано полностью большими буквами).

где:

* TF(U(w)) – количество раз, когда слово начинается с большой буквы.
* TF(A(w)) – количество раз, когда слово отмечается алгоритмом, как аббревиатура (состоит из больших букв).
* TF(w) – общая частота слова.

**Word Position**

Авторы утверждают, что ключевые слова чаще стоят в начале текста. Из-за этого вводится метрика Word Position, которая учитывает положение слова относительно других.

где – множество позиций слова в документе.

**Word Frequency**

В данном случае частота слова нормируется с учетом среднего и стандартного отклонения частоты:

где – частота слова в тексте.

**Word Relatedness to Context**

Авторы утверждают, что данная метрика способна оценивать, насколько слово похоже на стоп-слово – насколько оно важно для контекста. Метрика использует количество слов, появляющихся слева и справа от слова-кандидата.

где:

* WL – отношение количества слов слева от кандидата к количеству всех слов, которые появляются вместе с ним.
* WR – отношение количества слов справа от кандидата к количеству всех слов, которые появляются вместе с ним.
* PL – отношение количества разных слов, которые появляются слева от кандидата к MaxTF.
* PR - отношение количества разных слов, которые появляются справа от кандидата к MaxTF.

Утверждается, что стоп-слова имеют высокое значение метрики .

**DifSentence**

Эта метрика учитывает количество предложений, в которых используется слово-кандидат.

где:

* SF(w) – частота появления слова в предложениях.
* # Sentences – количество предложений в тексте.

Далее происходит сортировка ключевых слов по этой метрике и выбирается k наиболее значимых.

**Итоговая метрика**

Итоговая метрика составляется из описанных выше метрик.

Далее происходит сортировка ключевых слов по этой метрике и выбирается k наиболее значимых [13].

**Плюсы алгоритма YAKE!**

* Отсутствие необходимости в обучении:

YAKE! не требует предварительного обучения на больших объемах данных, что упрощает его использование и настройку.

* Локальная значимость:

Метод фокусируется на анализе одного документа, оценивая значимость слов в контексте данного текста, а не всего корпуса. Это позволяет лучше выявлять ключевые слова, специфичные для каждого документа.

* Учет различных факторов:

YAKE! использует несколько характеристик, таких как частота встречаемости слова, его положение в тексте, контекстные зависимости и другие, что обеспечивает более точное извлечение ключевых слов.

* Язык-независимость:

YAKE! применим к текстам на различных языках без необходимости адаптации, так как он основывается на общих характеристиках текстов.

**Минусы алгоритма YAKE!**

* Ограниченная точность для сложных текстов:

YAKE! может иметь ограничения при работе с текстами, где требуется глубокое понимание контекста и семантики. Он может не всегда правильно выделять ключевые слова в сложных и многозначных контекстах.

* Зависимость от параметров:

Эффективность метода может зависеть от настроек и параметров, таких как количество ключевых слов, что требует экспериментирования для оптимальных результатов.

##### TextRank

Метод TextRank наиболее сильно отличается от двух предыдущих. Он использует идею, что любой текст можно представить в виде графа, где слова являются вершинами, а связи между ними – ребрами графа. После переведения текста в графовое представление используется классическая метрика важности вершин графа PageRank.

**Построение графа**

Для построения графа вокруг каждого слова берется контекст – берутся все слова, которые находятся на расстоянии n-слов от главного. Например, для контекста размера 2 берутся два слова слева и два слова справа от текущего. Все слова в контексте текущего связываются с ним ребрами графа.

**PageRank**

Рассмотрим метрику, которая используется для выделения важных вершин на графе.

где:

* – важность i-ой вершины.
* – множество вершин, имеющих входящие в i-ую вершину ребра.
* – множество вершин, связанных с i-ой вершиной исходящими из нее ребрами
* – коэффициент затухания, выбирается пользователем

Важность инициализируется случайными числами и потом итеративно сходится к правильным значениям. Таким образом, важность слова определяется связью с другими важными словами [13].

**Плюсы TextRank**

* Отсутствие необходимости в обучении:

TextRank не требует предварительного обучения на больших объемах данных, что упрощает его использование и настройку.

* Учет контекста и связей:

Метод строит граф на основе текстовых данных, где узлы представляют собой слова или фразы, а ребра — их связи и соавторство в тексте. Это позволяет учитывать контекст и семантические связи между словами.

* Язык-независимость:

TextRank может быть применен к текстам на различных языках без необходимости адаптации, так как он основан на универсальных принципах графовых моделей.

**Минусы TextRank**

* Неэффективность с короткими текстами:

TextRank может быть менее эффективен для очень коротких текстов, где недостаточно данных для построения значимого графа.

* Время выполнения:

Построение и обработка графа могут требовать значительных вычислительных ресурсов и времени для очень больших текстовых корпусов, что ограничивает применение метода в реальном времени. Однако, он всё равно будет работать быстрее чем алгоритмы, основанные на машинном обучении.

* Зависимость от параметров:

Эффективность TextRank может зависеть от настроек параметров, таких как размер окна для создания связей между словами, что требует экспериментирования для оптимальных результатов.

* Игнорирование многозначности слов:

Как и многие другие статистические методы, TextRank не учитывает многозначность слов, что может приводить к выделению нерелевантных ключевых терминов в сложных и контекстно насыщенных текстах.

TextRank является мощным и универсальным методом для извлечения ключевых слов и фраз, который не требует предварительного обучения и учитывает контекстные связи между словами. Однако его ограниченная эффективность с короткими текстами и зависимость от параметров могут потребовать дополнительных усилий для настройки и оптимизации.

##### Выводы

Все три алгоритма решают одну и ту же задачу с разных сторон и с использованием разной логики. Результаты работы алгоритмов из-за этого отличаются. Нельзя однозначно сказать, какой из них лучше решает конкретную задачу. На отдельной задаче имеет смысл тестировать качество каждого из алгоритмов и делать выбор исходя из этого.

#### Лингвистический подход

Лингвистический подход основывается на поиске аспектных терминов по заданным шаблонам. В качестве таких шаблонов могут выступать, например, последовательности существительных "голос солистки", "подача блюд", пары прилагательное-существительное "живая музыка", "апельсиновый сок", последовательности существительных и предлогов "блюда из мяса на мангале и т.д.

Такие шаблоны могут быть сформированы заранее или построены автоматически. Например, в работе [14] определялись части речи слов и извлекались фразы, состоящие из двух слов, соответствующие шаблонам. Для автоматического конструирования шаблонов в тексте находятся термины близкие к аспектной категории, а затем рассматриваются их соседние слова и определяются их части речи, синтаксические связи. Конструкции, имеющие наибольшую частоту, принимается в качестве шаблонов.

Однако такой подход зачастую выделяет слова, не относящиеся к аспектным терминам. Для фильтрации кандидатов в аспектные термины можно использовать статистические характеристики.

Так же можно использовать набор правил для дополнения уже извлеченных терминов, например методами машинного обучения.

Тем не менее, есть минус, при использовании такого подхода с шаблонами, нужно заранее прописать эти шаблоны, что усложняет процесс предварительной настройки такого решения, ведь это прямым образом будет влиять на результат.

#### Машинное обучение

В последнее время широкое признание получили методы, в основе которых лежит использование алгоритмов машинного обучения. Как правило, они подразумевают два этапа: извлечение цепочек слов, которые потенциально могут быть терминами, и дальнейшее определение термина и уточнение его границ.

В общем случае тексты делятся на значимые интервалы, часто совпадающие с отдельными словами и называемые токенами. Каждому токену соответствует вектор. С множеством таких векторов далее работает модель. В зависимости от специфики задачи при вычислениях весов модели делается упор на предсказание либо токена в контексте, либо контекста для токена. Предварительно обученная на объемном корпусе текстов модель выделяет термины-кандидаты, которые далее могут быть верифицированы. Для определения, является ли последовательность слов термином, могут быть использованы разные признаки: общелингвистическая информация (частеречная принадлежность слов, главное слово фразы, количество имен существительных во фразе и др.), статистические (длина фразы, ТЕ, IDF, TF-IDF или частота встречаемости фразы в корпусе научных текстов) и гибридные признаки.

Применяя методы машинного обучения для решения задачи извлечения терминологии из текстов, можно их расширять и совершенствовать.

**CNN**

Традиционно многие системы экстракции терминов основаны на гибридном подходе: сначала применяется лингвистическая/статистическая фильтрация для определения правдоподобных терминов-кандидатов, затем кандидаты оцениваются и классифицируются с использованием статистических функций, специальных метрик или машинного обучения [15].

Так как стоит задача определения аспектных терминов, то очень важно чтобы выбранный метод машинного обучения учитывал контекст. Под контекстом можно понимать фиксированное количество соседних слов (например, рассматривать предыдущих слов и последующих слов). В такой интерпритации для классификации можно использовать CNN (сверточную нейронную сеть), на вход которой подавать векторные представления слов [11].

**RNN**

Предложение представляет собой упорядоченный набор слов, и эта последовательность имеет произвольную длину. Для работы на таких данных широко применяются RNN (рекуррентные нейронные сети). RNN в отличие от сетей прямого распространения (многослойный перцептрон, CNN) имеют рекуррентные связи, т.е. обратные связи между нейронами одного или различных слоев. За счет них сети получают некоторое внутреннее состояние, в котором сохраняется и обновляется информация о контексте. Это внутреннее состояние отражает информацию о предыдущих элементах последовательности, причем количество этих элементов не фиксировано.

**Transformers**

Наиболее современным и эффективным подходом к обработке последовательностей, включая задачи извлечения терминологии, является использование архитектуры трансформеров. В отличие от RNN, которые последовательно обрабатывают элементы последовательности, трансформеры работают с последовательностями целиком, благодаря чему они могут учитывать долгосрочные зависимости и параллельно обрабатывать данные. Основу трансформеров составляет механизм внимания (attention), который позволяет модели фокусироваться на значимых частях входной последовательности при обработке каждого слова.

Механизм внимания позволяет модели трансформеров взвешивать важность каждого токена в контексте других токенов в последовательности, что делает их особенно полезными для задач, где контекст играет ключевую роль. Эти модели, как например BERT и GPT, предварительно обучаются на больших корпусах текстов, что позволяет им эффективно захватывать и использовать информацию о языке для выполнения различных задач, включая извлечение терминологии.

Благодаря возможности параллельной обработки и высокой эффективности механизма внимания, трансформеры могут обрабатывать большие объемы данных быстрее и точнее, чем традиционные методы. Это делает их предпочтительным выбором для многих современных приложений в области обработки естественного языка. Кроме того, трансформеры могут быть дополнительно дообучены на специализированных корпусах текстов, что позволяет адаптировать их под конкретные задачи и домены, обеспечивая высокую точность и релевантность извлеченных терминов.

### Применимость подходов

Каждый из подходов по-своему решает поставленную задачу.

Так, статический подход отлично подходит для решения задачи при необходимости быстрого, по сравнению с другими подходами, выделения аспектных терминов. Однако, из-за того, что такой подход опирается исключительно на статистические особенности, на специфических текстах он может выдавать неверные результаты.

Лингвистический подход хорошо себя показывает в совокупности с другими подходами и сразу “из коробки” может выделять связанные словосочетания.

Машинное обучение показало себя наиболее хорошо в перспективе благодаря механизму внимания, который позволит учитывать только наиболее актуальную информацию. Однако, для такого подхода необходимо большое количество сформированных токенов, каждому из которых соответствует вектор. Для того, чтобы формировать такие токены с векторами, можно воспользоваться статистическим подходом, который не требует настройки и поможет автоматизировать этот процесс.

## Выводы

В первой главе был проведён анализ современных подходов к автоматическому извлечению ключевых (аспектных) терминов для вопросно-ответных систем, реализованных на архитектуре Retrieval-Augmented Generation (RAG). Особое внимание уделено роли retrieval-компоненты, обеспечивающей поиск и извлечение релевантных фрагментов текста из внешних источников, которые затем используются языковой моделью для генерации точных и обоснованных ответов.

Рассмотрены три основных подхода к извлечению терминов: статистический, лингвистический и методы машинного обучения. В результате анализа выявлены следующие особенности:

* **Статистический подход** обеспечивает быструю обработку больших объёмов данных, не требует предварительного обучения и хорошо адаптируется к различным тематикам. Это особенно важно для retrieval-компоненты RAG, где скорость поиска и отсутствие необходимости в размеченных данных критичны на этапе внедрения.
* **Лингвистический подход** позволяет учитывать синтаксическую структуру и выявлять сложные терминологические конструкции, что повышает качество извлечения релевантных фрагментов для последующей генерации ответа.
* **Методы машинного обучения** демонстрируют высокую точность, но требуют наличия больших размеченных корпусов, что не всегда реализуемо.

С учётом требований к скорости разработки, отсутствия размеченных данных и необходимости быстрой интеграции retrieval-компоненты в архитектуру RAG, для дальнейшей работы были выбраны **статистический и лингвистический подходы**. Их комбинация позволяет эффективно формировать базу знаний для RAG-системы, обеспечивая релевантность и полноту извлекаемой информации без существенных затрат на обучение моделей.

Таким образом, в главе обоснован выбор методов для автоматической разметки документов, соответствующих специфике retrieval-компоненты RAG. В следующей главе будет предложен собственный метод извлечения терминов, основанный на сочетании статистического и лингвистического подходов, что позволит повысить эффективность поиска в рамках RAG-архитектуры.

# Анализ предметной области «Автоматическая разметка текстовых документов»

Данная глава содержит анализ предметной области «Автоматическая разметка текстовых документов» и задач, решаемых в рамках системы.

## Термины предметной области

Текстовый документ –

TF-IDF –

Токен –

Именованная сущность –

Тип словосочетания –

Ключевой термин –

Синоним ключевого термина (синоним) –

Значение ключевого термина (значение) –

## Анализ профессиональной деятельности

Задачей автоматической разметки текстовых документов является предобработка текстовых документов. Этот этап позволяет перевести неструктурированную информацию в структурированный вид и как следствие упростить задачу поиска информации в текстовых документах.

Первым этапом в обработке текстовых документов является **выделение именованных сущностей**.

**Выделение именованных сущностей** происходит посредством TF-IDF в несколько шагов:

* **Разбиение** исходного текста на более мелкие блоки текста (бакеты) чтобы оценить значимость именованных сущностей в контексте разных сегментов корпуса.
* Формирование токенов для выделенных блоков текста.

Выделяемые из текстов токены состоят из набора символов русского, латинского алфавита, а также из цифр и символа тире. Токен приведён к нормальной форме и может содержать до трёх слов.

* Расчёт TF-IDF

Для каждого термина t в документе d вычисляется

TFIDF(t,d)=TF(t,d)  ×  IDF(t),TFIDF(*t*,*d*)=TF(*t*,*d*)×IDF(*t*),

где TF(t,d)TF(*t*,*d*) — частота термина в документе, а  
IDF(t)=log⁡∣D∣∣{d′:t∈d′}∣IDF(*t*)=log∣{*d*′:*t*∈*d*′}∣∣*D*∣.

## Модель предметной области

…

# Проект программной системы

…

# Реализация и тестирование системы

В данной главе описываются инструменты разработки программной системы «Автоматическая разметка текстовых документов», приводятся проведенные основные тесты, составленные на основе плана тестирования.

## Технологический стек

Для реализации системы «Автоматическая разметка текстовых документов» было принято решение использовать web-приложение, что обеспечивает большую гибкость в проектировании пользовательского интерфейса и взаимодействия с пользователем по сравнению с desktopприложениями.

### Frontend

В данном разделе описываются технологии, применяемые при создании клиентской части системы.

* Основным языком разработки выбран JavaScript. От использования специализированных фреймворков для построения пользовательского интерфейса было решено отказаться, чтобы не усложнять архитектуру и сосредоточиться на экспериментальной части работы.
* Для верстки страниц используются HTML и CSS.
* Для ускорения и упрощения разработки интерфейса, а также обеспечения адаптивности и современного внешнего вида, в проекте применён интерфейсный инструментарий Bootstrap 5 [https://getbootstrap.su/].

### Backend

В качестве основного языка программирования для backend был выбран Python [ссылка], что обусловлено богатым набором библиотек для обработки естественного языка и современными фреймворками для веб-разработки.

**FastAPI**

В качестве веб-фреймворка выбран FastAPI [ссылка]. FastAPI позволяет легко создавать как REST API для взаимодействия с фронтендом и внешними сервисами, так и серверные маршруты для обработки пользовательских запросов через веб-интерфейс.

**Обработка и анализ текста**

Для морфологического анализа и лемматизации русского текста применяется библиотека **pymorphy3** [ссылка].

Извлечение ключевых фраз и расчет их значимости реализованы с помощью **scikit-learn** (модуль TfidfVectorizer), что позволяет использовать методы TF-IDF для анализа текстов на русском языке [ссылка]. Также scikit-learn позволяет работать с шаблонами частей речи и классификации фраз по грамматическим типам используются собственные функции и структуры, что обеспечивает гибкость при обработке различных лингвистических конструкций.

**Шаблонизация и серверный рендеринг**

Для генерации HTML-страниц на серверной части приложения применяется Jinja2 [ссылка] – шаблонизатор, который интегрируется с FastAPI и позволяет динамически формировать html-страницы.

### База данных

Скорее всего, я выберу postgres с его возможностью работы с векторными данными, так что нужно будет и про это написать.

### Сборка проекта

Сборка проекта осуществляется с помощью **Docker Compose**. Это позволяет создавать и запускать приложение с несколькими контейнерами Docker, включая базу данных и бэкенд. Docker Compose использует файл docker-compose.yml для описания конфигурации приложения и запускает все контейнеры в одной сети, что обеспечивает легкую настройку и масштабирование приложения [7 из моего диплома бакалавра].

### Среда разработки

В качестве основной среды разработки использовалась **PyCharm** – интегрированная среда разработки для Python, предоставляющая широкий набор инструментов для автодополнения кода, отладки, тестирования, работы с системами контроля версий и управления зависимостями, а также поддерживающая средства для работы с базами данных, что делает её удобным выбором для разработки приложений на Python.

## Тестирование

…

# Заключение

…

# Список литературы

1. Хабр. Часть 1. Обзор подходов RAG // Habr [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://habr.com/ru/articles/893650/> (дата обращения: 10.05.2025).
2. Хабр. Что такое Retrieval-Augmented Generation (RAG) в языковых моделях и как оно работает? // Habr [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://habr.com/ru/articles/841428/> (дата обращения: 10.05.2025)
3. Microsoft. RAG и генерированный ИИ - Azure AI Search // Microsoft Learn [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/azure/search/retrieval-augmented-generation-overview> (дата обращения: 10.05.2025).
4. Zerocoder. Что такое Retrieval Augmented Generation (RAG) в Prompt Engineering? // Zerocoder [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://ya.zerocoder.ru/pgt-chto-takoe-retrieval-augmented-generation-rag-v-prompt-engineering/> (дата обращения: 10.05.2025).
5. Ultralytics. Поколение, дополненное извлечением (Retrieval Augmented Generation, RAG) // Ultralytics [Электронный ресурс]. – 2025. – URL: <https://www.ultralytics.com/ru/glossary/retrieval-augmented-generation-rag> (дата обращения: 10.05.2025).
6. «RAG (Retrieval Augmented Generation) - простое и понятное объяснение» // Habr [Электронный ресурс]. – 2023. – URL: <https://habr.com/ru/articles/779526/> (дата обращения: 10.05.2025).
7. Недильченко, О. С. Этапы и методы автоматического извлечения ключевых слов / О. С. Недильченко. — Текст : непосредственный // Молодой ученый. — 2017. - Nº 22 (156). - C. 60-62. - URL: https://moluch.ru/archive/156/44044/ (дата обращения: 10.06.2024)…
8. Основы Natural Language Processing для текста // Habr [Электронный ресурс]. – 2018. – URL: <https://habr.com/ru/companies/Voximplant/articles/446738/> (дата обращения: 10.05.2025).
9. Обработка естественного языка [Электронный ресурс]: NEERC Wiki. – URL: [https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Обработка\_естественного\_языка](https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=%D0%9E%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%82%D0%BA%D0%B0_%D0%B5%D1%81%D1%82%D0%B5%D1%81%D1%82%D0%B2%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D0%B3%D0%BE_%D1%8F%D0%B7%D1%8B%D0%BA%D0%B0) (дата обращения: 10.05.2025).
10. Метрика TF-IDF (Term frequency–inverse document frequency) / Loginom Company : официальный сайт. – 2024 – URL: https://wiki.loginom.ru/articles/tf-idf.html (дата обращения: 03.06.2024).
11. Горлевич, Даниил. Алгоритмы для выделения ключевых слов: Rake, YAKE!, TextRank / NTA – 2022 – https://newtechaudit.ru/algoritmy-dlya-vydeleniya-klyuchevyh-slov-rake-yake-textrank/ (дата обращения: 03.06.2024)
12. Turney P. «Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classifi cation of Reviews». 2002. pp. 417-424.
13. Я.Ю. Дементьева, Е.П. Бручес, Т.В. Батура Извлечение терминов из текстов научных статей // Программные продукты и системы. 2022. №4. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/izvlechenie-terminov-iz-tekstov-nauchnyh-statey (дата обращения: 09.06.2024).

# Приложение А