МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
«Национальный исследовательский университет   
«Московский институт электронной техники»

Институт системной и программной инженерии и информационных технологий

Руднев Илья Александрович

Магистерская диссертация   
по направлению подготовки 09.04.04 «Программная инженерия»

Исследование и разработка методики и алгоритма многокритериального анализа художественных текстов

Студент Руднев И.А.

Научный руководитель \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_к.пед.н., доц. Федотова Е.Л.

Москва, 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

[ВВЕДЕНИЕ 4](#_Toc195734767)

[ГЛАВА 1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ АНАЛИЗА ХУДОЖЕСТВЕННЫХ ТЕКСТОВ 10](#_Toc195734768)

[1.1 Развернутая постановка проблемы на основе сложившейся проблемной ситуации в области анализа художественных текстов 10](#_Toc195734769)

[1.2 Точки зрения других авторов на проблему и пути ее решения. Анализ существующих методов анализа художественных текстов 11](#_Toc195734770)

[1.3 Обоснование плана диссертационных исследований вообще и методов исследований анализа художественных текстов 22](#_Toc195734771)

[1.4 Обоснование пути решения проблемы разработки алгоритма и методики художественных текстов 25](#_Toc195734772)

[Выводы по главе 1 28](#_Toc195734773)

[ГЛАВА 2. ФОРМАЛИЗОВАННОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЗАДАЧИ АНАЛИЗА ХУДОЖЕСТВЕННЫХ ТЕКСТОВ 29](#_Toc195734774)

[2.1 Разбиение проблемы на подпроблемы. Формальные способы и пути решения подпроблем анализа художественных текстов 29](#_Toc195734775)

[2.2 Показатели эффективности многокритериальной оценки художественных текстов 35](#_Toc195734776)

[2.3 Описание основных этапов функционирования многокритериальной оценки художественных текстов 43](#_Toc195734777)

[2.4 Описание использования нейронных сетей для многокритериальной оценки художественных текстов 47](#_Toc195734778)

[Выводы по главе 2 52](#_Toc195734779)

[ГЛАВА 3. ПРОВЕРКА И ПОДТВЕРЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ИССЛЕДОВАНИЯ ХУДОЖЕСТВЕННЫХ ТЕКСТОВ 53](#_Toc195734780)

[3.1 Описание используемых инструментов и программных средств для реализации многокритериальной оценки. 53](#_Toc195734781)

[3.2 Разработка алгоритма анализа художественного текста в виде программного средства. 63](#_Toc195734782)

[3.3 Выбор метрики качества 70](#_Toc195734783)

[Выводы по главе 3 74](#_Toc195734784)

[ГЛАВА 4. ОЦЕНКА ДОСТОВЕРНОСТИ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ 76](#_Toc195734785)

[4.1 Тестирование разработанного модуля и подтверждение результатов 76](#_Toc195734786)

[СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 78](#_Toc195734787)

ВВЕДЕНИЕ

Развитие технологий способствует развитию различных способов обмена информации между людьми, что является стимулом для развития творчества. Благодаря специализированным сайтам каждый день в Интернете появляются новые авторы, публикации которых остаются незамеченными на фоне других работ. Оценка художественных текстов может помочь авторам скорректировать собственные произведения, а также привлечь потенциальных читателей, доверяющих подобной оценке.

**Актуальность исследования**

Разработка алгоритма многокритериального анализа художественных текстов представляет собой важное направление исследований, обладающее высокой актуальностью и перспективностью в контексте современной информационной эпохи, характеризуемой нарастающими темпами обмена информации. Важность данного направления обусловлена несколькими ключевыми факторами:

* информационный объем текстов. С ростом объема данных в онлайн-среде становится сложнее анализировать, классифицировать, оценивать и извлекать смысл из текстовой информации. Многокритериальный анализ позволяет учесть несколько параметров одновременно, что улучшает точность и полноту анализа художественных произведений;
* потребность в персонализированных рекомендациях. Разработка алгоритмов, способных учитывать предпочтения конкретного читателя, становится все более востребованной. Многокритериальный анализ позволяет учитывать различные аспекты, такие как стиль, тематика, эмоциональная окраска текста и другие, для предоставления персонализированных рекомендаций;
* развитие области искусственного интеллекта. Современные методы машинного обучения и искусственного интеллекта открывают новые возможности для более точного анализа текстов. Многокритериальные алгоритмы могут использовать эти методы для более глубокого и сложного анализа художественных произведений, учитывая множество факторов;
* повышение качества контента. Для издателей, авторов и платформ контент-маркетинга важно иметь инструменты, способные выделить наилучшие художественные произведения и привлечь целевую аудиторию. Многокритериальный анализ помогает определить качество и уникальность текстов, способствуя повышению общего уровня контента.

Новизна исследования обосновывается тем, что, несмотря на большое количество существующих программных решений, ни одно из них не соответствует требованиям, необходимым для выполнения поставленных задач в полном объеме. Данное исследование позволит объединить несколько методов в один, дополнительно улучшив уже существующие решения. Исследования в данной области проводятся, что доказывает актуальность выбранной темы, однако не приводят к практическим результатам, доступным для конечного пользователя.

Исходя из вышеописанных факторов разработка алгоритма многокритериального анализа художественных текстов представляется весьма перспективной, имея потенциал существенно расширить возможности анализа и восприятия литературных произведений в цифровой эпохе.

Разрабатываемый алгоритм может быть использован как начинающими авторами в качестве инструмента самоконтроля, так и пользователями литературных сайтов, что делает результаты исследования востребованными для владельцев и пользователей сайтов, специализирующихся на публикации прозаических художественных текстов в малых формах.

**Проблемная ситуация**

Проблемная ситуация заключается в отсутствии доступных готовых программных реализаций решения задачи многокритериальной оценки художественных текстов. Причины возникновения проблемной ситуации:

* отсутствие комплексного решения, позволяющего исследовать текст по нескольким критериям. Существующие методы оценки текстов могут учитывать только определенные аспекты, такие как сюжет, стиль письма или грамматика, и не учитывать другие важные аспекты, такие как эмоциональная сила, глубина персонажей или художественная ценность. Это может привести к неполной или недостаточно точной оценке текста;
* ограниченность существующих средств оценки текстов по количеству символов анализируемого материала. Многие существующие сервисы ограничивают длину исследуемого текста, затрудняя анализ произведений с большим количеством символов;
* ориентированность средств оценки текстов на коммерческую выгоду анализируемых текстов. Средства оценки в основном направлены на оценку того, насколько текст может быть полезен в коммерции, что делает подобные средства неприменимыми для исследования художественной литературы;
* убежденность в субъективности оценки искусства, в том числе художественных текстов. Литературные предпочтения, вкусы и интересы людей могут сильно варьироваться, что приводит к различным мнениям о качестве и ценности текста. Оценка текста может зависеть от личного опыта, культурных различий, эмоционального состояния и других факторов, которые делают ее субъективной;
* независимость уровней влияния отдельных показателей от задач конкретного пользователя. Так как многокритериальная оценка включает несколько параметров, необходима возможность регулирования влияния определенных критериев на итоговую оценку.

**Объект исследования**

При разработке алгоритма многокритериального анализа художественных текстов объектом исследования является сам художественный текст. Это включает в себя анализ различных аспектов и характеристик текста, которые могут быть существенными для оценки его качества, содержания и восприятия читателями. Разработка алгоритма многокритериального анализа художественных текстов направлена на создание системы, способной учесть и взаимодействовать с этими разнообразными аспектами, чтобы предоставить более полное и объективное понимание содержания и характеристик текста.

**Предмет исследования**

Предмет исследования является алгоритм многокритериального анализа художественных текстов - это набор критериев, параметров и характеристик, которые используются для оценки и анализа художественных произведений. Таким образом, предмет исследования включает в себя как теоретические, так и практические аспекты, направленные на создание эффективного инструмента многокритериального анализа художественных текстов. Основными критериями оценки текста являются:

* лингвистические характеристики;
* семантика и содержание;
* эмоциональные компоненты;
* структура и композиция;
* стиль и языковые особенности;
* интерактивные элементы;
* метрики и статистика.

**Цель и задачи исследования**

Целью исследования является повышение эффективности оценки художественных текстов за счет увеличения количества параметров и их объединения. Для достижения этой ставится ряд задач:

* аналитический обзор существующих методов и средств оценки художественных текстов;
* формализация задачи формирования многокритериальной оценки художественных текстов;
* разработка алгоритма и методики для формирования многокритериальной оценки художественного текста;
* программная реализация разработанных алгоритмов в виде программного средства;
* оценка эффективности разработанных алгоритмов.

Все эти задачи должны быть решены в процессе работы для достижения цели разработки.

**Положения, выносимые на защиту**

На защиту выносятся следующие положения:

* формализованное представление задачи оценки художественных текстов;
* алгоритм вычисления многокритериальной оценки художественных текстов;
* программная реализация разработанных методики и алгоритма в виде программного средства;
* оценка повышения быстродействия разработанных алгоритма и методики по основным показателям СМО.

**Практическая значимость результатов**

Многокритериальная оценка художественных текстов может быть полезной в различных практических ситуациях. Возможные варианты практического использования:

* оценка литературных произведений: многокритериальная оценка может помочь литературным критикам, редакторам и издателям в оценке качества и потенциала литературных произведений. Это позволяет более объективно оценить тексты и принимать решения о публикации или дальнейшей работе с ними;
* рекомендательные системы: многокритериальная оценка может быть использована в разработке рекомендательных систем для книг, фильмов или других художественных произведений. Она может учитывать предпочтения пользователей по различным критериям, таким как жанр, настроение, сложность сюжета и т. д., и предлагать им наиболее подходящие произведения;
* улучшение процесса написания: многокритериальная оценка может быть полезна для авторов и редакторов при разработке и редактировании текстов. Она может помочь выявить сильные и слабые стороны произведения, указать на области, которые требуют доработки, и предложить конкретные рекомендации для улучшения текста.

**Анализ состояния научно-технической проблемы**

Проблема программной реализации многокритериальной оценки художественных текстов является актуальной и сложной задачей. В данной области исследователи сталкиваются с несколькими вызовами:

- художественные тексты подвержены субъективной оценке. Восприятие и оценка литературы могут сильно различаться у разных людей, что усложняет разработку объективных критериев оценки.

- разработка объективных метрик также представляет сложность. Художественные тексты не имеют явных и объективных метрик, по которым можно оценить их качество. Поэтому требуется разработка новых подходов и методов для определения объективных критериев оценки.

- многокритериальность оценки является важным аспектом. Художественные тексты могут быть оценены по различным критериям, таким как стиль, сюжет, персонажи, эмоциональная сила и другие. Интеграция и учет всех этих критериев в программной реализации представляет дополнительные сложности.

- разработка моделей и алгоритмов является неотъемлемой частью программной реализации. Для оценки художественных текстов требуются соответствующие модели и алгоритмы, которые учитывают различные аспекты текста, такие как структура, лексика, синтаксис и семантика. Использование методов машинного обучения, нейронных сетей и статистических моделей может помочь в разработке таких моделей и алгоритмов.

- обработка и анализ больших объемов данных является важным аспектом. Анализ больших объемов текстовых данных может помочь выявить закономерности и паттерны в текстах, а также обучить модели на основе большого количества примеров. Это может повысить точность и надежность программной оценки текстов.

- интерпретируемость результатов также является важным аспектом. Пользователи должны понимать, какие критерии и алгоритмы использовались для оценки текстов, и какие факторы влияют на итоговую оценку. Разработка методов и инструментов для интерпретации и визуализации результатов является важным направлением исследований.

В целом, проблема программной реализации многокритериальной оценки художественных текстов требует учета субъективности оценки, разработки объективных метрик, учета множества критериев, разработки моделей и алгоритмов, обработки больших объемов данных и обеспечения интерпретируемости результатов. Решение этой проблемы требует инноваций в области анализа текстов, машинного обучения и статистического моделирования.

# ГЛАВА 1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ АНАЛИЗА ХУДОЖЕСТВЕННЫХ ТЕКСТОВ

## Развернутая постановка проблемы на основе сложившейся проблемной ситуации в области анализа художественных текстов

Проблема отсутствия средств многокритериальной оценки художественных текстов заключается в необходимости разработки эффективных алгоритмов и методов, способных учесть разнообразные аспекты текстов и предоставить комплексную оценку их качества. Существующие подходы к анализу художественных произведений часто ограничены одномерными метриками или ориентированы только на отдельные аспекты текста, что не отражает всю многогранность литературного творчества.

Ключевые аспекты проблемы включают:

* многомерность текстов - художественные тексты обладают множеством аспектов, таких как сюжет, стиль, персонажи, эмоциональная окраска и другие. Отсутствие средств многокритериальной оценки приводит к упрощенному искаженному восприятию произведений;
* субъективность оценки - оценка текстов часто остается субъективной, основанной на индивидуальных предпочтениях и восприятии читателя. Недостаток объективных критериев усложняет создание универсальных методов анализа;
* отсутствие стандартизации - отсутствие стандартизированных методов многокритериальной оценки делает сложным сравнение и анализ текстов в рамках общего стандарта;
* игнорирование индивидуальных особенностей - существующие средства оценки часто не учитывают индивидуальные художественные особенности каждого произведения, что ограничивает их применимость к разнообразным жанрам и стилям;
* потребность в автоматизированных решениях - в условиях большого объема доступных текстов и потребности в автоматизированных решениях, отсутствие средств многокритериальной оценки становится проблемой в области обработки и анализа больших данных;
* недостаток адаптивности - существующие методы не всегда адаптированы к изменчивым литературным трендам и новым художественным подходам.

Решение этих проблем требует разработки инновационных подходов к многокритериальной оценке художественных текстов, учитывающих их многомерность, субъективность и изменчивость.

Таким образом, для решения проблемы разрабатываемый метод должен обладать следующими характеристиками:

* обеспечивать гибкую настройку влияния различных характеристик на итоговую оценку – разрабатываемые методика и алгоритм должны давать возможность настройки влияния значения критериев на формирование итоговой оценки;
* оценивать текст на основании различных характеристик, таких как оценка орфографии, грамматики, пунктуации, лексического разнообразия и других – данное условие позволит сделать многокритериальную оценку полной, что будет отличать ее от уже существующих решений и алгоритмов;
* предоставлять пользователю возможность оценивать текст на основании предустановленных наборов данных – предварительное формирование значений оценок, признанных эталонными для сравнения при исследований текстов аналогичной направленности;
* осуществлять расширение базы для обучения посредством добавления новых текстов. Конечный пользователь должен иметь возможность создания собственного набора, на основании которого будет сформирована эталонная оценка, используемая в дальнейшем для оценки текстов.

Реализация данных методов позволит решить проблему отсутствия единого решения, осуществляющего многокритериальную оценку художественных текстов, описав способ оценки.

## Точки зрения других авторов на проблему и пути ее решения. Анализ существующих методов анализа художественных текстов

Рассмотрим существующие методы и способы оценки художественных текстов по многим критериям. Наиболее распространённым методом, применяемым для оценки текстов в настоящее время, является SEO-анализ.

SEO (Search Engine Optimization) анализ - это процесс изучения и оценки веб-ресурса с целью оптимизации его для поисковых систем. Цель SEO анализа заключается в улучшении видимости веб-сайта в результатах поиска, что в свою очередь может привести к увеличению трафика, повышению конверсии и улучшению общей производительности веб-ресурса. Вот некоторые ключевые аспекты SEO анализа:

* ключевые слова (Keywords) и Фразы: определение наиболее релевантных ключевых слов и фраз, которые потенциальные посетители могут использовать при поиске информации, связанной с вашим веб-ресурсом;
* конкурентный анализ: изучение конкурентов в вашей нише, включая анализ их стратегий ключевых слов, структуры сайта, контента и обратных ссылок. Это помогает понять, какие тактики могут быть эффективными для вашего проекта;
* анализ структуры сайта (On-Page SEO): оценка внутренней структуры сайта, включая правильное использование заголовков (H1, H2, H3 и т.д.), оптимизацию мета-тегов (заголовки, описания), удобство навигации и читаемость URL-адресов;
* технический SEO: проверка технических аспектов сайта, таких как скорость загрузки страниц, мобильная дружественность, наличие XML-карты сайта, настройки robots.txt и файла .htaccess, а также обработка ошибок сервера;
* обратные ссылки (Backlinks): оценка качества и количества обратных ссылок на ваш сайт. Это важный фактор ранжирования, и анализ анкорных текстов и источников обратных ссылок может помочь определить стратегию по их улучшению;
* содержание: оценка качества и уникальности контента. Поисковые системы ценят информационный и ценностный контент, поэтому его оптимизация является ключевым элементом SEO;
* аналитика и метрики: использование веб-аналитики для измерения трафика, поведения посетителей, конверсий и других метрик, чтобы понять, какие стратегии работают и где есть место для улучшений;
* локализация: если ваш бизнес имеет локальную направленность, то важно оптимизировать сайт для местных поисковых запросов. Это может включать в себя настройку профилей в местных каталогах и оптимизацию Google My Business.

SEO анализ является непрерывным процессом, поскольку поисковые алгоритмы регулярно обновляются, и конкуренты могут изменять свои стратегии. Постоянное отслеживание результатов и внесение корректив в стратегию оптимизации помогают сайту оставаться актуальным и видимым для целевой аудитории.

Недостатком данного метода является ориентированность на коммерческую успешность использования анализируемого текста - автоматизированные средства seo анализа снижают общую оценку текста, в котором используются средства выразительности и частые речевые конструкции, что делает данный вид анализа неподходящим для анализа художественных текстов. На рисунке 1 показана экранная форма одного из онлайн-сервисов, предоставляющих функционал по проведению SEO-анализа пользовательских текстов.



Рисунок 1.1 – Экранная форма seo-анализа на сайте advego.com

SEO анализ обладает следующими недостатками применительно к художественному тексту:

* Риск потери художественности: SEO-анализ может подталкивать авторов к созданию контента, который слишком сильно оптимизирован под поисковые запросы, что может негативно сказаться на художественности текста. Слишком много внимания на ключевые слова и структуру может привести к потере оригинальности и уникальности литературного стиля;
* Субъективность оценки: SEO-анализ в художественных текстах может быть сложным из-за субъективности оценки качества. Поисковые системы опираются на алгоритмы и метрики, которые не всегда могут полноценно оценить художественную ценность текста. Оценка художественных аспектов, таких как стиль, эмоциональная сила и творческий подход, требует более глубокого анализа;
* Ограничение критериев оценки: SEO-анализ обычно ориентирован на оценку определенных критериев, таких как плотность ключевых слов, заголовки, мета-теги и другие факторы, которые могут быть важны для поисковых систем. Однако, это может ограничить оценку других важных аспектов художественных текстов, таких как глубина сюжета, характеризация персонажей, структура и т.д.;
* Интерпретация контекста: SEO-анализ не всегда учитывает контекст, в котором создан художественный текст. Он может не улавливать тонкости и нюансы, связанные с авторским намерением или особенностями литературного произведения. Это может привести к неполным или неадекватным результатам при оптимизации и оценке.

Описанные выше недостатки затрудняют использование SEO анализа для исследования художественных текстов.

Следующим существующим решением является лингвистический анализатор который разрабатывался в течение 2007-2008 годов в рамках сайта «Лаборатории Фантастики». Изначально ставилась цель проанализировать тексты русскоязычных писателей-фантастов и выявить значимые их характеристики, описывающие в совокупности авторский стиль, или так называемый «авторский лингвопрофиль».

Для достижения поставленной цели был написан програмный код, получающий на входе текст, скажем, романа, и выдающий на выходе его статистические характеристики, среди которых:

* средняя длина предложения (СДП), знаков;
* СДП авторского текста, знаков;
* СДП диалога, знаков;
* доля диалогов в тексте;
* доля авторского текста в диалогах;
* динамика использование диалогов по тексту (график);
* использовано уникальных слов (всего уникальных слов, как словарных, так и выдуманных автором);
* активный словарный запас (количество уникальных словарных слов в тексте);
* активный несловарный запас (количество уникальных выдуманных слов в тексте — сюда входят все имена, названия и неологизмы);
* удельный АСЗ на 3000 слов текста (среднее количество уникальных словарных слов на 3000 слов текста);
* динамика изменения УАСЗ-3000 от начала до конца произведения ;
* статистика использования частей речи: процент существительных, прилагательных, глаголов, местоимений-существительныхм, местоименных прилагательных, местоимений-предикативов, числительных (количественных), числительных (порядковых), наречий, предикативов, предлогов, послелогов, союзов, междометий, вводных слов, фразовых глаголов, частиц, кратких прилагательных, причастий, деепричастий, кратких причастий и инфинитивов;
* частоты всех известных знаков препинания;
* биграммы буквенных пар — простой подсчёт частот всех алфавитных пар «аа», «аб», «ав»... «ба», «бб» и т.д;
* биграммы «соединительных символов» (частоты пар первой буквы текущего слова и последней буквы предыдущего — исключая имена, названия и пр.);
* биграммы первых символов, т.е. первого символа слова и первого символа следующего за ним слова;
* биграммы первых символов, т.е. первого символа слова и первого символа следующего за ним слова.

Словарный запас — это, количество уникальных слов, которые знает автор. Но знает ещё не значит, что он их употребляет в своих текстах. Поэтому гораздо более актуальной характеристикой является «активный словарный запас», что для случая конкретной книги означает количество использованных в ней уникальных слов. Но, учитывая тот факт, что книги различаются по объёму, логичным будет считать т.н. «удельный активный словарный запас», то есть количество уникальных слов на сколько-то слов текста. Если вычленить из текста 10000 идущих подряд слов, удалить из них повторяющиеся и посчитать сколько осталось, то получится ни что иное как «удельный АСЗ на 10000 слов текста». На рисунке 1.2 показан фрагмент из отчета анализа текста, составленным алгоритмом сайта «Лаборатория Фантастики», демонстрирующий результат анализа по некоторым параметрам, а также предоставляет графическое предоставление одного из параметров текста в виде диаграммы.

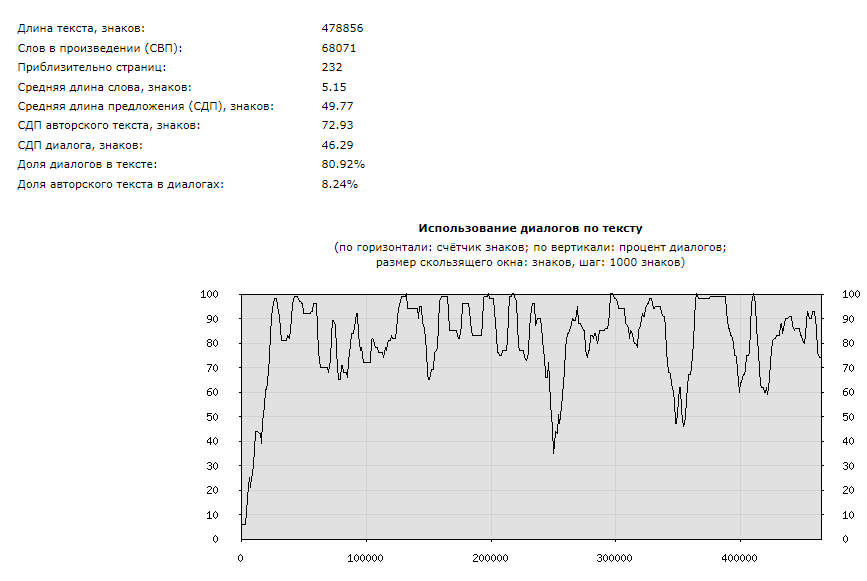


Рисунок 1.2 – Фрагмент лингвистического анализа произведения с сайта «Лаборатория Фантастики»

Инструментарий Microsoft Word по проверке текста включает разнообразные функции, предназначенные для обеспечения правильности и грамматической корректности текстовых документов. Вот основные инструменты:

* проверка орфографии: Word автоматически подчеркивает слова, написанные с ошибками, и предоставляет предложения для исправления. Можно легко провести проверку всего документа или выбранных участков;
* грамматическая проверка: Инструмент грамматической проверки помогает выявлять и исправлять грамматические ошибки в предложениях, такие как неправильное использование времен, неполные предложения и др;
* проверка стиля: Word может предложить изменения для улучшения стиля написания, включая рекомендации по устранению повторений, избеганию пассивного залога и другие рекомендации по структуре предложений;
* подсветка повторений: Инструментарий подсвечивает повторяющиеся слова и выражения в документе, что помогает избегать монотонности и улучшать читабельность текста;
* тезаурус и словарь: Word предоставляет тезаурус и словарь, чтобы помочь разнообразить лексику, предлагая синонимы и определения для выбранных слов;
* проверка терминологии: В некоторых случаях Word может обнаруживать и предупреждать об использовании терминов, которые могут быть неправильными или не соответствовать стандартной терминологии;
* проверка и форматирование цитат и источников: Word также может проверять правильность форматирования цитат и источников в соответствии с выбранным стилем оформления (например, APA, MLA);
* инструмент "Чтение вслух": Этот инструмент позволяет компьютеру озвучивать текст вслух, что может помочь выявить слабые места в написании и обнаружить ошибки, которые могли быть упущены при визуальной проверке;
* настройки проверки текста: Пользователи могут настроить параметры проверки текста, включая язык, стиль, правила орфографии и грамматики, что особенно важно при работе с многоязычными текстами;
* переводчик: Word включает функцию перевода, которая позволяет переводить отдельные слова или фразы на другие языки. Это может быть полезно для проверки правильности перевода или для получения перевода неизвестных слов;
* персонализация: Word позволяет настраивать параметры проверки текста на грамотность в соответствии с предпочтениями пользователя. Вы можете выбрать язык проверки, включить или отключить определенные правила и настроить уровень подробности проверки.

На рисунке 1.3 показана экранная форма настроек исправления и форматирования в приложении Microsoft Word. На данной форме представлена панель настроек, позволяющая управлять проверками вводимого текста по различным языковым характеристикам, включать и отключать анализ вводимого текста в реальном времени на орфографические ошибки и другие функции, реализующие в программе Microsoft Word 2019 функционал по анализу текста.

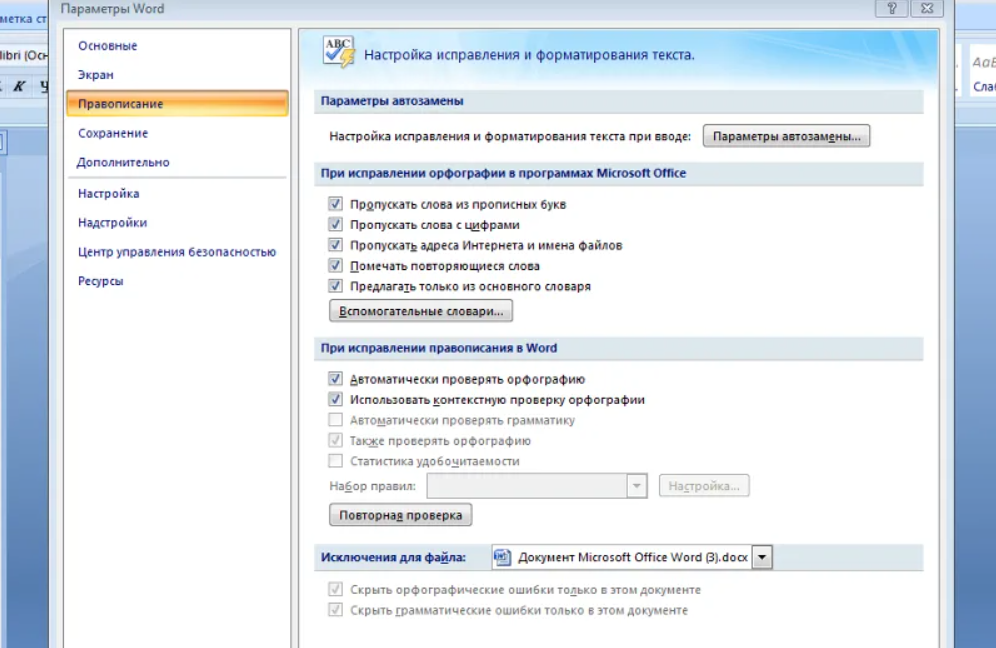


Рисунок 1.3 – Экранная форма настройки исправления и форматирования текста в программе MS Word

Эти инструменты делают процесс проверки текста в Microsoft Word более эффективным и помогают создавать более качественные и профессиональные документы.

Закон Ципфа - это эмпирическое наблюдение, которое было впервые сформулировано лингвистом Джорджем Ципфом в 1935 году. Он обнаружил, что в большинстве языков существует статистическое распределение слов по частоте употребления, и это раcпределение подчиняется математическому закону.

В контексте литературного анализа, закон Ципфа может быть применен к изучению частоты употребления слов в текстах. Суть закона Ципфа в том, что если отсортировать слова в тексте по убыванию их частоты использования, то второе по частоте слово будет использоваться приблизительно в два раза реже, третье — в три раза реже, и так далее. Математически это описывается формулой, где частота (f) обратно пропорциональна рангу (r) слова.

Закон Ципфа имеет важное значение в лингвистике и языковых исследованиях. Он позволяет описывать и моделировать распределение слов в текстах и языках. Этот закон отражает неравномерность использования слов в языке: небольшое количество слов (частотные слова) встречается очень часто, в то время как большинство слов (редкие слова) встречается редко или даже вовсе не встречается.

Закон Ципфа может быть использован для различных лингвистических задач. Например, он может быть применен для оценки уникальности текста, идентификации авторства, классификации текстов, анализа стилей письма и др. Также он может быть использован для построения языковых моделей и прогнозирования вероятности появления слова в тексте.

По сути, закон Ципфа подчеркивает неравномерное распределение частот слов в тексте. Некоторые слова (например, артикли, предлоги) встречаются очень часто, в то время как большинство слов используется гораздо реже. На рисунке 1.4 показано распределение слов в произведении «Война и мир».

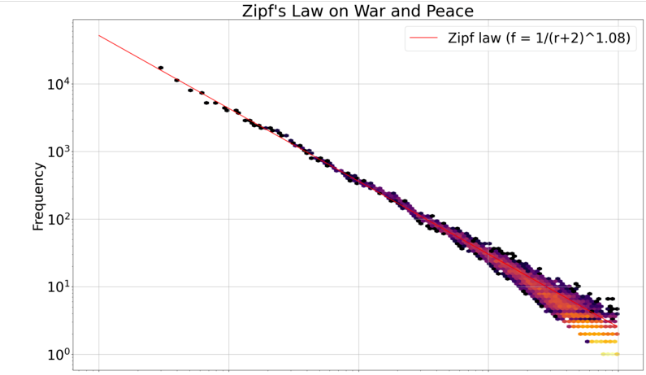


Рисунок 1.4 – График распределения по закону Ципфа на примере «Войны и мира»

В литературном анализе закон Ципфа применяется для изучения структуры текстов, выявления особенностей лексики и выделения наиболее важных слов. Например, в корпусе литературных произведений можно выделить наиболее часто встречающиеся слова, которые могут быть ключевыми для понимания содержания текста. Закон Ципфа также может использоваться для сравнения текстов разных авторов или литературных периодов, что позволяет выявить уникальные стили и особенности использования языка.

Существует также усовершенствованная формулировка закона Ципфа. Развернутый закон Ципфа, также известный как закон Ципфа-Мандельброта, представляет собой более детальное описание статистического распределения слов в тексте или языке.

В развернутом варианте закона добавляется показатель s, который может быть различным для разных текстов и языков. Он отражает степень неравномерности распределения слов. Если s=1, то распределение соответствует оригинальному закону Ципфа, где частота встречаемости слов обратно пропорциональна их рангу. Однако в реальности s обычно отличается от 1 и может принимать значения от 0 до 2.

Значение показателя степени s может быть использовано для характеристики текста или языка. Например, если s близко к 0, это указывает на равномерное распределение слов и низкую концентрацию на частотных словах. Если s близко к 2, это указывает на сильную неравномерность распределения, где небольшое количество слов встречается очень часто.

Применение развернутого закона Ципфа может помочь в следующих задачах:

* анализ текстов: Распределение слов в тексте, описанное развернутым законом Ципфа, может использоваться для анализа и сравнения текстов. Оно может помочь выявить особенности лексического состава текста и сравнить его с другими текстами;
* распознавание языка: Развернутый закон Ципфа может быть использован в задаче распознавания языка для определения языка текста на основе его распределения слов. Различные языки имеют свои уникальные распределения слов, и развернутый закон Ципфа может помочь в их идентификации;
* оценка текстов: Развернутый закон Ципфа может быть использован в задаче оценки качества текста. Анализ распределения слов по рангу и длине может дать представление о структуре и стилистических особенностях текста.

Развернутый закон Ципфа позволяет более точно моделировать и анализировать статистические свойства текстов и языков. Он может быть использован для оценки уникальности текста, идентификации авторства, классификации текстов, анализа стилей письма и других лингвистических задач. Также он может быть использован для построения языковых моделей и прогнозирования вероятности появления слова в тексте.

Важно отметить, что закон Ципфа не всегда строго соблюдается в каждом тексте, и отклонения могут быть обусловлены разными стилями письма, темами текстов или особенностями авторского стиля.

Hemingway Editor — это инструмент, предназначенный для улучшения читаемости текста. Он анализирует текст на сложность, выделяя фрагменты, которые могут быть упрощены, делает акцент на доступности и ясности языка. Инструмент ориентирован на уменьшение сложности предложений и устранение стилистических недостатков.. Экранная форма представлена на рисунке 1.5

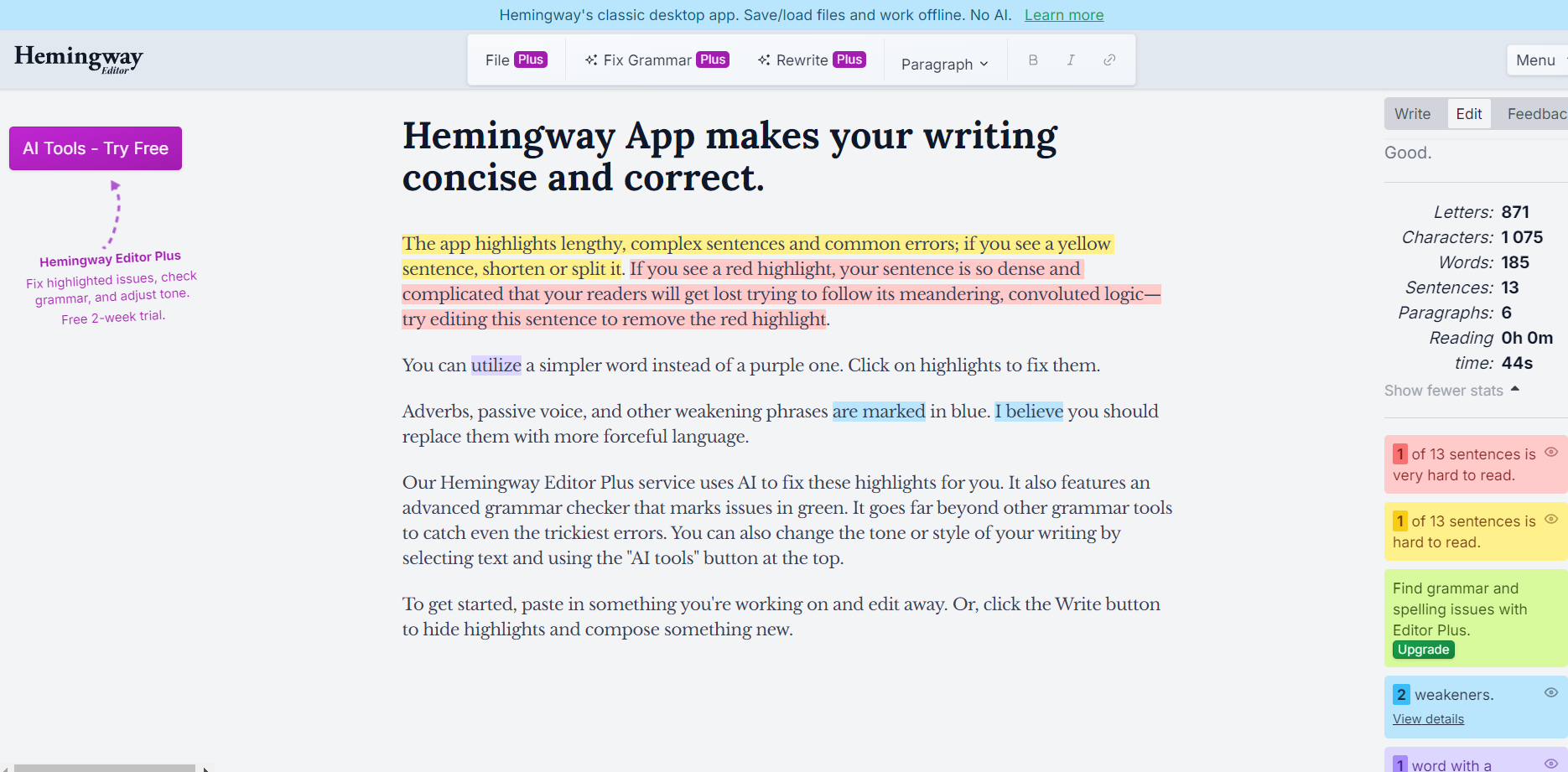


Рисунок 1.5 – Стартовая страница Hemingway Editor

Предлагает советы по улучшению, однако не формирует итоговую оценку, также не поддерживает русский язык.

Еще одним популярным иструментом является ProWritingAid — это инструмент для редактирования текста, ориентированный на профессиональных писателей, редакторов и контент-маркетологов. Он использует более сложные алгоритмы для анализа текста и предлагает исправления на основе многих аспектов, включая стиль, грамматику, синтаксис и структуру текста. При анализе текста, помимо других методов, использует tf-idf – это статистическая мера, используемая для оценки важности слова в контексте документа, являющегося частью коллекции документов или корпуса. Вес некоторого слова пропорционален частоте употребления этого слова в документе и обратно пропорционален частоте употребления слова во всех документах коллекции. Экранная форма представлена на рисунке 1.6.

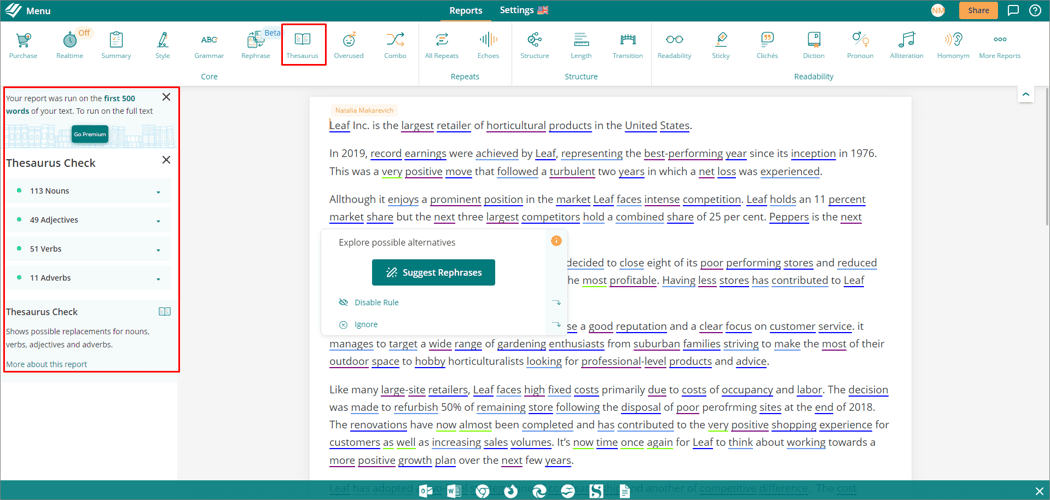


Рисунок 1.6 – Экранная форма ProWritingAid редактирования текста

Имеет широкий функционал, но в то же время перегруженный интерфейс, что затрудняет его использование.

## Обоснование плана диссертационных исследований вообще и методов исследований анализа художественных текстов

Для исследования текста будет применяться многокритериальная оценка.

Многокритериальная оценка (МКО) - это метод, который позволяет принимать решения при наличии нескольких критериев или факторов, которые необходимо учесть. В отличие от однокритериальной оценки, где решение принимается на основе одного критерия, МКО учитывает несколько критериев одновременно.

Процесс многокритериальной оценки обычно состоит из следующих шагов:

* определение целей и критериев: сначала необходимо четко определить цели оценки и критерии, которые будут использоваться для оценки альтернатив. Критерии должны быть измеримыми и релевантными для принимаемого решения;
* сбор данных: для каждой альтернативы необходимо собрать данные, соответствующие каждому из критериев. Данные могут быть числовыми (например, стоимость, время выполнения) или качественными (например, уровень качества, удовлетворенность клиентов);
* взвешивание критериев: после сбора данных необходимо определить относительную важность каждого критерия. Это можно сделать путем присвоения весов каждому критерию, где более важные критерии получают более высокие веса. Веса могут быть определены экспертно или с помощью методов анализа приоритетов, таких как анализ иерархий или анализ парных сравнений;
* нормализация данных: поскольку данные могут иметь различные единицы измерения и диапазоны значений, необходимо нормализовать их перед проведением оценки. Нормализация позволяет привести все критерии к общей шкале и сравнить их между собой;
* ранжирование альтернатив: после нормализации данных можно приступить к ранжированию альтернатив. Существует несколько методов ранжирования, включая взвешенную сумму, взвешенное произведение, метод анализа иерархий и другие. В каждом из методов альтернативы получают оценку на основе весов критериев и их значений;
* принятие решения: после ранжирования альтернатив можно принять решение, выбрав альтернативу с наивысшим рангом или с наиболее высокой оценкой. Однако решение может быть также связано с анализом чувствительности, чтобы оценить, как изменения в весах критериев влияют на результаты.

Метод многокритериальной оценки является полезным инструментом для принятия решений в сложных ситуациях, где необходимо учесть множество факторов. Он позволяет систематизировать процесс оценки и сравнения альтернатив, что помогает принимать обоснованные и информированные решения.

Многокритериальная оценка художественных текстов предполагает использование нескольких критериев или метрик для оценки качества текста. Особенности многокритериальной оценки художественных текстов включают:

* субъективность: Оценка художественных текстов является субъективным процессом, поскольку восприятие и оценка качества текста могут различаться у разных людей. Многокритериальная оценка позволяет учесть различные аспекты текста и учесть разнообразие мнений и предпочтений;
* разнообразие критериев: Многокритериальная оценка включает использование различных критериев или метрик для оценки художественных текстов. Эти критерии могут включать структуру текста, языковые особенности, стиль письма, эмоциональное воздействие, оригинальность и другие аспекты текста;
* взаимодействие критериев: При многокритериальной оценке важно учитывать взаимодействие между различными критериями. Например, критерий структуры текста может влиять на критерий языковых особенностей, и оба могут влиять на критерий эмоционального воздействия. Важно учесть эти взаимосвязи при оценке текста;
* весовые коэффициенты: В многокритериальной оценке каждый критерий может иметь различную важность или вес. Весовые коэффициенты определяют, насколько каждый критерий влияет на общую оценку текста. Определение этих весовых коэффициентов может быть сложной задачей и требует внимательного анализа и экспертных оценок;
* агрегация результатов: После оценки текста по каждому критерию необходимо агрегировать результаты для получения общей оценки. Существуют различные методы агрегации, такие как суммирование, усреднение, взвешенное суммирование и другие. Выбор метода агрегации будет зависеть от особенностей конкретного исследования;
* интерпретация результатов: После проведения многокритериальной оценки важно интерпретировать полученные результаты. Это может включать анализ важности разных критериев, выявление особенностей текста, идентификацию сильных и слабых сторон и общую оценку качества текста.

Многокритериальная оценка художественных текстов является сложным и многогранным процессом, который требует внимательного анализа и экспертных знаний. Она позволяет учесть разнообразие аспектов текста и получить оценку его качества, основываясь на большем количестве критериев.

В таблице 1.1 представлена сводная информация о существующих методах анализа художественных текстов.

Таблица 1.1 – Анализ предметной области

|  |  |
| --- | --- |
| Название ПО | Используемый метод |
| ProWritingAid | TF-IDF  , где tf - частота слова, idf – обратная частота |
| Hemingway Editor |  |
| Лингвистический анализ «Лаборатории фантастики» | Удельный авторский словарный запас (АСЗ) |

Существующие решения имеют следующие недостатки:

* отсутствие возможности настройки уровня влияния характеристик;
* игнорирование контекста при вычислении численных показателей;
* отсутствие итоговой оценки;
* игнорирование низкоуровневых критериев оценки.

Для устранения этих недостатков разрабатывается новая методика.

## Обоснование пути решения проблемы разработки алгоритма и методики художественных текстов

Для устранения описанных недостатков производится разработка новых методики и алгоритма многокритериальной оценки художественных текстов. Для решения поставленных задач предлагается использовать нейронные сети. Оценка художественных текстов с использованием нейронных сетей представляет собой один из современных подходов к решению этой проблемы. Нейронные сети - это алгоритмы машинного обучения, которые моделируют работу нейронной системы человека и способны обрабатывать сложные данные, включая тексты.

Процесс оценки художественных текстов с использованием нейронных сетей может быть следующим:

* подготовка данных: Сначала необходимо подготовить данные, на которых будет обучаться нейронная сеть. Это может включать сбор и разметку текстовых данных, которые будут использоваться для обучения и тестирования модели;
* создание модели нейронной сети: затем необходимо создать архитектуру нейронной сети, которая будет использоваться для оценки художественных текстов. Это может быть рекуррентная нейронная сеть (RNN), сверточная нейронная сеть (CNN) или комбинация различных типов слоев;
* обучение модели: после создания модели необходимо обучить ее на подготовленных данных. Это включает процесс передачи текстовых данных через сеть и корректировку весов нейронов на основе задачи оценки художественных текстов;
* валидация и тестирование модели: после обучения модели необходимо провести валидацию и тестирование для оценки ее производительности. Это может включать использование отложенного набора данных для проверки точности и обобщающей способности модели;
* оценка текстов: после успешного обучения и проверки модели можно использовать ее для оценки художественных текстов. Это может быть процессом классификации текстов на основе определенных категорий или предсказанием числовых оценок, связанных с качеством текста.

Преимущества использования нейронных сетей для оценки художественных текстов включают способность моделировать сложные зависимости в тексте, автоматическую обработку большого объема данных и возможность обучения на большом количестве разнообразных текстов. Однако важно отметить, что эффективность и точность модели зависят от качества подготовленных данных, выбранной архитектуры сети и правильного обучения и настройки модели.

Оценка художественных текстов с использованием нейронных сетей имеет несколько преимуществ:

* способность моделировать сложные зависимости: Нейронные сети обладают способностью обрабатывать и моделировать сложные зависимости в тексте. Это позволяет им улавливать нюансы и контекстуальные особенности художественных текстов, которые могут влиять на их оценку. Нейронные сети могут автоматически извлекать признаки из текста и использовать их для принятия решений об оценке;
* автоматическая обработка большого объема данных: Нейронные сети могут эффективно обрабатывать большой объем текстовых данных. Это позволяет им изучать широкий спектр художественных текстов и учитывать разнообразие стилей, жанров и тематик. Большой объем данных также способствует более точному обучению модели и улучшению ее способности оценивать тексты;
* учет контекста и субъективности: Нейронные сети могут быть настроены на учет контекста и субъективности при оценке художественных текстов. Они могут учитывать особенности авторского стиля, использование литературных приемов и эмоциональную окраску текста. Это позволяет более точно оценивать качество и ценность текста с учетом его специфических характеристик;
* использование объективных метрик: Нейронные сети могут быть обучены на основе объективных метрик, которые помогают измерить различные аспекты художественных текстов, такие как сложность сюжета, грамматическая правильность, использование литературных приемов и другие. Это позволяет более объективно оценивать тексты и учитывать различные критерии при оценке;
* развитие новых критериев оценки: Оценка художественных текстов с использованием нейронных сетей может способствовать развитию новых критериев оценки. Нейронные сети могут обучаться на основе различных данных, включая оценки экспертов или предпочтения читателей. Это может помочь выявить новые аспекты, которые влияют на качество текста и улучшить процесс оценки.

Однако важно отметить, что эффективность и точность оценки художественных текстов с использованием нейронных сетей зависят от качества подготовленных данных, выбранной архитектуры сети и правильного обучения и настройки модели. Это требует тщательного исследования и экспериментов для достижения наилучших результатов.

## Выводы по главе 1

Исследование показало, что существуют различные методы анализа художественных текстов. Некоторые из них включают в себя анализ структуры и синтаксических конструкций текста, изучение лексики и ее влияние на смысл произведения, анализ образов и метафор, исследование грамматических особенностей и стилистических приемов.

Также было обнаружено, что использование подходов, основанных на компьютерной обработке текстов, например, с использованием методов машинного обучения и анализа данных, позволяет проводить более глубокий и объективный анализ художественных текстов.

Однако, несмотря на разнообразие методов анализа текстов, было отмечено, что ни один из них не может полностью заменить традиционные методы анализа, такие как чтение и интерпретация текстов человеком. Таким образом, использование разнообразных методов, включая традиционные методы и новые технологии, можно добиться более полного и всестороннего понимания художественных текстов.

# ГЛАВА 2. ФОРМАЛИЗОВАННОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЗАДАЧИ АНАЛИЗА ХУДОЖЕСТВЕННЫХ ТЕКСТОВ

## Разбиение проблемы на подпроблемы. Формальные способы и пути решения подпроблем анализа художественных текстов

Анализ художественного текста в автоматизированной системе оценки качества не может быть сведен к единственному универсальному критерию. Художественное произведение представляет собой сложный коммуникативный и семиотический объект, на восприятие которого влияют различные параметры, не сводимые к единой числовой характеристике. В этой связи задача поддаётся формализации как многокритериальная, то есть предполагающая одновременное учёт и обработку нескольких независимых, частично коррелированных, но содержательно разнородных аспектов текста.

Многокритериальная оценка в данном контексте представляет собой подход, при котором текст описывается вектором значений по ряду критериев, каждый из которых отражает определённую характеристику, имеющую потенциальное влияние на читательское восприятие. К числу таких критериев относятся, например, эмоциональная насыщенность, метафоричность, оригинальность стиля, структурная организованность, диалогичность, лексическое богатство, связность и другие. Каждый критерий определяется на основе набора извлекаемых из текста признаков и формирует частную модель, отображающую текст в числовое значение в некотором подпространстве оценки.

На уровне объединения критериев осуществляется агрегация частных оценок в интегральную итоговую характеристику текста, интерпретируемую как приближённая пользовательская оценка восприятия произведения. Такая агрегация может осуществляться с использованием различных методов: от линейной свёртки частных критериев с весовыми коэффициентами до применения мета-моделей, обучаемых на результатах работы отдельных моделей.

Формально, многокритериальная система оценки может быть представлена как отображение:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.1) |

Применение многокритериального подхода позволяет учитывать разнородную природу признаков, повышать интерпретируемость результатов и адаптировать систему под различные типы текстов или целевые задачи. При этом структура модели остаётся модульной: каждый критерий может развиваться независимо, использовать собственную архитектуру модели и подстраиваться под свойства конкретной подвыборки данных.

Таким образом, многокритериальная оценка служит не только способом повышения точности прогноза, но и средством обеспечения структурной прозрачности, воспроизводимости и адаптируемости системы анализа художественных текстов.

Задача автоматического анализа художественных текстов представляет собой многосоставную проблему, включающую в себя как лингвистические, так и семиотические, стилистические и когнитивные аспекты. Сложность решаемой задачи обусловлена разнородностью характеристик, влияющих на восприятие текста, а также отсутствием прямого соответствия между формальными свойствами текста и его читательской оценкой. В связи с этим для повышения формализуемости и алгоритмизуемости анализа целесообразно представить исходную задачу как совокупность более узких и определённых подзадач, каждая из которых отражает один из аспектов текста и допускает решение с использованием конкретных методов анализа.

В рамках общего подхода к оценке текста предлагается разбиение проблемы на следующие содержательно и вычислительно обособленные подпроблемы, список которых приведен ниже.

Оценка эмоциональной насыщенности текста. В качестве подпроблемы рассматривается задача определения степени выраженности эмоционального содержания текста, как в полярной, так и в нейтральной или многотональной форме. Решение может основываться на применении моделей анализа тональности, включая нейросетевые архитектуры, обученные на корпусах эмоционально размеченных текстов, с учётом лексических и синтаксических индикаторов.

Оценка образности и метафоричности. Данная подпроблема направлена на количественное описание использования метафор, сравнений и других тропов, характеризующих образное выражение содержания. Выделение таких структур возможно с применением семантических эмбеддингов, лексико-семантических паттернов, а также анализа отклонений от прототипических конструкций.

Анализ стилистической оригинальности. В качестве формального подхода используется совокупность стилометрических показателей, отражающих отклонение текста от типовых языковых моделей. К числу таких показателей относятся лексическое разнообразие, частотность нестандартной лексики, индекс редкости словоупотребления, а также показатели синтаксической вариативности.

Оценка структурной организованности текста. Под данной подпроблемой подразумевается количественная характеристика композиционной упорядоченности текста. Методами решения могут служить синтаксический анализ, выявление логических связей, дискурсивных маркеров, длиновых характеристик и соотношения различных типов речевых фрагментов.

Выявление степени диалогичности. Подпроблема заключается в идентификации элементов диалоговой структуры и их долевом соотношении в общем объёме текста. К возможным формальным методам относятся парсинг прямой речи, определение количества реплик, а также анализ их распределения и взаимодействия в структуре произведения.

Каждая из перечисленных подпроблем может быть рассмотрена в виде частной задачи извлечения признаков из текста с последующим обучением модели на этих признаках. Таким образом формируется совокупность частных моделей, каждая из которых отражает один аспект восприятия текста. Объединение результатов частных моделей в интегральную оценку осуществляется посредством мета-модели, реализующей многокритериальный подход.

Представленное разбиение позволяет формализовать анализ художественного текста как набор взаимоотносительных, но обособленных задач, каждая из которых поддаётся вычислительной реализации. Такой подход обеспечивает модульность системы, возможность независимого тестирования и улучшения каждого компонента, а также повышение интерпретируемости итоговой оценки.

Автоматизированный алгоритм многокритериальной оценки художественных текстов представляет собой последовательность этапов, каждый из которых направлен на получение объективной и комплексной характеристики анализируемых материалов.

На первом этапе осуществляется подготовка данных. Формируется набор текстов, подлежащих оценке, а также соответствующие метки или численные значения по каждому из заданных критериев. Тексты могут быть представлены в различных форматах, включая последовательности слов или векторные представления.

Затем проводится определение критериев оценки. В качестве критериев могут использоваться такие характеристики, как лексическое разнообразие, грамматическая правильность, синтаксическая сложность, семантическая связность, эмоциональная окрашенность, оригинальность, художественная ценность и тематическое разнообразие.

Следующим этапом является предварительная обработка текстов. В этот процесс может входить удаление служебных слов, приведение символов к единому регистру, токенизация, лемматизация и другие процедуры, направленные на стандартизацию текстового корпуса.

Далее выполняется извлечение признаков. Для каждого текста вычисляются количественные характеристики, соответствующие установленным критериям. Так, лексическое богатство может быть оценено по числу уникальных слов, а уровень грамматической правильности — на основе частоты типичных ошибок.

На основе извлечённых признаков строится модель, способная предсказывать значения оценок по каждому критерию. В зависимости от задач анализа могут применяться различные методы машинного обучения, включая линейную регрессию, случайный лес и нейронные сети.

Затем проводится оценка качества модели. Предсказанные значения сопоставляются с эталонными. Для измерения точности применяются стандартные метрики, такие как среднеквадратичная ошибка, коэффициент детерминации, точность и полнота.

После получения результатов осуществляется их интерпретация. Анализируются закономерности и выявляются признаки, оказывающие наибольшее влияние на итоговые оценки. Это позволяет глубже понять структуру и особенности художественных текстов.

На заключительном этапе осуществляется доработка модели и процедуры анализа. При необходимости параметры модели корректируются, что способствует повышению точности и устойчивости оценок.

Дополнительное направление анализа заключается в изучении статистических характеристик, связанных с частотностью употребления различных частей речи. Этот процесс представляет собой важный этап в исследовании языковых особенностей литературных произведений и может быть условно разделён на несколько этапов.

Первым шагом является токенизация и автоматическая разметка частей речи. Текст разбивается на отдельные токены (слова или знаки препинания), после чего для каждого токена определяется его грамматическая категория. Для выполнения этих операций применяются инструменты обработки естественного языка, такие как NLTK или SpaCy. Разметка позволяет классифицировать слова по их принадлежности к таким категориям, как глаголы, существительные, прилагательные, наречия и другие части речи.

На следующем этапе производится вычисление частотности. Для каждой части речи подсчитывается количество вхождений в текст, после чего рассчитывается относительная частота по отношению к общему числу токенов. Таким образом, можно определить процентное содержание глаголов, существительных и других частей речи в конкретном тексте.

Полученные данные позволяют перейти к анализу структуры текста. Например, преобладание глаголов может свидетельствовать о динамичном характере повествования, тогда как высокий процент существительных может указывать на детализированное описание объектов, среды или персонажей.

Для получения более содержательных выводов возможна проверка статистики на соответствие нормативным данным или её сопоставление с другими корпусами текстов. Так, можно сравнить частотность употребления глаголов в художественном произведении и в научной или публицистической литературе, что позволяет выявить отличительные черты художественного стиля.

Начальным этапом сбора данных является формирование обучающего набора, включающего художественные тексты с заранее определёнными значениями всех критериев оценки. При создании такого набора особое внимание уделяется его разнообразию и репрезентативности, что необходимо для обеспечения надёжности и качества последующего обучения моделей. В качестве источников используются тексты, добровольно размещённые авторами в открытом доступе. Применение таких ресурсов позволяет собрать объёмный и содержательный корпус, пригодный как для обучения, так и для последующего анализа и определения эталонных значений по заданным критериям.

Процесс автоматизированной оценки текстов реализуется с использованием алгоритмов машинного обучения, способных эффективно обрабатывать текстовые данные и вычислять значения по каждому из установленных параметров. В зависимости от задач и доступных данных могут применяться как классические методы анализа текстов, так и современные подходы, основанные на глубоком обучении, включая различные архитектуры нейронных сетей.

Одной из важнейших стадий анализа является нормализация признаков. Данная процедура играет ключевую роль в задачах многокритериальной оценки, поскольку позволяет привести параметры, различающиеся по единицам измерения, масштабам и природе, к сопоставимому виду. Нормализация способствует повышению точности анализа, корректности сравнения альтернатив и обоснованности интерпретации полученных результатов.

После завершения этапа обучения модель нейронной сети может быть протестирована на независимом тестовом множестве, что позволяет оценить её способность к обобщению и точность предсказаний на данных, не использовавшихся при обучении. Это необходимо для проверки устойчивости модели и её пригодности к практическому применению в задаче оценки новых текстов.

В качестве базовой архитектуры для объединения частных критериев оценки используется многослойный перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) — классическая модель искусственной нейронной сети прямого распространения. Данная архитектура не содержит циклических связей и представляет собой последовательность слоёв, каждый из которых осуществляет линейное преобразование входного вектора с последующим применением нелинейной функции активации. Такое построение позволяет модели приближать сложные нелинейные зависимости между входными признаками и целевой переменной. Могут использоваться функции ReLU, сигмоида, tanh и другие, в зависимости от свойств задачи и используемых данных.

Обучение сети осуществляется методом обратного распространения ошибки (backpropagation) в сочетании с градиентными методами оптимизации, такими как стохастический градиентный спуск (SGD) или алгоритм Adam. Процесс включает в себя вычисление значения функции потерь на обучающем примере, распространение градиентов этой ошибки от выходного слоя к входу сети и корректировку параметров с целью минимизации выбранной функции потерь. Для регрессионных задач наиболее распространённой является функция среднеквадратичной ошибки (Mean Squared Error, MSE).

Теоретическое основание эффективности данной архитектуры даёт теорема об универсальном аппроксиматоре, согласно которой однослойный перцептрон с нелинейной активацией и достаточным числом нейронов способен аппроксимировать любую непрерывную функцию на компактном подмножестве евклидова пространства с произвольной точностью. Добавление скрытых слоёв позволяет существенно повысить выразительность модели и одновременно уменьшить необходимое число нейронов в каждом слое.

Для повышения устойчивости модели к переобучению применяются различные методы регуляризации, включая L2-регуляризацию, dropout и нормализацию батча (batch normalization). Эти методы улучшают обобщающую способность модели и стабилизируют процесс обучения.

Таким образом, многослойный перцептрон представляет собой эффективную и гибкую архитектуру, подходящую для решения задач регрессии в рамках многокритериального анализа текстов. Он обеспечивает возможность объединения частных признаков и извлечения скрытых закономерностей в данных, а также поддерживает адаптивную настройку в процессе обучения на основе обратной связи по ошибке.

## Показатели эффективности многокритериальной оценки художественных текстов

Оценка эффективности системы многокритериального анализа художественных текстов требует формального выбора метрик, позволяющих количественно измерить точность, устойчивость и обоснованность получаемых предсказаний. Поскольку в рассматриваемой задаче результатом модели является числовая оценка, приближённо отражающая восприятие текста пользователями, задача оценки качества формализуется как регрессионная.

Оценка эффективности системы многокритериального анализа текстов требует выбора количественных показателей, позволяющих объективно охарактеризовать, насколько точно модель воспроизводит пользовательскую реакцию на художественное произведение. Поскольку рассматриваемая задача заключается в предсказании непрерывной числовой оценки (например, рейтинга или прокси-показателя вовлечённости), подходящей формализацией служит постановка задачи регрессии.

В рамках данной работы основное внимание уделяется метрикам, позволяющим сравнивать предсказанные значения с известными целевыми метками на тестовой выборке. Эти метрики должны отражать не только среднюю точность модели, но и её чувствительность к отдельным случаям значительных ошибок, а также способность выявлять общие закономерности в данных.

Для достижения этой цели применяются несколько взаимодополняющих показателей. Одни из них измеряют среднюю величину отклонения предсказаний от реальных значений, другие позволяют учитывать влияние сильных выбросов, третьи оценивают, насколько хорошо модель объясняет вариативность данных. Такой комплексный подход обеспечивает более полное понимание характеристик построенной модели.

Ниже представлены основные метрики, используемые в данной работе для количественной оценки качества частных моделей и итоговой многокритериальной мета-модели. Каждая из них интерпретируется в контексте задачи оценки художественных текстов, где основное внимание уделяется соответствию предсказаний субъективным пользовательским реакциям, полученным из открытых источников.

В качестве эталонной оценки может быть использовано как сравнение с экспертными оценками, так и сравнение с читательскими рейтингами.

Экспертные оценки обычно представляют собой субъективные мнения профессионалов, таких как литературные критики, редакторы или преподаватели литературы. Эти специалисты обладают обширным опытом и глубокими знаниями в области анализа художественных текстов, что позволяет им давать детализированные и обоснованные оценки произведений. Их суждения часто воспринимаются как эталонные, поскольку они опираются на профессиональное понимание литературных стандартов, стилевых особенностей и художественной ценности текста. Применение таких оценок в качестве контрольных данных служит важным инструментом для проверки точности и надёжности автоматизированных методов анализа, обеспечивая высокий уровень доверия к полученным результатам.

Чтобы сравнить алгоритм с оценками экспертов, можно использовать следующие шаги:

1. сбор данных: необходимо собрать корпус текстов, для которых уже существуют оценки экспертов. Оценки могут быть в форме числовых баллов (например, по шкале от 1 до 10) или категориальных значений (например, "плохой", "хороший", "отличный"). После чего следует собрать мнения от нескольких экспертов, чтобы учесть субъективность человеческих оценок. Среднее или медианное значение оценок поможет уменьшить влияние индивидуальных предпочтений;
2. запуск алгоритма: следует применить алгоритм к каждому тексту из корпуса и получить оценки на основе формальных признаков (например, словарного запаса, длины предложений и прочего);
3. корреляционный анализ: определение корреляции между оценками, полученными с помощью алгоритма и с помощью экспертов. Для этой цели можно использовать коэффициент корреляции Пирсона (Используется для оценки линейной зависимости между числовыми оценками экспертов и оценками вашего алгоритма) или коэффициент корреляции Спирмена (предпочтителен, если данные нельзя считать линейно распределенными или если экспертные оценки имеют ранговую природу. Он показывает, насколько согласованы ранжирования текстов по алгоритму и по мнению экспертов). Выбор между этими методами зависит от характера данных. Коэффициент Пирсона применяется для анализа линейных зависимостей, тогда как коэффициент Спирмена более универсален в случаях, когда оценки имеют ранговую природу или данные не подчиняются линейным закономерностям;
4. анализ отклонений: оцените среднеквадратичное отклонение (MSE) или среднюю абсолютную ошибку (MAE) между оценками экспертов и оценками алгоритма. Это позволит понять, насколько близки оценки алгоритма к экспертным и где находятся наиболее значимые расхождения;
5. визуализация результатов: постройте графики рассеяния (scatter plot), где по одной оси будут экспертные оценки, а по другой — оценки алгоритма. Это поможет наглядно увидеть зависимость и выявить тексты, в которых мнения экспертов и алгоритма сильно расходятся;
6. кросс-валидация на разных экспертах: данный шаг является опциональным и заключается в том, чтобы использовать оценки разных экспертов как тестовые и обучающие данные. Так, часть оценок можно использовать для настройки параметров модели, а затем проверить её предсказательную способность на других экспертных оценках.

Альтернативным подходом для анализа является использование читательских рейтингов. Такие рейтинги представляют собой оценки и отзывы, которые оставляют обычные читатели на литературных платформах и в онлайн-сообществах. Преимущество читательских рейтингов заключается в том, что они отражают мнения широкой и разнообразной аудитории, включающей людей с различным опытом, вкусами и предпочтениями. Сравнение результатов алгоритма с читательскими рейтингами позволяет учитывать массовое восприятие текстов, что делает анализ более универсальным. Этот подход также может выявить различия между профессиональной экспертной оценкой и общественным мнением, что особенно важно для изучения факторов, влияющих на популярность литературных произведений. Алгоритм сравнения тогда будет состоять из следующих шагов:

1. сбор данных: следует начать с того, чтобы собрать читательские рейтинги для большого числа текстов, которые могут быть оценены алгоритмом. Оценки могут быть в виде чисел (звездочек) или текста (отзывы), затем оценить и извлечь из текстовых отзывов ключевые слова и тематические аспекты (например, упоминания о стиле, интересности сюжета и т. д.), чтобы сопоставить их с формальными признаками алгоритма;
2. согласованность оценок: как и в случае с экспертными оценками, можно использовать коэффициент корреляции Пирсона или Спирмена для оценки согласованности между оценками алгоритма и средними оценками читателей. Если читательские оценки выражены в виде категорий (например, "очень плохо", "плохо", "хорошо", "отлично"), можно использовать метрики точности и полноты (precision, recall) для оценки способности алгоритма классифицировать тексты в те же категории, что и читатели;
3. кластерный анализ: на этом шаге следует сгруппировать тексты на основании читательских рейтингов и посмотреть, насколько полученные кластеры совпадают с теми, которые были получены, применив алгоритм. Использование метрики, такой как индекс Джаккарда или силаэтный коэффициент, поможет оценить качество кластеризации и её сходство с читательскими оценками;
4. анализ отзывов читателей: целью этого шага является анализ тональности (sentiment analysis) текстовых отзывов читателей и сопоставить результаты с оценками алгоритма. Например, если читатели используют много позитивных слов, а алгоритм выдает низкую оценку тексту, это может свидетельствовать о необходимости корректировки алгоритма;
5. популярность и доступность: необходимо проверить, насколько оценки алгоритма коррелируют с популярностью текста, которая может быть выражена количеством скачиваний, продаж, или упоминаний в интернете. Высокая корреляция с популярностью может свидетельствовать о том, что алгоритм учитывает характеристики, важные для широкой аудитории;
6. анализ разногласий: оценить тексты, по которым наблюдаются значительные расхождения между читательскими рейтингами и оценками алгоритма. Часто такие расхождения могут выявить важные аспекты восприятия текста, которые не охватываются формальными признаками, например, культурные особенности или эмоциональные реакции, которые могут быть сложны для автоматического анализа;
7. моделирование предпочтений: построить модель на основе читательских данных, например, используя рекомендательные системы. Это может позволить протестировать, насколько формальные признаки, выделенные алгоритмом, связаны с реальными предпочтениями читателей, и могут ли они использоваться для предсказания успешности текста у читательской аудитории.

Необходимо подробнее рассмотреть упоминаемые математические инструменты.

Коэффициент корреляции Пирсона представляет собой количественную меру, применяемую для анализа степени линейной зависимости между двумя переменными. Этот показатель демонстрирует, насколько изменения одной переменной связаны с изменениями другой, а также указывает направление зависимости — прямое или обратное. Этот коэффициент часто обозначается как r и имеет значения в диапазоне от -1 до 1:

r = 1: Полная положительная линейная зависимость. Это значит, что увеличение одной переменной всегда сопровождается пропорциональным увеличением другой;

r=−1: Полная отрицательная линейная зависимость. Увеличение одной переменной сопровождается пропорциональным уменьшением другой;

r=0: Отсутствие линейной зависимости. Это означает, что изменения одной переменной не оказывают влияния на другую (в рамках линейной модели), хотя могут существовать нелинейные зависимости.

Формула для вычисления коэффициента корреляции Пирсона выглядит так:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.10) |

где:

​ и — значения двух переменных.

и ​ — средние значения переменных x и y.

Коэффициент корреляции Пирсона имеет следующие свойства:

* положительная корреляция: если значение r положительное, это означает, что с увеличением одной переменной увеличивается и другая. Чем ближе r к 1, тем сильнее связь;
* отрицательная корреляция: если значение r отрицательное, это указывает на обратную зависимость, т.е. увеличение одной переменной приводит к уменьшению другой. Чем ближе r к -1, тем сильнее обратная связь.

Отсутствие линейной зависимости: Значение r, близкое к 0, говорит о том, что между переменными нет линейной зависимости. Однако это не исключает возможность нелинейной связи между ними.

Применение коэффициента корреляции Пирсона:

* используется для проверки связи между различными количественными переменными, например, ростом и весом человека;
* применяется для тестирования гипотезы о наличии или отсутствии связи между двумя переменными.

Важно учитывать, что коэффициент Пирсона измеряет линейную зависимость. Это значит, что даже при r=0 между переменными может существовать нелинейная связь, которая не выявляется с помощью данного коэффициента.

Коэффициент корреляции Спирмена представляет собой статистическую меру, применяемую для оценки монотонной зависимости между двумя переменными. Этот непараметрический показатель основывается на анализе ранговых значений, а не исходных числовых данных, что позволяет оценивать степень согласованности переменных в контексте их относительного порядка. В отличие от коэффициента корреляции Пирсона, который измеряет исключительно линейные связи, коэффициент Спирмена способен выявлять зависимости, при которых переменные изменяются согласованно, сохраняя монотонность, даже если связь между ними не является линейной. Благодаря этому он особенно подходит для работы с данными, не подчиняющимися нормальному распределению, или в ситуациях, где данные выражены в виде рангов.

Коэффициент корреляции Спирмена (​) вычисляется по формуле:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.11) |

где:

​ — разность между рангами значений переменных x и y для каждого наблюдения i.

n — количество наблюдений.

Перед вычислением коэффициента корреляции Спирмена значения каждой переменной преобразуются в ранги, чтобы отразить их относительное положение в наборе данных. Каждому значению присваивается порядковый номер, начиная с 1 для самого низкого значения и заканчивая максимальным значением, которому присваивается наибольший ранг. В случае наличия одинаковых значений в наборе им назначается одинаковый ранг, равный среднему арифметическому рангов для этих позиций.

После ранжирования вычисляется разность ​ между рангами каждой пары наблюдений i для двух переменных. Эта разность используется как основа для последующего расчёта коэффициента корреляции Спирмена, который определяет степень согласованности между ранжированием двух переменных. Этот процесс позволяет выявить монотонные зависимости между переменными, даже если их связь не является линейной. Корреляция рангов: Значение коэффициента изменяется в диапазоне от -1 до 1:

​ = 1 означает полную положительную монотонную зависимость;

= −1 означает полную отрицательную монотонную зависимость;

​ = 0 указывает на отсутствие монотонной зависимости.

Среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error, MSE) является одной из ключевых метрик для оценки точности модели, особенно в задачах регрессии. Она рассчитывается как среднее значение квадратов разностей между предсказанными моделью значениями и фактическими наблюдаемыми данными. MSE помогает определить степень соответствия предсказаний модели реальным данным. Использование квадрата отклонений позволяет усилить влияние крупных ошибок, что делает метрику особенно чувствительной к значительным расхождениям между предсказаниями и наблюдениями. Низкое значение MSE свидетельствует о том, что модель хорошо описывает данные и предоставляет точные прогнозы, минимизируя ошибки. Формула для вычисления MSE:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.12) |

Где:

— фактическое значение целевой переменной для iii-го наблюдения.

​ — предсказанное значение модели для iii-го наблюдения.

n — количество наблюдений.

Описание:

* фактические и предсказанные значения: MSE измеряет разницу между фактическими значениями () и предсказанными значениями (). Каждое отклонение возводится в квадрат, что делает ошибку всегда положительной и усиливает влияние больших отклонений;
* среднее значение: после возведения в квадрат всех отклонений они суммируются, и результат делится на количество наблюдений (𝑛), чтобы получить среднее значение этих отклонений;
* чувствительность к выбросам: поскольку ошибки возводятся в квадрат, MSE чувствителен к выбросам, так как большие ошибки оказывают большее влияние на итоговое значение.

Средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error, MAE) представляет собой метрику, применяемую для оценки точности модели. Она рассчитывается как среднее значение абсолютных отклонений предсказанных значений от фактических значений целевой переменной. MAE отражает среднюю величину ошибки модели в тех же единицах измерения, что и данные, и является простым и интуитивно понятным показателем.

Данная метрика широко используется в задачах регрессии благодаря своей интерпретируемости и устойчивости к влиянию крупных ошибок, что отличает её от среднеквадратичной ошибки (MSE). Чем ниже значение MAE, тем точнее модель описывает данные, что свидетельствует о её высокой эффективности в прогнозировании.

Формула для вычисления MAE

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.12) |

Где:

​ — фактическое значение целевой переменной для i-го наблюдения.

​ — предсказанное значение модели для i-го наблюдения.

n — количество наблюдений.

Описание:

* абсолютные отклонения: В отличие от MSE, где отклонения возводятся в квадрат, в MAE используется абсолютное значение разности между фактическими ( ​) и предсказанными (​ ​) значениями. Это делает MAE менее чувствительной к выбросам, так как большие ошибки не усиливаются квадратом.
* среднее значение: Все абсолютные отклонения суммируются, и результат делится на количество наблюдений (n), чтобы получить среднюю абсолютную ошибку. Это дает интуитивное понимание средней ошибки предсказания модели.
* интерпретируемость: MAE легко интерпретировать, так как она показывает среднее отклонение в тех же единицах измерения, что и исходные данные.

При оценке многокритериального подхода особое внимание уделяется сравнению качества предсказаний итоговой мета-модели с показателями, полученными от частных моделей, основанных на отдельных группах признаков. Такой сравнительный анализ позволяет установить, приводит ли агрегирование признаков к улучшению точности и устойчивости модели. В частности, положительный эффект многокритериального объединения может проявляться в снижении значения MAE и RMSE, а также в увеличении R² по сравнению с частными оценками.

Кроме числовых показателей, в задачах анализа восприятия текста возможно применение ранговых и корреляционных метрик, таких как коэффициенты Спирмена или Кендалла, особенно в случае, если целевая переменная представляет собой относительную, а не абсолютную шкалу. Однако в настоящей работе акцент сделан на метриках, применимых к непрерывным количественным значениям.

Таким образом, совокупность описанных метрик позволяет всесторонне оценить точность, стабильность и объяснительную силу разработанных моделей, обеспечивая количественное обоснование целесообразности использования многокритериального подхода к автоматической оценке художественных текстов.

## Описание основных этапов функционирования многокритериальной оценки художественных текстов

Для практической реализации многокритериального анализа художественных текстов необходимо определить последовательность действий, обеспечивающих преобразование текстовых данных в количественную оценку. Поскольку цель системы заключается в формировании формализованной оценки качества или восприятия произведения на основании его текстовых характеристик, важно не только определить перечень используемых признаков, но и описать логику их обработки и интеграции. В настоящем разделе приводится описание основных этапов, реализованных в построенной системе, включая предобработку текстов, извлечение признаков и обучение итоговой модели.

Функционирование системы многокритериального анализа художественных текстов реализуется в виде последовательного процесса, включающего извлечение признаков из текста, их агрегацию и построение модели, формирующей итоговую количественную оценку, приближённо отражающую восприятие произведения пользователями. В отличие от каскадных или ансамблевых подходов, где предполагается обучение отдельных моделей на разных группах признаков с последующим объединением их предсказаний, в данной реализации используется единая регрессионная модель, обучаемая на всех доступных признаках одновременно.

На первом этапе происходит предобработка текста, направленная на унификацию и очистку данных. Тексты нормализуются, удаляются лишние символы, приводятся к нижнему регистру, по необходимости осуществляется лемматизация. Далее текст разбивается на предложения или обрабатывается как единый фрагмент в зависимости от требований конкретных методов извлечения признаков.

На втором этапе выполняется извлечение признаков, отражающих различные аспекты текста. Признаки формируются из нескольких смысловых групп, каждая из которых соответствует определённому критерию анализа: эмоциональности, лексико-стилистическим особенностям, синтаксическим структурам, семантическому содержанию, а также эмбеддингам нейросетевых языковых моделей. Все группы признаков извлекаются одновременно и агрегируются в единый вектор, представляющий текст в пространстве признаков.

Объединённый вектор признаков подаётся на вход регрессионной модели, задача которой — предсказать приближённую пользовательскую оценку текста. В качестве модели используется нейросетевая архитектура, способная учитывать нелинейные зависимости между входными характеристиками и целевой переменной. Таким образом, модель получает на вход всю совокупность информации о тексте, без предварительного деления на отдельные подзадачи.

Формально, многокритериальная модель реализует отображение вида:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.12) |

Такой подход позволяет представить задачу как классическую регрессионную, в которой признаки разной природы и масштаба сопоставляются с числовым выходом. Это обеспечивает формальную строгость при обучении модели и позволяет использовать известные методы оптимизации и оценки точности.

Важно отметить, что используемый подход не предполагает наличия вручную размеченных эталонных данных по каждому частному критерию. Вместо этого система опирается на интегральную прокси-оценку, формируемую по доступным пользовательским метрикам. Такая стратегия позволяет избежать необходимости экспертной аннотации и делает возможным обучение модели на больших корпусах, доступных из открытых источников.

Система проектируется как модульная, с возможностью включения новых признаков без пересмотра основной архитектуры. Это обеспечивает гибкость при адаптации к новым данным, задачам или языковым особенностям. Признаковое пространство может быть расширено за счёт дополнительных лингвистических или статистических характеристик, что позволяет поэтапно наращивать качество модели.

Обучение модели осуществляется на размеченной выборке, где в качестве целевой переменной выступает либо числовой рейтинг из открытых источников, либо прокси-оценка, построенная на основе отношения лайков к просмотрам. Для оценки качества модели используются регрессионные метрики, позволяющие формально определить точность предсказаний.

Такой подход обеспечивает целостное представление текста и позволяет избежать дополнительной сложности, связанной с построением и согласованием нескольких частных моделей. Вместе с тем, он сохраняет многокритериальную природу анализа за счёт включения разнообразных признаков, отражающих различные стороны восприятия художественного текста.

Реализация данного подхода позволяет оценивать тексты в автоматизированном режиме, не прибегая к ручной разметке или экспертной оценке. Объединение разнообразных признаков в единую модель создаёт основу для интерпретируемого и воспроизводимого анализа, а использование открытых данных в качестве целевых меток обеспечивает возможность масштабирования на большие коллекции текстов. Полученная структура легко расширяется за счёт добавления новых групп признаков или замены модели на более адаптивную к целевому распределению. Таким образом, построенный процесс охватывает все этапы анализа — от текста до итогового численного результата — и может быть адаптирован под различные прикладные задачи, связанные с литературным, стилистическим или пользовательским анализом текстов.

Дополнительным преимуществом использования объединённой модели на множестве признаков является возможность последующего анализа вклада отдельных характеристик в формирование итогового предсказания. Современные модели машинного обучения, включая градиентный бустинг и нейросетевые архитектуры, поддерживают механизмы вычисления важности признаков, позволяющие определить, какие из аспектов текста оказывают наибольшее влияние на предсказанную оценку. Это даёт возможность не только интерпретировать поведение модели, но и уточнять структуру признакового пространства, отбирая наиболее значимые параметры для дальнейшего анализа или визуализации.

Выбор единой модели вместо каскадной архитектуры обусловлен как практическими, так и теоретическими соображениями. С точки зрения вычислительной эффективности, такой подход позволяет сократить ресурсоёмкость обучения и избежать накопления ошибок между уровнями предсказания. С теоретической стороны, обучаемая на всем признаковом пространстве модель способна учитывать сложные взаимосвязи между различными аспектами текста, которые могли бы быть утрачены при раздельной обработке.

Гибкость представленной системы позволяет варьировать состав входных признаков в зависимости от цели анализа, включая или исключая определённые аспекты текста. Это даёт возможность адаптировать модель под конкретные прикладные задачи: от прогнозирования пользовательского интереса до жанровой классификации или стилистического анализа. Кроме того, модульная структура извлечения признаков облегчает добавление новых компонентов без необходимости пересмотра всей архитектуры модели.

Таким образом, реализованный процесс многокритериального анализа художественных текстов охватывает все ключевые этапы: от обработки входного текста до формирования числовой оценки, пригодной для дальнейшей интерпретации, сравнения или использования в прикладных задачах. Использование единой регрессионной модели на базе агрегированных признаков обеспечивает баланс между интерпретируемостью и вычислительной устойчивостью, а модульная организация делает систему масштабируемой и легко расширяемой.

## Описание использования нейронных сетей для многокритериальной оценки художественных текстов

Нейронные сети представляют собой эффективный инструмент для решения задач многокритериальной оценки, где требуется анализировать объекты или ситуации на основе нескольких критериев. Для реализации такого подхода необходимо разработать архитектуру сети, способную обрабатывать входные данные, представляющие значения всех критериев, и генерировать результат, который отражает их совокупное влияние.

Нейронная сеть представляет собой композицию параметрических преобразований, обучаемых на размеченной выборке. Каждый слой сети последовательно преобразует входные данные, применяя к ним линейные операции и нелинейные функции активации, что позволяет постепенно извлекать и обобщать скрытые признаки, релевантные целевой задаче. Благодаря этому нейросети могут моделировать сложные функциональные зависимости и учитывать взаимодействия между признаками, не задавая их явно.

В контексте многокритериального анализа текста входными данными для нейронной сети является объединённый вектор признаков, отражающих различные аспекты произведения: эмоциональные, лексические, синтаксические, семантические и другие. Эти признаки могут быть как явно рассчитанными статистическими характеристиками, так и эмбеддингами, полученными в результате предварительной обработки текста языковыми моделями. Сеть получает доступ ко всей совокупности признаков и обучается предсказывать целевую оценку, которая приближённо соответствует пользовательскому восприятию текста.

Одним из возможных вариантов реализации является создание многовыходной архитектуры нейронной сети. В этом случае каждому критерию соответствует отдельный выход, что позволяет прогнозировать индивидуальные оценки для каждого критерия. Такая сеть обучается на данных, включающих значения всех критериев оценки для каждого объекта или ситуации, обеспечивая детализированный анализ по каждому параметру.

Другой подход основывается на использовании архитектуры с одним выходом. Здесь итоговая оценка рассчитывается как функция от значений всех критериев, поступающих на вход. Для обучения такой сети используется набор данных, содержащий значения критериев и интегральную оценку для каждого объекта. Этот вариант подходит для получения сводной оценки, которая учитывает взаимодействие всех критериев.

Процесс обучения осуществляется на основе минимизации функции потерь, измеряющей расхождение между предсказанием модели и известным значением целевой переменной. Градиентные методы оптимизации позволяют адаптивно корректировать параметры сети и постепенно улучшать качество предсказаний. При необходимости применяются методы регуляризации, направленные на предотвращение переобучения и повышение обобщающей способности модели.

Оба подхода обладают своими преимуществами и применяются в зависимости от целей анализа. Многовыходная архитектура лучше подходит для случаев, когда важно рассматривать каждый критерий в отдельности, тогда как одновыходная архитектура фокусируется на генерации интегральной оценки, отражающей общее качество объекта или ситуации.

Основные этапы работы с нейронной сетью:

* работа с данными;
* предварительная обработка;
* конструирование, обучение и оценка качества сети;
* использование и диагностика.

На рисунке 2.1 показана схема обучения нейронной сети, которая может быть использована для анализа данных.

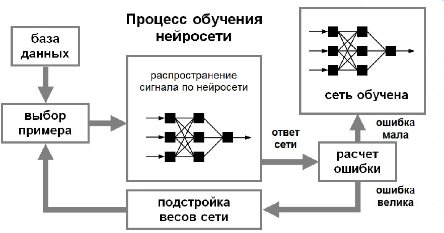


Рисунок 2.1 – Схема обучения нейронной сети

У данного метода есть как преимущества, так и недостатки.

Преимущества:

* расчет зависимости может производиться от нескольких параметров;
* относительно быстрый процесс обучения;
* высокая точность предсказания.

Недостатки:

* принятие решений методом черного ящика.

Задача многокритериального анализа художественного текста требует получения набора независимых, но сопоставимых оценок по различным признакам. Эмоциональность, как один из этих признаков, рассматривается отдельно, с использованием специализированной модели и собственного способа агрегации. При этом подход, реализованный в данной работе, сохраняет независимость оценки эмоциональности от других критериев, что соответствует выбранной архитектуре — построению отдельных моделей для каждого признака. Это позволяет избегать ситуаций, когда ошибка в одном из критериев могла бы повлиять на другие, как это могло бы быть в многозадачной нейросети. Вместе с тем, модель по эмоциональности может быть легко встроена в более крупный пайплайн: её числовой выход (в интервале от 0 до 1) может быть интерпретирован напрямую или позже преобразован в категориальные значения, если потребуется. Важно подчеркнуть, что модель эмоциональности не просто «вычисляет настроение» текста, а оценивает силу выражения эмоций на уровне языка и структуры. Особенность используемого подхода в том, что она основана на анализе предложений, что делает возможным тонкое улавливание эмоционального фона даже в длинных произведениях. За счёт использования предобученной модели, натренированной на русском языке, система может быть масштабирована без необходимости ручной разметки больших корпусов, что критично при работе с художественной литературой.

Преимуществом использования нейросетевых моделей в данной задаче является возможность интеграции разнородных источников информации о тексте, в том числе таких, которые не поддаются простому интерпретационному анализу. Нейросеть способна учитывать как линейные зависимости между признаками, так и более сложные структуры взаимосвязей, которые традиционные модели регрессии или классификации уловить не могут.

Одной из причин, по которым нейросетевой подход оказывается особенно уместным в задаче оценки художественных текстов, является его универсальная аппроксимационная способность: доказано, что достаточно широкая нейронная сеть с нелинейной активацией способна приближать любую непрерывную функцию на компактном множестве с произвольной точностью. Это даёт возможность моделировать сложные и нелинейные зависимости между признаками, которые невозможно выразить явно или представить в виде фиксированных правил.

Дополнительным преимуществом является способность нейросетевых моделей интегрировать признаки различной природы — от простых числовых величин (например, длина предложения или частота использования определённых частей речи) до плотных векторных представлений (эмбеддингов), извлечённых из предварительно обученных языковых моделей. Это расширяет диапазон доступных характеристик текста, включая как поверхностные, так и глубинные семантические структуры.

Существуют также инструменты, позволяющие интерпретировать предсказания нейросетей и оценивать вклад отдельных признаков в результат. К таким инструментам относятся, например, методы оценки важности признаков (feature importance), методы объяснимого ИИ, такие как SHAP или LIME, а также механизмы внимания (attention) в архитектурах трансформеров. Их применение повышает прозрачность модели и позволяет лучше понять, какие аспекты текста наиболее существенно влияют на итоговую оценку.

Использование нейросетевого подхода хорошо сочетается с требованиями масштабируемости: модель может быть дообучена или адаптирована под новые корпуса текстов, новые критерии или языковые особенности. Это делает данный метод перспективным не только в рамках текущего исследования, но и при дальнейшем развитии системы в сторону более сложного анализа литературных, публицистических и научно-популярных текстов.

В рамках реализации многокритериального анализа используются различные типы языковых моделей, каждая из которых адаптирована к решению специфической подзадачи. Так, для оценки эмоционального фона и изменений полярности текста применяются трансформерные модели, обученные на задаче анализа тональности. Эти модели позволяют не только определять общий эмоциональный настрой текста, но и количественно оценивать динамику его эмоционального развития и переходы между полярными состояниями.

Для анализа связности и когерентности текста используются модели, основанные на многозадачном обучении, способные измерять семантическую близость между фрагментами текста. Такие модели обучаются на параллельных или парафразных корпусах и применяются для оценки последовательности мыслей и смысловой целостности текста.

Лексико-семантический уровень анализа реализуется с использованием векторных представлений слов, полученных из моделей, основанных на обучении на сопоставлении контекстов. Такие представления позволяют измерять семантическую близость между словами и выявлять нетривиальные пары, в том числе используемые в образных конструкциях. На этом основании рассчитываются признаки, отражающие степень метафоричности, разнообразие лексических связей и локальную связность текста.

Для морфологического и синтаксического анализа применяются модели последовательной обработки, обученные на размеченных корпусах русского языка. С их помощью выделяются части речи, используется информация о морфологических признаках, осуществляется разбиение текста на предложения, а также проводится анализ синтаксических деревьев. Это позволяет рассчитывать показатели сложности синтаксической структуры, частоту подчинённых конструкций, глубину вложенности и другие характеристики, отражающие структурную организацию текста.

Таким образом, нейросетевой подход позволяет формализовать задачу оценки художественного текста как регрессионную задачу с множеством входных признаков, при этом обеспечивая высокую гибкость и возможность последующей интерпретации модели. В условиях многокритериального анализа использование нейросетей открывает возможность объединённой обработки различных характеристик текста в рамках единого обучаемого механизма.

## Выводы по главе 2

В данной главе формализована задача многокритериальная оценка художественных текстов с использованием различных методов, для нахождения оценки каждому критерию будет присвоен вес, после чего будет сформирована финальная оценка.

В рамках исследования определены показатели эффективности, которые позволяют оценивать точность формирования многокритериальной оценки художественных текстов. Эти показатели основаны на сравнении результатов работы модели с экспертными оценками, что обеспечивает объективность и достоверность анализа.

В главе подробно описаны этапы функционирования системы многокритериальной оценки. Рассматривается последовательность действий, начиная с ввода данных и их обработки, до получения итоговой оценки. Уделено внимание ключевым шагам, таким как нормализация данных, выбор критериев и их приоритетов, а также алгоритмы вычислений.

Дополнительно в главе представлено описание процесса обучения нейронных сетей, которые использовались для автоматизации формирования многокритериальной оценки. Рассматриваются подходы к подготовке обучающего набора данных, выбору архитектуры сети и параметров её настройки. Такой подход позволяет обеспечить высокую точность и гибкость системы при оценке художественных текстов с учётом различных критериев.

# ГЛАВА 3. ПРОВЕРКА И ПОДТВЕРЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ИССЛЕДОВАНИЯ ХУДОЖЕСТВЕННЫХ ТЕКСТОВ

## 3.1 Описание используемых инструментов и программных средств для реализации многокритериальной оценки.

Python заслуженно считается одним из самых популярных языков программирования для работы с нейронными сетями благодаря его гибкости, интуитивно понятному синтаксису и богатому набору инструментов. Широкий выбор библиотек и фреймворков, таких как TensorFlow, PyTorch, Keras и scikit-learn, значительно упрощает разработку, обучение и внедрение моделей, делая процесс доступным как для новичков, так и для опытных специалистов.

Простота чтения и понимания кода на Python особенно важна при создании сложных проектов или в условиях командной разработки. Обширное сообщество разработчиков активно поддерживает экосистему языка, создавая множество обучающих материалов, руководств и примеров, что облегчает освоение языка и решение возникающих задач. Универсальность Python проявляется и в его совместимости с другими языками, такими как C/C++, Java или R, что позволяет интегрировать Python в различные системы и рабочие процессы.

Для выполнения вычислительно сложных задач Python поддерживает специализированные библиотеки, такие как CUDA и CuDNN, обеспечивающие эффективное использование графических процессоров. Язык также оснащён мощными инструментами для обработки больших объёмов данных, включая Pandas, NumPy и OpenCV, которые помогают с анализом и предобработкой информации. Библиотеки визуализации, такие как Matplotlib и TensorBoard, предоставляют возможности для мониторинга и улучшения процесса обучения моделей. Python идеально подходит для быстрого прототипирования, позволяя проверять идеи и разрабатывать функциональные решения, которые при необходимости можно оптимизировать с использованием других языков. Это делает Python незаменимым инструментом в области разработки нейросетей и анализа данных.

Одним из ключевых преимуществ Python является его платформенная независимость, позволяющая запускать программы на различных операционных системах, включая Windows, macOS и Linux. Это значительно упрощает переносимость приложений и их использование в разнообразных средах. Кроме того, Python активно поддерживается ведущими облачными платформами, такими как AWS, Google Cloud и Azure, что обеспечивает возможность масштабирования вычислительных ресурсов для обучения нейронных сетей и работы с большими объёмами данных.

Благодаря своей универсальности и широким возможностям Python стал ведущим языком в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Он предоставляет разработчикам удобный и мощный инструмент, способный решать широкий спектр задач. Одним из ключевых аспектов успеха Python является его доступ к огромному количеству библиотек, которые облегчают реализацию сложных методов и алгоритмов.

В области обработки данных, особенно полученных из Интернета, Python предлагает мощные и универсальные инструменты, такие как библиотеки NumPy и Pandas. Эти библиотеки играют решающую роль в анализе, преобразовании и подготовке данных, необходимых для разработки и обучения моделей, благодаря их высокой производительности и удобству использования.

NumPy (Numerical Python) является одной из ключевых библиотек Python, предназначенной для работы с числовыми данными и решения научных задач. Её основная структура данных, многомерный массив (ndarray), позволяет хранить данные в компактной и однородной форме, обеспечивая при этом высокую производительность за счёт оптимизации на уровне языка C. Благодаря этой архитектуре массивы NumPy значительно превосходят стандартные списки Python по скорости выполнения операций и экономии памяти, что делает их незаменимыми при работе с большими массивами данных.

Библиотека NumPy предоставляет богатый функционал для выполнения разнообразных математических операций, таких как сложение, умножение, статистический анализ и поэлементные вычисления. Помимо этого, она включает инструменты для выполнения линейной алгебры, генерации случайных чисел и преобразований Фурье, которые широко применяются в научных исследованиях и машинном обучении. Её интеграция с такими инструментами, как TensorFlow и PyTorch, а также возможность использования расширений на C/C++ и взаимодействие с языками, такими как Fortran, значительно расширяют сферу её применения.

Кроме того, NumPy является основой для множества других библиотек, включая Pandas и SciPy, которые строят свой функционал на её базовых возможностях. Высокая гибкость и производительность делают NumPy универсальным инструментом, подходящим как для научных вычислений, так и для задач обработки данных и разработки моделей машинного обучения.

Pandas — это универсальная и мощная библиотека Python, предназначенная для анализа данных и работы с табличными структурами, созданная на базе библиотеки NumPy. Она предоставляет удобные инструменты, такие как структуры данных Series и DataFrame, которые делают обработку данных интуитивно понятной и эффективной. Series представляет собой одномерный массив, аналогичный массиву NumPy, но с возможностью использования меток вместо индексов. Это особенно удобно при работе с временными рядами, именованными списками или данными, где важна семантика индексов. DataFrame, в свою очередь, является двумерной структурой, напоминающей таблицы из SQL или электронные таблицы Excel. DataFrame позволяет хранить данные разных типов в виде столбцов, что делает его универсальным инструментом для обработки и анализа. Pandas предоставляет богатый набор функций для работы с данными: загрузка из различных источников (таких как CSV, Excel, JSON и базы данных), фильтрация, сортировка, группировка, агрегация и преобразование. Одной из ключевых особенностей библиотеки является её способность обрабатывать пропущенные значения, что упрощает анализ данных, содержащих пробелы или некорректные записи. Кроме того, Pandas позволяет легко изменять метки строк и столбцов, а также создавать новые столбцы на основе существующих данных. Благодаря своей гибкости и функциональности, Pandas широко используется для предобработки данных, их анализа и подготовки к дальнейшему использованию в моделях машинного обучения или визуализации. Её удобный интерфейс и мощные возможности делают её незаменимым инструментом для работы с данными в самых разных областях.

Pandas прекрасно подходит для решения задач, связанных с предобработкой данных, включая их очистку, объединение различных наборов данных и преобразование форматов. Её инструменты обеспечивают гибкость и эффективность при обработке данных, что делает библиотеку незаменимой на этапе подготовки данных для анализа или моделирования. Библиотека легко интегрируется с другими инструментами Python, такими как Matplotlib для создания визуализаций, SciPy для выполнения сложных математических расчётов и Scikit-learn для задач машинного обучения. Эта совместимость значительно упрощает построение комплексных аналитических решений, объединяющих различные этапы обработки и анализа данных. Одной из сильных сторон Pandas является её функционал для работы с временными рядами. Она поддерживает обработку данных, содержащих даты и временные метки, а также предоставляет инструменты для ресемплирования данных, вычисления скользящих средних и других операций, часто используемых при анализе временных рядов.

Простой и интуитивно понятный синтаксис, в сочетании с богатым функционалом, делает Pandas стандартным инструментом для анализа данных. Она одинаково эффективно работает как с небольшими проектами, так и с крупными массивами данных, включая задачи в распределённых системах. Её универсальность и широкие возможности предопределяют её популярность среди специалистов по обработке данных, аналитиков и разработчиков. Использование описанных выше библиотек позволяет использовать для хранения данных различные форматы данных. Форматы .csv и .xlsx широко используются для хранения и обмена табличными данными, однако их особенности делают их подходящими для разных задач. Формат .csv представляет собой текстовый файл, где данные записаны в виде строк, разделённых запятыми или другим разделителем, например, точкой с запятой. Он прост в использовании, легко читается как человеком, так и программами, но не поддерживает сложное форматирование, стили или встроенные функции. Этот формат подходит для обмена данными между различными системами, так как его можно открыть практически в любом текстовом редакторе или табличном процессоре, например, Microsoft Excel. Однако работа с большими объемами данных или структурированных таблиц вручную в .csv может быть неудобной, поскольку отсутствуют визуальные разделители и форматирование.

Формат .xlsx, как часть экосистемы Microsoft Excel, предоставляет расширенные возможности хранения данных. Он поддерживает сложные таблицы с форматированием, использованием цветов, шрифтов, формул, встроенных объектов и несколькими листами, что делает его удобным для работы человеком, особенно когда требуется анализировать данные в визуально понятной форме. Однако обработка .xlsx с помощью программ требует использования специализированных библиотек, таких как openpyxl или pandas в Python, что снижает его универсальность для автоматизированных процессов по сравнению с .csv. Формат .csv, напротив, благодаря своей простоте и совместимости, более подходит для автоматической обработки данных, в то время как .xlsx оптимален для ситуаций, где приоритетом является анализ и визуализация.

Применение системы контроля версий Git при реализации программного решения для многокритериальной оценки художественных текстов с использованием нейросетей даёт значительные преимущества. Git позволяет эффективно управлять изменениями в коде, архитектурах моделей и данных, что особенно важно в проектах, связанных с машинным обучением. Частые эксперименты с архитектурами нейросетей и параметрами требуют гибкой системы, которая обеспечивает возможность отслеживания каждой внесённой правки. Git также позволяет возвращаться к любой предыдущей версии проекта, что помогает минимизировать риски потери важных наработок и улучшает контроль над ходом разработки. Такой подход делает процесс разработки более прозрачным и устойчивым к ошибкам, способствуя успешной реализации сложных проектов.Кроме того, Git упрощает интеграцию с инструментами для автоматизированного тестирования и развертывания, что критически важно в проекте, включающем нейросети. Регулярная проверка корректности работы кода, качества моделей и производительности системы может быть встроена в процесс разработки, например, через CI/CD. Это гарантирует, что проект остается стабильным даже при активном добавлении новых функций.

Для реализации нейронной сети будет использоваться библиотека TensorFlow.Keras, представляющая собой высокоуровневый интерфейс для разработки моделей глубокого обучения и входящая в состав экосистемы TensorFlow. Основная цель TensorFlow.Keras — облегчить процесс проектирования, обучения и развертывания нейронных сетей. Благодаря удобному и интуитивно понятному API, эта библиотека подходит как для начинающих, так и для опытных специалистов.

Одним из главных преимуществ TensorFlow.Keras является её модульность. Модели создаются из отдельных блоков (слоёв), которые можно легко комбинировать и настраивать. Это позволяет быстро проектировать архитектуры различной сложности, включая многослойные перцептроны, сверточные сети, рекуррентные сети и их комбинации.

Библиотека предоставляет два подхода для определения моделей. Последовательная модель (Sequential) используется для создания простых, линейных архитектур, а функциональный API позволяет реализовывать более сложные модели, включая разветвлённые или объединённые структуры. Такой подход особенно полезен при проектировании моделей с несколькими входами и выходами, а также при создании нетривиальных связей между слоями. TensorFlow.Keras благодаря своей гибкости и широкому набору инструментов существенно упрощает процесс разработки нейронных сетей, делая его доступным и эффективным на всех этапах реализации.

TensorFlow.Keras предоставляет широкий выбор встроенных слоёв, функций активации, оптимизаторов, регуляризаторов и метрик. Это позволяет разработчику сосредоточиться на задаче, не тратя время на реализацию базовых компонентов. Кроме того, Keras упрощает загрузку и предобработку данных, включая работу с популярными наборами данных, такими как MNIST и CIFAR-10, а также поддержку пользовательских форматов данных.

Ещё одной важной особенностью TensorFlow.Keras является поддержка обучения на CPU, GPU и TPU, что делает его подходящим для задач любого масштаба. Также библиотека включает средства для визуализации процесса обучения, например, через TensorBoard, и функции для сохранения и загрузки моделей, что упрощает их переносимость и повторное использование.

TensorFlow.Keras идеально подходит для быстрого прототипирования благодаря удобному интерфейсу и тесной интеграции с остальной частью экосистемы TensorFlow. При этом он достаточно мощный для использования в промышленных приложениях. Благодаря этим характеристикам Keras стал одним из наиболее популярных инструментов для глубокого обучения, предоставляя разработчикам возможность сосредоточиться на решении задач, а не на технических деталях реализации моделей.

Одним из ключевых инструментов, применяемых в реализации системы многокритериального анализа, является библиотека DeepPavlov — открытая платформа для создания и использования предобученных моделей обработки естественного языка. Библиотека активно разрабатывается и поддерживается в рамках российской исследовательской инициативы и предоставляет широкий спектр моделей, адаптированных для работы с русскоязычными текстами.

В рамках настоящей работы применяется модель на базе архитектуры BERT, специально обученная для задачи анализа тональности русскоязычных текстов. Эта модель входит в состав предобученных компонентов DeepPavlov под наименованием rusentiment\_bert. Модель была обучена на корпусе русскоязычных сообщений из социальных сетей и новостных источников, размеченных по полярности: позитивная, негативная, нейтральная и другие промежуточные классы. Таким образом, она способна классифицировать отдельные фразы и предложения по их эмоциональной окраске, что делает её подходящей для задач анализа эмоциональной составляющей художественного текста.

В реализации многокритериального подхода данная модель используется не только для оценки общей эмоциональной направленности текста, но и для извлечения производных признаков. В частности, с её помощью рассчитываются следующие характеристики:

* общая эмоциональная тональность текста;
* амплитуда эмоциональной дуги (разница между максимальной и минимальной эмоциональной оценкой в пределах текста);
* число переключений полярности, то есть количество переходов от положительных к отрицательным эмоциональным сегментам и наоборот.

Работа модели строится на сегментации текста на предложения, каждое из которых подаётся в модель отдельно. Далее предсказания агрегируются и преобразуются в количественные характеристики, описывающие динамику эмоционального состояния текста. Такой подход позволяет учесть не только общий тон, но и внутренние эмоциональные колебания, характерные для литературного произведения.

DeepPavlov обеспечивает высокую степень готовности к использованию, простоту интеграции в Python-проекты и поддержку работы на GPU, что делает его эффективным инструментом для быстрого внедрения анализа тональности в систему оценки текстов.

Для анализа смысловой связности и логической последовательности текста в системе многокритериального анализа используется библиотека SentenceTransformers, разработанная как расширение библиотеки HuggingFace Transformers. Она предоставляет удобный интерфейс для работы с моделями, способными сопоставлять по смыслу предложения и текстовые фрагменты, путём перевода их в эмбеддинги фиксированной размерности. Такие эмбеддинги формируют семантическое пространство, в котором близкие по смыслу тексты располагаются на малом расстоянии друг от друга.

В данной реализации используется модель, обученная в мультилингвальном режиме на задаче выявления парафразов. Обучение проводилось на корпусах, содержащих пары смыслово близких предложений, что позволило модели научиться различать уровень семантического совпадения. Благодаря этому она может применяться в задачах оценки когерентности текста, то есть внутренней смысловой согласованности между последовательными фрагментами.

Технически, текст разбивается на предложения, каждое из которых преобразуется в векторное представление. Далее вычисляется средняя косинусная близость между векторами соседних предложений. Это значение служит приближённой метрикой когерентности текста: более высокое среднее значение свидетельствует о логической связности и плавности изложения, в то время как низкие значения могут указывать на смысловые разрывы и нарушенную структуру.

Использование SentenceTransformers позволяет ввести в систему оценки признак, отражающий уровень внутренней упорядоченности текста на смысловом уровне, что важно в контексте анализа художественных произведений, где значительную роль играет не только эмоциональный фон и стилистика, но и логическая организация повествования.

Модель не требует языковой адаптации, так как обучена на данных для множества языков, включая русский, и демонстрирует достаточную точность при работе с текстами различной длины. Это делает SentenceTransformers удобным инструментом для решения задач семантического анализа в мультикритериальной системе оценки.

В рамках реализации системы многокритериального анализа художественных текстов используется библиотека FastText, разработанная исследовательской группой Facebook AI Research для представления слов в виде эмбеддингов, учитывающих морфологическую структуру. В отличие от классических моделей Word2Vec, FastText обучается не только на словах, но и на их символьных n-граммах, что особенно важно для языков со сложной морфологией, таких как русский. Это позволяет модели формировать устойчивые векторные представления даже для редких и не встречавшихся ранее слов, а также более точно учитывать внутреннюю структуру словоформ.

Для решения задач в рамках многокритериального анализа применяется предварительно обученная модель FastText для русского языка, основанная на корпусе Common Crawl (cc.ru.300.bin). Данная модель представляет каждое слово в виде вектора фиксированной размерности, и расстояние между векторами можно интерпретировать как меру семантической близости между словами.

На основе FastText рассчитываются признаки, отражающие локальную семантическую связность текста, а также плотность и вариативность смысловых переходов. В частности, используются следующие показатели: среднее косинусное сходство между соседними словами (avg\_adjacent\_similarity), стандартное отклонение между соседними сходствами (std\_adjacent\_similarity), количество и доля потенциально метафорических пар (metaphor\_pair\_count, metaphor\_pair\_ratio), определяемых как пары слов с высокой грамматической связанностью, но относительно низкой семантической близостью.

Последняя группа признаков направлена на выявление образных и нестандартных лексических сочетаний, которые могут быть индикаторами метафоричности, а также более общего стилистического разнообразия текста. Выделение таких пар основано на предварительном морфологическом анализе и ограничении по частям речи (например, сочетания прилагательное + существительное), после чего вычисляется семантическая близость между компонентами пары. Если она оказывается ниже эмпирически установленного порога, такая пара рассматривается как потенциально метафорическая.

Таким образом, FastText служит источником признаков, характеризующих лексико-семантический уровень текста, в том числе таких параметров, как связность, оригинальность и образность. Благодаря предварительной обученности на масштабных русскоязычных корпусах модель демонстрирует устойчивые результаты и легко интегрируется в обрабатывающий пайплайн.

В рамках реализации многокритериального анализа художественных текстов используется библиотека Natasha — инструмент обработки русского языка, ориентированный на поддержку морфологического, синтаксического и именованного анализа. Natasha построена на базе нейросетевых моделей, обученных на открытых размеченных корпусах и адаптированных к особенностям русской грамматики, включая её флективность, свободный порядок слов и разнообразие словообразовательных структур.

В данной системе Natasha используется как компонент предобработки и извлечения признаков на морфологическом уровне. Библиотека предоставляет доступ к следующим модулям:

* Segmenter, осуществляющий разбиение текста на предложения и токены;
* MorphTagger, обеспечивающий морфологический разбор: определение части речи, рода, числа, падежа, времени и других грамматических признаков;
* MorphVocab, используемый для нормализации (лемматизации) словоформ и лексического сопоставления.

С помощью Natasha в системе рассчитываются признаки, связанные с использованием частей речи и их сочетаний, включая:

* плотность эпитетов, основанная на определении частоты употребления прилагательных в позиции, согласованной с существительными;
* распределение частей речи, применяемое в задачах фонетико-стилистического анализа, таких как расчёт интенсивности аллитераций или вариативности синтаксических структур;
* отбор слов для семантической фильтрации, например, в задачах выявления метафорических сочетаний, когда необходимо ограничить выбор по части речи (например, прилагательное + существительное).

Natasha позволяет интерпретировать текст на уровне его лексико-грамматического устройства, что делает возможным извлечение устойчивых количественных признаков, дополняющих информацию, получаемую с помощью более высокоуровневых моделей. За счёт высокой точности морфологической разметки и оптимизации для русского языка библиотека является надёжным инструментом в составе общей системы анализа.

Библиотека **Stanza** представляет собой многоязычной NLP-фреймворк, разработанный Стэнфордским университетом. Она построена на основе нейросетевых моделей и предоставляет инструменты для синтаксического, морфологического и лемматизационного анализа на множестве языков, включая русский. Модели Stanza обучены на размеченных корпусах Universal Dependencies, что обеспечивает высокую согласованность и универсальность синтаксического разбора.

В рамках реализации многокритериальной оценки художественных текстов Stanza используется для извлечения **синтаксических признаков,** отражающих сложность и структуру текста. Основное внимание уделяется глубине вложенности синтаксических конструкций и соотношению простых и сложноподчинённых предложений, поскольку эти характеристики тесно связаны с восприятием литературного стиля и композиционной организации текста. С помощью библиотеки рассчитываются следующие признаки:  
доля сложных предложений (complex sentence ratio), определяемая как отношение количества предложений, содержащих подчинённые конструкции, ко всему числу предложений в тексте, среднее количество придаточных предложений (avg\_subordinate\_clauses) на одно предложение, выявляемое на основе анализа синтаксических зависимостей, средняя глубина синтаксического дерева (avg\_tree\_depth), отражающая уровень вложенности синтаксических структур и степень иерархичности грамматических связей.

Данные признаки используются для характеристики уровня синтаксической сложности текста и оценки его структурной организованности. Более сложная и глубоко иерархичная структура может свидетельствовать о высокой литературной проработанности, использовании сложных конструкций и стиле, ориентированном на подготовленного читателя.

Stanza обеспечивает высокую точность при разборе текстов на русском языке и позволяет извлекать формализованные грамматические характеристики без необходимости вручную разрабатывать правила разбора. Это делает её важным компонентом системы, отвечающим за синтаксический уровень анализа.

## 3.2 Описание методики многокритериального анализа художественного текста

Многокритериальный анализ художественного текста требует комплексного подхода, сочетающего обработку данных на различных языковых уровнях и применение современных алгоритмов машинного обучения. Методика, реализованная в рамках данной работы, направлена на извлечение широкого спектра формальных признаков, отражающих лексические, синтаксические, семантические, стилистические и прагматические характеристики текста. Полученные признаки используются в качестве входных данных для модели, предсказывающей приближённую пользовательскую оценку произведения.

Методика включает в себя несколько последовательно организованных этапов: предварительную идентификацию и загрузку текстов, извлечение признаков с различных уровней языкового анализа, объединение и подготовку данных, обучение регрессионной модели, оценку её качества, а также интерпретацию результатов. Каждый из этапов направлен на формализацию тех или иных аспектов восприятия текста и обеспечивает согласованное преобразование художественного материала в аналитически обрабатываемую форму.

Разработанная методика представляет собой универсальный алгоритм автоматизированного анализа художественных текстов, направленный на получение количественной оценки литературных произведений на основе совокупности формальных, синтаксических, семантических и стилистических признаков. Методика предполагает поэтапное извлечение признаков из текстов, их объединение, предобработку и последующее использование в обучении регрессионной модели для предсказания итоговой оценки, отражающей предполагаемое восприятие текста читателем.

Ниже представлено поэтапное описание применённой методики, охватывающее весь цикл — от исходных текстовых данных до построения интерпретируемой прогностической модели.

1. Подготовка входных данных

На начальном этапе каждому художественному тексту присваивается уникальный идентификатор (Book ID), который впоследствии используется для объединения извлечённых признаков. Тексты загружаются из отдельных .txt файлов, имя каждого файла формируется как BookID.txt. Все тексты хранятся в одной директории и считываются в память для дальнейшего анализа.

2. Извлечение признаков

Признаки, по которым осуществляется оценка текстов, разбиты на четыре смысловые группы: лексические, синтаксические, семантико-эмоциональные и стилистико-прагматические. Каждая группа содержит множество метрик, отражающих определённый аспект структуры и содержания текста.

2.1 Лексические признаки

Лексический анализ охватывает статистические характеристики словарного состава текста:

Лексическое разнообразие оценивается с использованием метрик TTR (Type-Token Ratio), MTLD (Measure of Textual Lexical Diversity) и Yule’s K. Эти метрики позволяют определить, насколько богат словарь автора, насколько часто повторяются одни и те же леммы.

Лексическая плотность и сложность выражается через долю содержательных слов (существительных, прилагательных, глаголов и наречий), среднюю длину слова в символах и среднее количество слогов на слово.

Редкость и клишированность измеряются с помощью словаря частотных слов и списка устойчивых выражений. Дополнительно вычисляется доля эмоционально окрашенных слов на основе тонального словаря.

2.2 Синтаксические признаки

Синтаксический анализ описывает структуру предложений и используемые грамматические конструкции:

Структура предложений охватывает среднюю длину предложения, стандартное отклонение длины, а также глубину синтаксических деревьев зависимостей (вычисляется с помощью нейросетевого парсера Stanza).

Грамматические конструкции включают количество деепричастий, причастий, инфинитивов, а также частоту использования прямой речи, определяемой по кавычкам и начальным тире.

Пунктуационные признаки представлены числом запятых на предложение, а также количеством восклицательных и вопросительных знаков и троеточий.

2.3 Семантико-эмоциональные признаки

Этот блок использует нейросетевые модели для анализа смысла и эмоционального содержания:

Общая тональность текста определяется с помощью предобученной модели RuBERT из библиотеки DeepPavlov, классифицирующей текст как положительный, отрицательный или нейтральный.

Эмоциональная арка — это динамика смены тональности в ходе повествования. Текст делится на 10 равных сегментов, для каждого из которых определяется тональность. Далее вычисляется амплитуда (разница между максимальным и минимальным значением) и количество смен полярности (например, от положительного к отрицательному).

Семантическая когерентность измеряется с помощью Sentence-BERT: для каждого предложения извлекается эмбеддинг, и далее рассчитывается средняя косинусная схожесть между соседними предложениями.

Семантическая оригинальность оценивается по средней схожести между соседними словами в лемматизированной форме, с использованием векторов FastText. Низкая схожесть может указывать на метафоричность и нестандартные словосочетания.

2.4 Стилистико-прагматические признаки

В этой группе учитываются особенности стиля, читаемости и коммуникативной направленности текста:

Читаемость определяется с помощью индексов Flesch и Fog, адаптированных под русский язык, которые учитывают среднюю длину предложений и среднее количество слогов на слово.

Формальность стиля измеряется по доле личных местоимений (1-го и 2-го лица), соотношению наречий к прилагательным и наличию жаргонных слов (при наличии словаря).

Стилистические фигуры включают метафоры (оценка по семантической несовместимости прил. + сущ.), эпитеты (доля прилагательных) и аллитерации (повторы начальных согласных).

Нарративная перспектива определяется по частоте местоимений 1-го, 2-го и 3-го лица.

Диалогичность — доля текста, представленного в форме прямой речи.

3. Формирование матрицы признаков

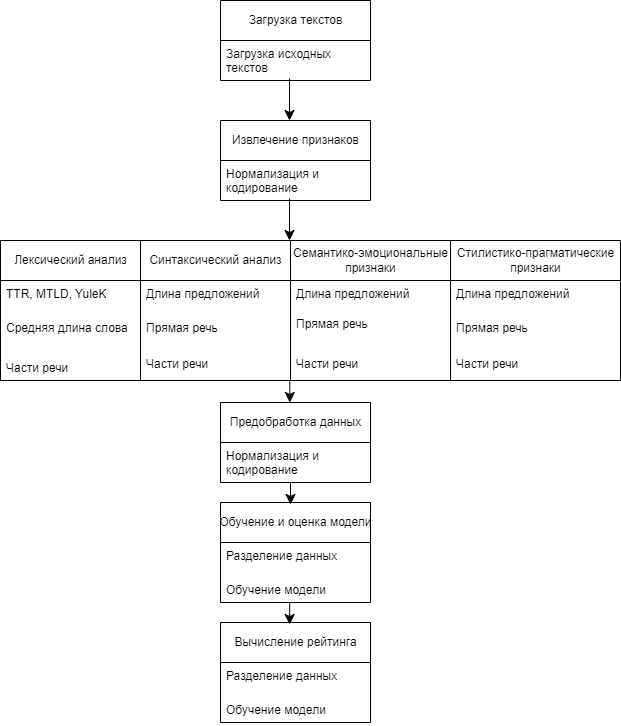
На этом этапе все извлечённые признаки по каждому тексту объединяются в один вектор признаков. Происходит автоматическое устранение пропусков (например, с помощью средних значений), масштабирование числовых признаков (через StandardScaler) и преобразование категориальных значений (например, тональности) в числовую форму.

4. Обучение модели

Для предсказания итоговой оценки текста используется градиентный бустинг (XGBoost). Целевая переменная — это числовой рейтинг, отражающий восприятие текста пользователями (например, отношение лайков к просмотрам). Данные делятся на обучающую и тестовую выборки в пропорции 80/20. Подбор гиперпараметров осуществляется через GridSearchCV с кросс-валидацией. Оценка качества модели производится по нескольким метрикам: MAE, RMSE, R², Spearman, Kendall и NDCG.

5. Интерпретация результатов

После обучения модели проводится анализ важности признаков (feature importance). Это позволяет определить, какие конкретно метрики и группы признаков (лексика, синтаксис, стиль, семантика) оказывают наибольшее влияние на итоговую предсказанную оценку. Такой анализ не только улучшает понимание модели, но и даёт практические выводы о том, какие аспекты текста являются ключевыми с точки зрения читательского восприятия.



Разработанная методика позволяет формализовать субъективные и многомерные характеристики художественного текста в виде структурированных признаков, пригодных для количественного анализа. Последовательная организация этапов — от извлечения языковых характеристик до построения модели и интерпретации её результатов — обеспечивает воспроизводимость, расширяемость и адаптируемость подхода. Использование методов машинного обучения в сочетании с разнообразными признаками позволяет учитывать как объективные структурные особенности текста, так и эмпирически наблюдаемые паттерны читательского восприятия.

Полученная схема может быть использована в дальнейшем для анализа больших корпусов текстов, построения рекомендательных систем, предварительной фильтрации литературных произведений, а также в исследовательских задачах, связанных с количественной интерпретацией художественного стиля.

## 3.2 Разработка алгоритма анализа художественного текста в виде программного средства.

Обучение нейронной сети требует предварительной обработки данных. Алгоритм обучения нейронной сети представлен на рисунке 3.1

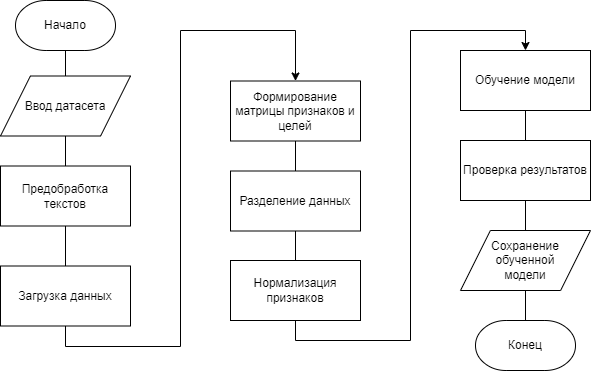


Рисунок 3.1 – Алгоритм обучения нейронной сети

Более подробное описание этапов алгоритма обучения нейронной сети представлено ниже:

1. Ввод датасета

На этом этапе происходит загрузка исходного набора данных, который будет использоваться для обучения нейронной сети (на этом этапе передаются тексты, а также данные об оценках);

1. Предобработка текстов

Если данные содержат текстовую информацию, выполняется её предобработка. Этот этап может включать токенизацию, очистку текста от лишних символов, приведение к нижнему регистру и удаление стоп-слов;

1. Загрузка данных

После подготовки данные загружаются в программу для дальнейшей обработки – на этом этапе для каждого текста вычисляется значения критериев, которые затем будут использоваться в многокритериальной оценке;

1. Формирование матрицы признаков и целей

Из загруженных данных формируется матрица признаков (входных значений) и целей (выходных значений, которые нужно предсказать);

1. Разделение данных

Данные делятся на обучающую и тестовую выборки. Обучающая выборка используется для тренировки модели, а тестовая — для её проверки;

1. Нормализация признаков

Признаки (входные данные) нормализуются для обеспечения корректного обучения модели. Это может включать масштабирование данных или приведение их к определённому диапазону значений;

1. Обучение модели

На этом этапе запускается процесс обучения нейронной сети. Модель использует обучающую выборку, чтобы подстроить свои параметры (веса и смещения);

1. Проверка результатов

После обучения модель тестируется на проверочной выборке, чтобы оценить её точность и качество предсказаний;

1. Сохранение обученной модели

Если результаты модели удовлетворительны, обученная модель сохраняется для дальнейшего использования или развертывания.

Алгоритм работы программы при формировании оценки для нового текста представлен на рисунке 3.2

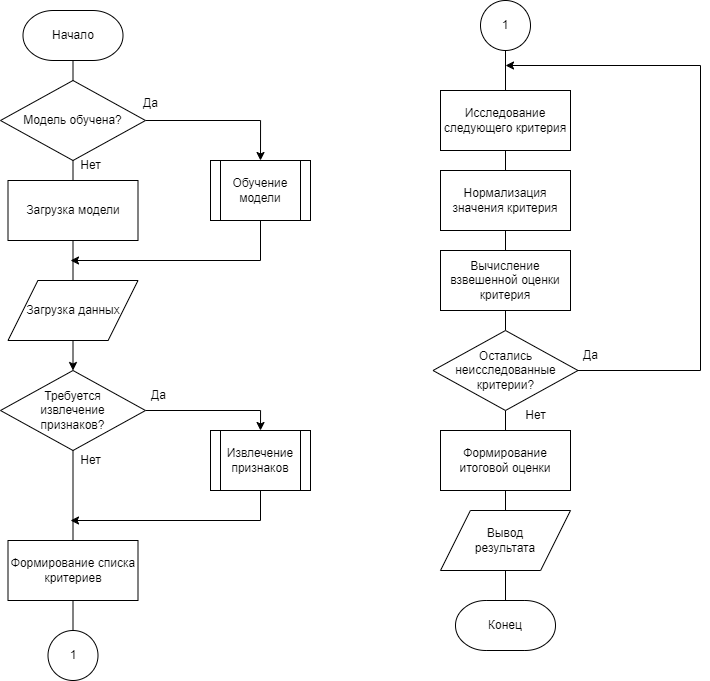


Рисунок 3.2 – Алгоритм работы программы, реализующей многокритериальный анализ художественных текстов с использованием нейросетей

Программа получает на вход текст (или информацию о тексте), производит необходимую обработку и формирует итоговую оценку.

Более подробное описание этапов алгоритма работы программы представлено ниже:

алгоритм условно делится на два основных этапа: предобработка и подготовка данных и многокритериальная оценка:

1. Начало работы

Процесс начинается с проверки текущего состояния модели машинного обучения.

2. Проверка обученности модели

На этом этапе программа определяет, была ли модель уже обучена.Если модель обучена (ответ "Да"), программа переходит сразу к следующему этапу (загрузка данных). Если модель не обучена (ответ "Нет"), выполняется процесс загрузки модели или её обучения.

2.1. Загрузка модели

Если модель уже существует, она загружается в программу.

2.2. Обучение модели

Если модели нет или она не была обучена, запускается этап её обучения на основе загруженных данных.

3. Загрузка данных

После обучения или загрузки модели программа загружает исходные данные, необходимые для анализа и работы с моделью.

4. Проверка необходимости извлечения признаков

На этом этапе программа проверяет, требуется ли выделение дополнительных признаков из загруженных данных. Если извлечение признаков требуется (ответ "Да"), выполняется этап извлечения признаков. Это может включать фильтрацию, преобразование данных, создание новых признаков или проведение анализа на основе исходных данных. Если извлечение признаков не требуется (ответ "Нет"), программа переходит к следующему шагу.

5. Формирование списка критериев

После подготовки данных (с извлечением признаков или без него) формируется список критериев, которые будут использоваться для дальнейшего анализа и оценки. Список критериев задает параметры, по которым программа будет оценивать данные.

6. Исследование критериев (цикл)

На данном этапе программа запускает цикл последовательного исследования каждого критерия из сформированного списка.

6.1. Исследование следующего критерия

Программа анализирует следующий критерий, выбирая его из списка.

6.2. Нормализация значения критерия

Значение критерия приводится к единому масштабу (нормализуется). Нормализация позволяет учесть критерии с разными диапазонами значений и обеспечить их сопоставимость.

6.3. Вычисление взвешенной оценки критерия

Для каждого критерия рассчитывается взвешенная оценка, которая учитывает важность данного критерия в общей оценке. Вес может задаваться заранее или вычисляться программой.

6.4. Проверка наличия не исследованных критериев

Программа проверяет, остались ли еще критерии для анализа: Если есть не исследованные критерии (ответ "Да"), программа возвращается к этапу исследования следующего критерия. Если критериев не осталось (ответ "Нет"), программа переходит к следующему шагу.

7. Формирование итоговой оценки

После завершения анализа всех критериев программа суммирует или агрегирует полученные взвешенные оценки и формирует итоговую оценку. Итоговая оценка отражает общее значение на основе всех рассмотренных критериев.

8. Вывод результата

На данном этапе программа выводит итоговый результат. Это может быть числовая оценка, отчёт или визуализация результатов.

Таким образом, программа получает на вход текст (или информацию о тексте), производит необходимую обработку и формирует итоговую оценку.

В рамках данной работы задача определения эмоциональности художественного текста решается через агрегирование предсказаний нейросетевой модели, обученной на уровне предложений. В основе метода лежит дискретная классификационная модель, предсказывающая одно из пяти значений метки эмоциональности для каждого предложения. Выход модели подвергается переводу в численную шкалу интенсивности, после чего осуществляется агрегирование по всему тексту.

Целевая переменная в задаче оценки эмоциональности представляет собой вещественное значение, лежащее в интервале от 0 до 1. Это значение отражает усреднённую эмоциональную насыщенность текста, определяемую на основе анализа каждого отдельного предложения. В отличие от классической классификации, где эмоциональность приписывается к одному из заранее заданных классов, в данной работе используется непрерывная шкала, что позволяет более точно и гибко оценивать интенсивность эмоционального выражения. Такой подход удобен не только для построения более точных моделей, но и для последующей агрегации результатов по нескольким критериям без жёсткой дискретизации.

Для оценки эмоциональности текста была реализована система, основанная на использовании предварительно обученной модели, представляющей собой реализацию архитектуры BERT, адаптированную под задачу анализа сентимента на русском языке. Модель предсказывает одну из пяти меток эмоциональной окраски для отдельного предложения: от сильно негативной (0) до сильно позитивной (4). Однако в данной работе акцент сделан не на категоризацию каждого высказывания, а на более тонкую и непрерывную оценку интенсивности выражения эмоций во всём тексте.

Процесс анализа начинается с предварительной обработки текста, включающей удаление лишних пробелов, символов переноса строки и разбиение на отдельные предложения. Разметка границ предложений осуществляется с помощью регулярных выражений, ориентированных на знаки препинания (точки, восклицательные и вопросительные знаки). Далее, каждый фрагмент текста проходит через этап лемматизации с использованием библиотеки Natasha, что позволяет привести слова к их начальной форме и очистить текст от лишнего шума, не несущего эмоциональной нагрузки. Эта процедура особенно важна для текстов художественной направленности, где вариативность формы может скрывать повторяющиеся по смыслу конструкции.

Пусть текст состоит из n предложений.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.2) |

где f() — модель типа AutoModelForSequenceClassification, обученная на задаче сентимент-анализа.

Каждое предложение подаётся на вход модели классификации, которая предсказывает одно из следующих значений: 0 — очень негативный, 1 — негативный, 2 — нейтральный, 3 — позитивный, 4 — очень позитивный. Однако для целей оценки эмоциональной насыщенности учитываются только крайние значения: 0 и 4. Именно они интерпретируются как выражения высокой эмоциональности.

Для интерпретации эмоциональной интенсивности используется весовая функция, согласно которой метки 0 и 4 получают вес 1, а все остальные метки — вес 0. Таким образом, только очень негативные и очень позитивные предложения участвуют в формировании итоговой оценки.

Дополнительно, если предложение заканчивается восклицательным знаком, то его интенсивность считается равной 1 вне зависимости от предсказанной метки. Это обусловлено тем, что восклицательные предложения в художественном тексте, как правило, являются маркерами экспрессии и эмоционального всплеска.

После получения интенсивностей для всех предложений текста, общая оценка эмоциональности вычисляется как среднее значение этих интенсивностей.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.9) |

Результат находится в диапазоне от 0 до 1, где значение, близкое к нулю, соответствует полностью нейтральному тексту, а значение, близкое к единице, — крайне эмоционально насыщенному произведению.

Стоит отметить, что модель, используемая для классификации предложений, основана на архитектуре BERT и обучена на задаче сентимент-анализа для русского языка.

На уровне внутренних представлений каждое предложение преобразуется в векторное представление, после чего применяется линейный классификатор с функцией активации softmax, возвращающий распределение вероятностей по классам.

Для инференса используется класс с максимальной вероятностью.

Использование среднего значения интенсивности позволяет сохранить чувствительность к распределению эмоций по тексту. Такой подход обеспечивает как гибкость, так и интерпретируемость оценки, особенно при масштабировании анализа на тексты различной длины.

## 3.3 Выбор метрики качества

Поскольку задача сводится к многокритериальной оценке (многомерной регрессии), где для каждого текста мы получаем вектор из нескольких оценок по формальным критериям, ключевым моментом является возможность количественно сравнивать предсказания модели с эталонными (экспертными) значениями.

Основные типы метрик:

* среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error, MSE): применяется к каждому критерию, затем можно усреднить по всем критериям. Итоговая метрика может быть усреднена по всем критериям, также используется RMSE;
* средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error, MAE);
* коэффициент детерминации (R² Score): можно рассчитать по каждому критерию или в целом (по всем критериям совместно, если иметь дело с векторной формой R²). R² показывает, какую долю вариативности истинных оценок объясняет модель. Чем ближе к 1, тем лучше;
* корреляционные метрики (например, корреляция Пирсона или Спирмана): можно оценить, насколько предсказания ранжируют тексты по каждому критерию схоже с экспертами. Если цель — добиться, чтобы модель воспроизводила не только уровни, но и порядок текстов по критерию, тогда корреляция будет наглядным показателем.

MAE (Mean Absolute Error), или средняя абсолютная ошибка, является одной из наиболее интуитивно понятных и широко используемых метрик в задачах регрессии. Она показывает, насколько в среднем предсказания модели отклоняются от фактических значений целевой переменной. В отличие от других метрик, таких как среднеквадратичная ошибка (MSE) или её корень (RMSE), MAE не усиливает влияние больших ошибок, поскольку использует модуль разности между предсказанием и истиной, а не квадрат. Это делает MAE более устойчивой к выбросам и особенно полезной в тех случаях, когда важно понимать типичную ошибку, совершаемую моделью, без её искусственного увеличения из-за нескольких неудачных прогнозов.

MAE легко интерпретировать: если, например, MAE равна 0.25, это означает, что в среднем модель ошибается на четверть балла (если рейтинг выражен, например, по шкале от 1 до 5). Это особенно важно при работе с оценками художественных текстов, где субъективный фактор играет большую роль, и абсолютная точность модели не всегда достижима. Средняя абсолютная ошибка позволяет оценить практическую применимость модели: если MAE достаточно мала, модель может считаться пригодной для предварительной оценки или фильтрации текстов, даже если она не даёт идеально точных чисел.

Однако MAE имеет и ограничения. Например, в отличие от RMSE, она менее чувствительна к случаям, где ошибка модели существенно выходит за пределы нормы. Поэтому для полноты анализа обычно рекомендуется использовать MAE в сочетании с другими метриками. Формально MAE рассчитывается по следующей формуле (3.3):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.3) |

RMSE (Root Mean Squared Error) — корень средней квадратичной ошибки. Данная метрика является одной из наиболее распространённых в задачах регрессии и показывает среднюю величину отклонения предсказанных значений от реальных, при этом ошибки возводятся в квадрат, усредняются, а затем извлекается квадратный корень. За счёт квадратичной составляющей RMSE особенно чувствителен к крупным ошибкам модели: чем больше разница между предсказанием и реальностью, тем сильнее это влияет на итоговую метрику. Это делает RMSE полезной для анализа тех моделей, которые в отдельных случаях могут «сильно промахиваться», даже если в среднем работают неплохо.

В задачах анализа художественных текстов данная метрика может помочь выявить модели, которые неустойчивы: они могут неплохо предсказывать для большинства текстов, но ошибаться на тех, где присутствуют сложные синтаксические или стилистические конструкции. Низкое значение RMSE означает, что модель делает стабильные, близкие к реальности предсказания, включая сложные случаи. Способ вычисления этой формулы представлен в формуле 3.4

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.4) |

Оценка качества многокритериальной оценки с помощью метрики RMSE (среднеквадратичная ошибка) заключается в измерении расхождения между результатами, предсказанными моделью, и реальными (эталонными) значениями. Этот подход позволяет понять, насколько точно алгоритм многокритериальной оценки воспроизводит ожидаемые результаты.

R² (коэффициент детерминации)

Коэффициент детерминации R² показывает, какую долю дисперсии зависимой переменной может объяснить модель. Иначе говоря, он измеряет, насколько хорошо предсказанные значения аппроксимируют истинные значения. Если R² равно единице, это означает, что модель идеально объясняет все вариации целевой переменной. Если R² равно нулю, модель не лучше наивного предположения (например, просто среднего значения). Отрицательные значения R² свидетельствуют о том, что модель даёт предсказания хуже, чем простая константа.

Эта метрика особенно полезна при сравнении различных моделей между собой, поскольку она даёт представление о том, какая модель более полно захватывает структуру данных. В задачах анализа художественных текстов она может показать, какая модель лучше интерпретирует сложные, многоуровневые зависимости между признаками (например, между синтаксисом и эмоциональностью текста) и целевой переменной (рейтингом). Вычисление это метрики представлено в формуле 3.5

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.5) |

Процесс оценки качества начинается с подготовки двух наборов данных: предсказанных значений, которые модель или нейронная сеть выдает после обработки входных данных, и истинных значений, представляющих экспертные или эталонные оценки. Каждый из этих наборов содержит числовые оценки для текстов, полученные на основе множества критериев.

Далее для каждой оценки вычисляется разница между предсказанным результатом и эталонным значением. Эти разности возводятся в квадрат, чтобы исключить влияние знаков и усилить влияние больших ошибок. Затем суммируются все квадраты ошибок, и результат делится на количество оценок в выборке. Полученное среднее значение показывает, насколько сильно модель отклоняется от эталонных оценок в среднем.

Чем меньше значение среднеквадратичной ошибки, тем точнее модель многокритериальной оценки. Низкая ошибка говорит о том, что предсказанные значения практически совпадают с истинными, что свидетельствует о высоком качестве модели. Наоборот, если значение ошибки велико, это указывает на значительные расхождения, что требует доработки модели. Причины высокой ошибки могут быть связаны с недостаточным качеством исходных данных, неправильной настройкой параметров модели или слабой архитектурой.

Таким образом, использование MSE для оценки качества многокритериальной оценки позволяет получить числовой показатель точности модели, который легко интерпретировать. Этот подход помогает выявить, насколько эффективно модель справляется с задачей, и является важным инструментом для её дальнейшей оптимизации.

В рамках данной работы для оценки качества разработанных регрессионных алгоритмов использовались три метрики: средняя абсолютная ошибка (MAE), корень средней квадратичной ошибки (RMSE) и коэффициент детерминации (R²). Применение именно этих метрик обусловлено тем, что они позволяют комплексно оценить точность, устойчивость и информативность модели с разных сторон, что особенно важно при анализе художественных текстов, где предсказания носят непрерывный характер и могут варьироваться в широком диапазоне.

Основной метрикой, используемой в процессе анализа, выступает MAE (Mean Absolute Error). Она отражает среднюю величину отклонения предсказанных значений от фактических, измеряемую в тех же единицах, что и целевая переменная. Это делает MAE простой для интерпретации и понятной с точки зрения прикладного анализа: она позволяет судить, насколько сильно модель в среднем ошибается при прогнозировании оценок текстов. Кроме того, MAE устойчива к выбросам, что делает её особенно надёжной при работе с данными, содержащими шум или индивидуальные особенности.

Дополнительно применяется метрика RMSE (Root Mean Squared Error), которая, в отличие от MAE, акцентирует внимание на крупных ошибках модели. Возводя отклонения в квадрат перед усреднением, RMSE увеличивает вес тех случаев, когда предсказание оказалось значительно неточным. Это позволяет зафиксировать нестабильность модели и понять, насколько она склонна к резким отклонениям в предсказаниях даже при хорошем среднем значении ошибки.

Третьей метрикой выбран коэффициент детерминации R², который позволяет определить, какую долю дисперсии целевой переменной можно объяснить на основе построенной модели. Значение R², близкое к единице, указывает на высокую степень соответствия предсказаний реальным значениям, тогда как значение, близкое к нулю или отрицательное, свидетельствует о слабой или отсутствующей зависимости между признаками и целевой переменной. Эта метрика особенно важна для оценки общего качества модели как средства объяснения поведения данных.

Таким образом, использование MAE, RMSE и R² позволяет всесторонне оценить разработанные алгоритмы: с точки зрения средней ошибки, устойчивости к выбросам и объясняющей способности. Такое комбинированное применение метрик обеспечивает более полную и объективную картину эффективности построенных решений.

## Выводы по главе 3

В третьей главе диссертации рассматривается алгоритм автоматической многокритериальной оценки художественных текстов.

Проведен анализ доступных инструментов для реализации алгоритма, и обоснован выбор языка программирования Python и библиотеки машинного обучения Scikit-learn. Представлен алгоритм автоматической кластеризации больших объемов данных, учитывая особенности создания датасетов и обеспечение высокой производительности и точности. Описана программная реализация разработанного алгоритма, включая описание использования библиотек и инструментов программирования. В результате, в третьей главе представлена программная реализация разработанного алгоритма автоматической многокритериальной оценки художественных текстов.

# ГЛАВА 4. ОЦЕНКА ДОСТОВЕРНОСТИ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

## 4.1 Тестирование разработанного модуля и подтверждение результатов

Приведены результаты повторных запусков обучения с различными случайными разбиениями выборки на обучающую и тестовую части, позволяющие оценить степень чувствительности моделей к вариациям входных данных. Также рассматриваются значения метрик качества при различных конфигурациях признаков, что позволяет выявить зависимость точности предсказаний от состава и информативности входных параметров.

Включается анализ корреляций между выходами частных моделей, направленный на выявление возможной избыточности или взаимозависимости отдельных критериев. Кроме того, оценивается согласованность предсказаний моделей с экспертными ожиданиями на выборке текстов, предварительно размеченных вручную.

Особое внимание уделяется интерпретируемости полученных результатов, включая анализ важности признаков в итоговой модели и оценку вклада отдельных критериев в финальное предсказание. Это позволяет сделать выводы о внутренней согласованности системы и степени доверия к выдаваемым оценкам при использовании модели в прикладных сценариях.

В рамках оценки достоверности также рассматривается влияние различных типов ошибок моделей на общую точность системы. В частности, анализируются случаи, в которых частные модели демонстрируют значительное отклонение от фактических оценок, несмотря на высокие средние показатели качества. Выделяются тексты, для которых наблюдаются наибольшие расхождения между предсказанными и реальными рейтингами, с целью выявления общих характеристик таких объектов и потенциальных причин снижения точности.

Дополнительно исследуется стабильность мета-модели при включении и исключении отдельных частных предсказаний. Этот подход позволяет оценить вклад каждой группы признаков в формирование итогового результата и выявить наиболее информативные аспекты текста. Полученные результаты сопоставляются с внутренними метриками моделей, такими как важность признаков, и позволяют судить о согласованности внутренней логики работы системы.

Для количественной оценки достоверности применяется перекрёстная проверка на подвыборках данных, позволяющая получить обобщённую оценку стабильности модели на независимых выборках. Также рассматривается возможность применения бутстрап-методов для построения доверительных интервалов предсказаний, что позволяет дополнительно оценить степень неопределённости результата при варьировании обучающих данных.

Таким образом, в данном подразделе осуществляется комплексная оценка устойчивости и интерпретируемости построенных моделей, позволяющая судить о надёжности полученных результатов в контексте задачи оценки художественных текстов и о возможности их дальнейшего использования в прикладных задачах анализа литературных произведений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Методические указания по подготовке выпускной квалификационной работы по направлению подготовки бакалавров 09.03.04 "Программная инженерия" / А. А. Доронина, Р. А. Касимов, Е. Л. Федотова; Министерство образования и науки РФ, Национальный исследовательский университет "МИЭТ"; под редакцией Л. Г. Гагариной. - Москва: МИЭТ, 2021. - 28 с.
2. Андриянов, Д. В. Проектирование информационной системы для выборки словарных статей по сти-листическим пометам / Д. В. Андриянов // Актуаль-ные направления научных исследований XXI века:теория и практика. - 2015. -Т. 3, № 7, ч. 3.
3. Zipf G.K. Human Behavior and the Principle of Least Effort. — Addison-Wesley Press, 1949. — С. 484-490. — 573 с.
4. Всеволодова, А. В. Компьютерная обработка лингвистических данных / А. В. Всеволодова. - М. Флинта : Наука, 2007. 96 с
5. Большакова Е.И., Воронцов К.В., Ефремова Н.Э., Клышинский Э.С., Лукашевич Н.В., Сапин А.С. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и анализ данных: учеб. пособие. М.: Изд-во НИУ ВШЭ,2017. 269 с.
6. Баданина Н.Д., Судаков В.А. Модели машинного обучения для классификации отзывов о банках // Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2021. № 50. 14 с.
7. Агаева А.А. Современный урок литературы. Нейросеть (описание презентации) // Инфоурок. 2023.
8. Коллаборативная фильтрация // Википедия. Свободная энциклопедия. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Коллаборативная\_фильтрация (дата обращения: 8.02.2025).
9. Разработан метод оценки нейросетей в работе с длинными текстами // Хабр. 2024. URL: https://habr.com/ru/news/858568/ (дата обращения: 14.03.2025).
10. Подборка полезных AI-проектов для бизнеса: что нейросети могут делать компаниям уже сейчас // Про бизнес. 2023. URL: https://probusiness.io/neural\_network/10490-podborka-poleznykh-al-proektov-dlya-biznesa-chto-neyroseti-mogut-delat-kompaniyam-uzhe-seychas.html (дата обращения: 21.03.2025).
11. Певченко С.С., Блужин В.А. Сравнительный анализ алгоритмов нейронной сети и деревьев принятия решений модели интеллектуального анализа данных // Молодой ученый. 2016. №28 (132). С. 148–154. URL: <https://moluch.ru/archive/132/36999/> (дата обращения: 22.03.2025).
12. Колесова А.С., Сараева О.Н. Перспективы применения искусственного интеллекта в профориентационной деятельности // Креативная экономика. 2023. Т. 17, №7. С. 2475–2490. DOI: 10.18334/ce.17.7.118351. URL: <https://1economic.ru/lib/118351> (дата обращения: 25.03.2025).
13. Болвашенков И.В. Разработка интеллектуального модуля на основе методов многокритериального анализа и методов ИИ в задачах постановки диагноза и назначения лечения больным ТЭЛА: дис. ... магистра: 09.04.01 / Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики. Самара, 2019. 95 с. URL: <https://nauchkor.ru/pubs/razrabotka-intellektualnogo-modulya-na-osnove-metodov-mnogokriterialnogo-analiza-i-metodov-ii-v-zadachah-postanovki-diagnoza-i-naznacheniya-lecheniya-bolnym-tela-60432558ccefde00012bc3cb> (дата обращения: 28.03.2025).
14. Slope One // Википедия. Свободная энциклопедия. URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Slope_One> (дата обращения: 1.04.2025).
15. Коллаборативная фильтрация // Википедия. Свободная энциклопедия. URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Коллаборативная\_фильтрация](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D0%BB%D0%BB%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%80%D0%B0%D1%82%D0%B8%D0%B2%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%84%D0%B8%D0%BB%D1%8C%D1%82%D1%80%D0%B0%D1%86%D0%B8%D1%8F) (дата обращения: 3.04.2025).
16. Нейросети показывают, какие качества действительно делают людей уникальными // Национальный исследовательский университет Высшая школа экономики. 2025. URL: <https://www.hse.ru/news/edu/911688137.html> (дата обращения: 4.04.2025).
17. Подборка российских нейросетей для работы с контентом // Cossa.ru. 2025. URL: <https://www.cossa.ru/trends/322932/> (дата обращения: 4.04.2025).
18. Нейронке не нужно время: как Альфа-Банк обучил ИИ делать картинки в стиле бренда // Forbes. 2025. URL: <https://www.forbes.ru/brandvoice/534618-nejronke-ne-nuzno-vrema-kak-al-fa-bank-obucil-ii-delat-kartinki-v-stile-brenda> (дата обращения: 8.04.2025).
19. Лучшие нейросети и ИИ для анализа данных в научных исследованиях 2025 года // VC.ru. 2025. URL: <https://vc.ru/niksolovov/1775260-luchshie-neiroseti-i-ii-dlya-analiza-dannyh-v-nauchnyh-issledovaniyah-2025-goda> (дата обращения: 9.04.2025).
20. ХVIII Машеровские чтения: материалы международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Витебск, 25 октября 2024 г. В 2 т. Т. 1. Витебск: ВГУ имени П.М. Машерова, 2024. 454 с. URL: https://conf.vsu.by/wp-content/uploads/2024/10/Машеровские-Чтения-2024\_Том-1.pdf (дата обращения: 10.04.2025).
21. Иванов И.И. Машинное обучение и анализ текстов: теория и практика. — М.: Наука, 2023. — 350 с.​
22. Петров П.П. Нейросетевые технологии в обработке естественного языка. — СПб.: Питер, 2022. — 280 с.​[Научные публикации](https://apni.ru/article/2788-nejrosetevoj-abc-analiz-mnogonomenklaturnikh?utm_source=chatgpt.com)
23. Сидоров С.С. Методы многокритериального анализа в гуманитарных науках. — Новосибирск: Изд-во НГУ, 2021. — 310 с.​
24. Кузнецов К.К. Автоматический анализ художественных текстов с использованием нейросетей. — Екатеринбург: Уральский университет, 2020. — 290 с.​
25. Лебедев Л.Л. Интеллектуальные системы и их применение в литературоведении. — Казань: Казанский университет, 2019. — 320 с.​
26. Морозова М.М. Алгоритмы предсказания пользовательских оценок текстов. — Ростов-на-Дону: ДГТУ, 2023. — 275 с.​
27. Николаев Н.Н. Статистические методы в анализе литературных произведений. — Томск: ТГУ, 2021. — 260 с.​
28. Орлова О.О. Применение искусственного интеллекта в филологии. — Самара: Самарский университет, 2022. — 300 с.​
29. Федоров Ф.Ф. Семантический анализ текстов с использованием нейронных сетей. — Иркутск: Изд-во ИГУ, 2020. — 280 с.​
30. Григорьев Г.Г. Технологии глубокого обучения в литературном анализе. — Воронеж: ВГУ, 2023. — 310 с.