­Изображение выглядит как текст, письмо, снимок экрана, документ

Автоматически созданное описание

Изображение выглядит как текст, письмо, бумага, Шрифт

Автоматически созданное описание

**СОДЕРЖАНИЕ**

[ВВЕДЕНИЕ 5](#_Toc199463345)

[1. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ 7](#_Toc199463346)

[1.1. Описание предметной области 7](#_Toc199463347)

[1.1.1. Значимость анализа данных в области музыкального бизнеса 7](#_Toc199463348)

[1.1.2. Основные типы данных (числовые, категориальные, временные ряды) 8](#_Toc199463349)

[1.1.3. Ключевые задачи статистического анализа (прогнозирование, выявление закономерностей, оптимизация процессов) 9](#_Toc199463350)

[1.2. Основные методы статистической обработки данных 9](#_Toc199463351)

[1.2.1. Описательная статистика (среднее, медиана, мода, дисперсия) 9](#_Toc199463352)

[1.2.2. Методы проверки гипотез (t-тест, ANOVA, хи-квадрат) 10](#_Toc199463353)

[1.2.3. Корреляционный анализ 11](#_Toc199463354)

[1.2.4. Классификация и метод опорных векторов (SVM) 11](#_Toc199463355)

[1.3. Преимущества использования языка R для анализа данных 14](#_Toc199463356)

[2. ПРАКТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ 15](#_Toc199463357)

[2.1. Описание источников данных 15](#_Toc199463358)

[2.1.1. Источники данных 15](#_Toc199463359)

[2.1.2. Структура и характеристики данных 15](#_Toc199463360)

[2.1.3. Предварительная обработка данных (заполнение пропусков, фильтрация, преобразование) 16](#_Toc199463361)

[2.5. Визуализация данных 16](#_Toc199463362)

[2.5.1. Визуализация в R (ggplot2, plotly) 16](#_Toc199463363)

[2.5.2. Интерактивные дашборды в Glarus BI 18](#_Toc199463364)

[3. АВТОМАТИЗАЦИЯ И ОТЧЁТНОСТЬ В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ 20](#_Toc199463365)

[3.1. Генерация отчётов в R 20](#_Toc199463366)

[3.1.1. Обоснование необходимости автоматизации отчётов 20](#_Toc199463367)

[3.1.2. Использование RMarkdown для создания отчётов 21](#_Toc199463368)

[3.1.3. Экспорт отчётов в PDF, HTML, Word 21](#_Toc199463369)

[3.2. Формирование интерактивных отчётов в Glarus BI 22](#_Toc199463370)

[3.2.1. Различие между статичными и интерактивными отчётами 22](#_Toc199463371)

[3.2.2. Создание дашбордов в Glarus BI 22](#_Toc199463372)

[3.2.3. Экспорт отчётов в Glarus BI 22](#_Toc199463373)

[3.3. Сравнение инструментов R и Glarus BI 23](#_Toc199463374)

[3.3.1. Анализ сильных и слабых сторон инструментов 23](#_Toc199463375)

[3.3.2. Возможности интеграции R и Glarus BI 24](#_Toc199463376)

[3.3.3. Применимость инструментов для различных типов задач 24](#_Toc199463377)

[ЗАКЛЮЧЕНИЕ 26](#_Toc199463378)

[ПРИЛОЖЕНИЕ 27](#_Toc199463379)

# ВВЕДЕНИЕ

Музыка является неотъемлемой частью культуры и играет важную роль в нашей жизни. С развитием цифровых технологий и стриминговых сервисов объемы доступной музыки растут многократно. Это создает потребность в эффективных методах автоматической организации и анализа музыкальных данных. Одним из ключевых аспектов является классификация музыкальных произведений по жанрам.

Автоматическая классификация музыкальных жанров – это задача машинного обучения, заключающаяся в определении жанра музыкального произведения на основе его аудио характеристик. Традиционные методы ручной классификации являются трудоемкими, субъективными и не масштабируемыми для обработки больших объемов данных. В связи с этим разработка эффективных и точных автоматизированных методов классификации музыкальных жанров представляет собой актуальную и важную задачу.

Настоящая курсовая работа посвящена разработке программы классификации музыкальных произведений по жанрам с использованием алгоритмов метода опорных векторов (SVM). Метод опорных векторов является мощным инструментом машинного обучения, который обладает высокой обобщающей способностью и эффективен в задачах классификации, в том числе для нелинейно разделимых данных.

Цель данной работы ­- разработка программы классификации музыкальных произведений по жанрам на основе алгоритмов метода опорных векторов (SVM), способной автоматически определять жанр музыкального произведения по его аудио характеристикам.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

* Изучить предметную область и провести анализ существующих методов классификации музыкальных жанров, выявив их достоинства и недостатки.
* Выполнить предварительную обработку данных, получив общее представление о распределении признаков, а также выявить возможные зависимости, аномалии и особенности структуры выборки.
* Провести обзор алгоритмов метода опорных векторов (SVM), изучив теоретические основы, различные типы ядер, методы оптимизации и параметры регуляризации.
* Разработать модель классификации, определив набор аудио характеристик (признаков), используемых для классификации, разработав архитектуру модели SVM и обучив ее на размеченном наборе данных.
* Реализовать программное обеспечение, реализующее разработанную модель классификации музыкальных жанров на языке R.
* Оценить эффективность разработанной программы, проведя тестирование на контрольном наборе данных и оценив ее точность, полноту и другие метрики качества.
* Визуализировать данные с помощью графики, диаграммы, дашборды, используя язык программирования R и возможности аналитической системы Glarus BI.

Объектом исследования являются синтетические данные музыкальных характеристик, описывающих уровни шума, ритма и других параметров для жанров музыки (рок, хип-хоп и поп). Предметом - метод опорных векторов (SVM) и его применение для классификации музыкальных жанров.

Практическая реализация выполняется в программной среде R с использованием различных библиотеки и инструментов для анализа и визуализации данных. Также уделяется внимание автоматизации анализа и формированию отчётов с помощью R Markdown, что позволяет создать удобный и расширяемый аналитический процесс.

# ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

# Описание предметной области

# Значимость анализа данных в области музыкального бизнеса

В современном цифровом мире, где объем музыкального контента растет экспоненциально, классификация музыки играет критически важную роль. Она позволяет эффективно организовывать, искать и рекомендовать музыку, формируя пользовательский опыт и принося значительную выгоду различным участникам рынка.

Методы машинного обучения используются различными компаниями в сфере музыки. Стриминговые сервисы полагаются на классификацию музыки для организации огромных библиотек, улучшения поиска и, самое главное, для создания персонализированных рекомендаций и плейлистов. Чем точнее и релевантнее рекомендации, тем выше вовлеченность пользователей, дольше время, проведенное на платформе, и, как следствие, выше выручка от подписок и рекламы.

Также классификация музыкального контента помогает решать задачи, такие как:

* повышение удержания пользователей: персонализированные плейлисты, допустим, напрямую влияют на удержание пользователей, снижая отток и стимулируя продление подписок;
* оптимизация лицензионных соглашений: классификация музыки позволяет более точно определять жанры и стили, что важно при заключении лицензионных соглашений с правообладателями;
* монетизация контента: для независимых музыкантов и лейблов классификация предоставляет возможность эффективнее монетизировать свою музыку. Наиболее продвинутая модель классификации позволяет их трекам быть обнаруженными целевой аудиторией, попадать в релевантные плейлисты и, как следствие, генерировать больше прослушиваний и доходов.
* экономия ресурсов: модель классификации значительно экономит время и ресурсы по сравнению с ручной категоризацией. Это особенно важно для платформ с огромными музыкальными библиотеками, где ручная классификация получилась бы значительно дороже.

# 1.1.2. Основные типы данных (числовые, категориальные, временные ряды)

Типы данных в контексте музыкальных данных:

* **Аудиоданные (временные ряды)** представляют собой изменение амплитуды звука во времени. Это сырой, необработанный формат. Однако в данной курсовой работе не используется).
* **Числовые данные (аудио признаки)** извлекаются из аудио данных с помощью различных алгоритмов. В данной работе применяются следующие характеристики:
  + Темп (BPM - Количество ударов в минуту) отражает скорость музыки.
  + RMS Energy (Root Mean Square - Среднеквадратичная энергия) показывает общую громкость сигнала. Анализ должен определять среднее значение RMS Energy для трека и учитывать его влияние на восприятие музыки. Например, треки с высокой RMS Energy часто кажутся более энергичными и агрессивными, а треки с низкой RMS Energy - более тихими и спокойными.
  + Zero Crossing Rate (Сигнальный шум) демонстрирует частоту, с которой сигнал пересекает нулевую линию. Более высокие значения ZCR обычно указывают на более "шумный" или высокочастотный сигнал, который может быть связан с определенными инструментами (например, перкуссия) или жанрами (например, электронная музыка).
  + Инструментальность показывает вероятность того, что в треке отсутствует вокал. Значение 1.0 означает, что трек полностью инструментальный, а значение 0.0 - что в треке преобладает вокал.
  + Фактически, параметр "Вокал" обратно пропорционален "Инструментальности". Анализ может быть таким же, как и у "Инструментальности", или можно использовать этот параметр для уточнения классификации, если есть сомнения между жанрами, где вокал является определяющим (например, поп против инструментального хип-хопа).
* **Категориальные данные (жанры)**: Метки, присваиваемые музыкальным произведениям (рок, поп, хип-хоп). Преобразуются в кодировку от 0 до 2 для определения класса прогнозирования.

## **1.1.3. Ключевые задачи статистического анализа (прогнозирование, выявление закономерностей, оптимизация процессов)**

К основным задачам статистического анализа в анализе музыкальных данных относятся:

* Прогнозирование: в данном контексте – прогнозирование жанра музыкального произведения на основе его аудио признаков. SVM (Support vector machine), как алгоритм машинного обучения, является прогностическим инструментом.
* Выявление закономерностей: цель - найти статистические закономерности, связывающие аудио признаки и жанры. Это позволит понять, какие характеристики звука типичны для каждого жанра.
* Оптимизации извлечения признаков: выбор наиболее информативных признаков и оптимизация параметров SVM: настройка параметров ядра и регуляризации для достижения максимальной точности классификации.

## **1.2. Основные методы статистической обработки данных**

### **1.2.1. Описательная статистика (среднее, медиана, мода, дисперсия)**

Описательная статистики – это методы, используемые для обобщения и представления данных в понятной форме.

**Среднее (Mean):** среднее значение аудио признака (например, среднего темпа всех песен в жанре рок). Позволяет оценить типичное значение признака для данного жанра.

**Медиана (Median):** значение, разделяющее упорядоченный набор данных пополам. Менее чувствительна к выбросам, чем среднее.

**Мода (Mode):** наиболее часто встречающееся значение в наборе данных. Показывает наиболее типичное значение признака.

**Дисперсия (Variance):** мера разброса значений вокруг среднего. Показывает, насколько сильно значения признака варьируются в данном жанре.

**Стандартное отклонение (Standard Deviation):** квадратный корень из дисперсии. Более интерпретируемая мера разброса, чем дисперсия, т. к. выражается в тех же единицах измерения, что и сам признак.

### **1.2.2. Методы проверки гипотез (t-тест, ANOVA, хи-квадрат)**

Методы проверки гипотез – это статистические процедуры, используемые для проверки утверждений о генеральной совокупности на основе выборочных данных.

**t-тест (Student's t-test)** используется для сравнения средних значений двух групп. Например, для проверки гипотезы о том, что средний темп песен в жанре рок статистически значимо отличается от среднего темпа песен в жанре поп.

**ANOVA (Analysis of Variance)** применяется для сравнения средних значений трех и более групп. Например, для проверки гипотезы о том, что средний темп песен статистически значимо различается между жанрами рок, поп и джаз.

**Хи-квадрат (Chi-square test)** нужен для анализа категориальных данных. Например, для проверки гипотезы о том, что наличие определенного инструмента (например, гитары) статистически связано с определенным жанром.

### **1.2.3. Корреляционный анализ**

В статистике корреляционный анализ определяется как методы, используемые для измерения степени линейной взаимосвязи между двумя или более переменными.

Например, может существовать корреляция между яркостью звука и уровнем энергии. Это может быть полезно при отборе признаков для классификации.

Он может быть полезен для выявления избыточных признаков (признаков, которые сильно коррелируют друг с другом). В этом случае следует исключить один из коррелирующих признаков, чтобы упростить модель и избежать мультиколлинеарности.

Корреляция является вспомогательным инструментом для последующего анализа, потому что может позволить понять какие существуют связи, или же может помочь определить, насколько приведенные данные качественные.

Перед построением моделей классификации важно исследовать взаимосвязи между признаками. Для этого применяются различные известные формулы для подсчета коэффициентов корреляции:

* **Коэффициент корреляции Пирсона** **-** измеряет линейную зависимость между количественными переменными.
* **Коэффициент корреляции Спирмена -** оценивает монотонную зависимость, устойчив к нелинейностям и выбросам.

Высокая корреляция между признаками может указывать на мультиколлинеарность, что важно учитывать при выборе модели.

### **1.2.4. Классификация и метод опорных векторов (SVM)**

**Классификация** – это задача машинного обучения с учителем, которая в своей задаче относит объекты к одному из заранее определённых классов. В данном случае – к жанрам музыки.

**Метод опорных векторов (SVM, Support Vector Machine)** – это мощный алгоритм, который строит гиперплоскость, максимально разделяющую классы в признаковом пространстве. SVM эффективен в задачах с высокой размерностью и хорошо справляется с нелинейными границами решений за счёт использования ядерных функций (например, радиальной базисной, RBF).

### **1.2.5. Метрики оценки качества классификации**

Для оценки моделей классификации в машинном обучении используются следующие метрики:

* **Precision (точность)** – доля верно предсказанных положительных классов среди всех предсказанных. Следует обращать внимание на нее, когда необходимо минимизировать количество ложноположительных результатов.
* **Accuracy** - доля всех правильно предсказанных классов (как положительных, так и отрицательных) среди всех классов. Это общая мера производительности модели. Accuracy полезна, когда классы сбалансированы, но может быть вводящей в заблуждение, если классы сильно несбалансированы.
* **Recall (полнота)** – доля верно предсказанных положительных классов среди всех истинных и можно использовать для понимания, когда необходимо минимизировать количество ложноотрицательных результатов.
* **F1-score** – гармоническое среднее precision и recall, балансирует между ними. Эта метрика используется, когда необходимо найти баланс между точностью и полнотой.
* **AUC-ROC (Area Under the ROC Curve)** – оценивает способность модели различать классы, учитывая соотношение True Positive Rate (TPR) и False Positive Rate (FPR). Чем ближе AUC к 1, тем лучше модель.

Эти метрики позволяют глубже понять производительность модели классификации и выбрать наиболее подходящую в зависимости от конкретной задачи. Важно учитывать, что выбор метрики зависит от контекста задачи и требований к модели, поэтому рекомендуется использовать несколько метрик для комплексной оценки.

## **1.3. Преимущества использования языка R для анализа данных**

Язык **R** является одним из ведущих инструментов в анализе данных и машинном обучении благодаря:

* Богатым библиотекам (caret, e1071, pROC, tidyverse) для обработки данных, визуализации и построения моделей.
* Удобной работе со статистическими методами и матричными операциями.
* Гибкости в создании пользовательских функций и скриптов.
* Поддержке современных методов машинного обучения и визуализации результатов (ggplot2, ROC-кривые).

Таким образом, применение R в данной работе позволяет эффективно провести анализ данных, построить модели классификации и оценить их качество.

# ПРАКТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

## **2.1. Описание источников данных**

### **Источники данных**

В данной работе используется синтетический набор данных, сгенерированный нейросетью, т. к. не удалось найти достойный набор данных в открытых источниках.

### **Структура и характеристики данных**

Датасет состоит из 94 записей, каждая из которых соответствует отдельному музыкальному произведению. Структура данных включает 5 признаков и одну целевую переменную (Код Жанра). Признаки можно разделить следующим образом:

* Числовые признаки: BPM, RMS Energy, Zero Crossing Rate, Инструментальность, Вокал
* Категориальные признаки: Жанр.

Целевая переменная: Код Жанра, где 1 — рок, 2 — хип-хоп, 3 — поп.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, Шрифт, число

Автоматически созданное описание

Рисунок – Обзор структуры данных

Данные не включают временные ряды — каждая запись представляет собой статический набор музыкальных показателей.

### **Предварительная обработка данных (заполнение пропусков, фильтрация, преобразование)**

Предварительная обработка данных включает следующие этапы:

* Обнаружение и удаление пропусков: используется summary(), is.na(), и затем na.omit() для удаления неполных строк (пропусков не обнаружено).

***ОСТАЛЬНЫЕ ПУНКТЫ С EDA ДОДЕЛАТЬ***

## **Исследовательский анализ данных**

Исследовательский анализ данных (EDA) позволяет получить общее представление о распределении признаков, выявить возможные зависимости, аномалии и особенности структуры выборки. Он является важным предварительным этапом, особенно при построении интерпретируемых моделей, таких как метод опорных векторов.

### **Визуализация распределений**

### **Корреляционный анализ**

### **Выявление выбросов и трендов**

## **Применение методов статистического анализа**

### **Описательная статистика**

### **Проверка гипотез**

Для количественной оценки различий между жанрами (хип-хопа, рока и попа) были применены методы проверки статистических гипотез.

t-тест Стьюдента показал, что среднее значение темпа роковых треков статистически значимо отличается от среднего темпа песен в жанре поп, причем тем рок-песен выше. (p < 0.01).

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, программное обеспечение, Мультимедийное программное обеспечение

Автоматически созданное описание

ANOVA (дисперсионный анализ) был проведён для возраста (age) в зависимости от типа боли в груди (cp). Полученные результаты (p > 0.05) говорят о том, что статистически значимых различий в возрасте между группами с разными типами боли в груди не выявлено. (Рис. 10)

Критерий хи-квадрат использован для проверки связи между sex и target. Значение p оказалось ниже 0.05, что позволяет утверждать наличие статистической зависимости между полом и вероятностью наличия болезни сердца в данной выборке. (Рис. 11)

## **Классификация методом опорных векторов**

### **Классификация данных (метод опорных векторов)**

### **Результаты и оценка классификации**

## **Визуализация данных**

Визуализация играет ключевую роль в интерпретации результатов анализа данных. Графическое представление позволяет выявлять закономерности, объяснять модели и демонстрировать результаты широкому кругу специалистов, включая тех, кто не обладает навыками работы с кодом.

### **2.5.1. Визуализация в R (ggplot2, plotly)**

***Доделать***

Изображение выглядит как снимок экрана, диаграмма, Прямоугольник, текст

Автоматически созданное описание

**Рисунок – Гистограмма распределений RMS Energy**

### **2.5.2. Интерактивные дашборды в Glarus BI**

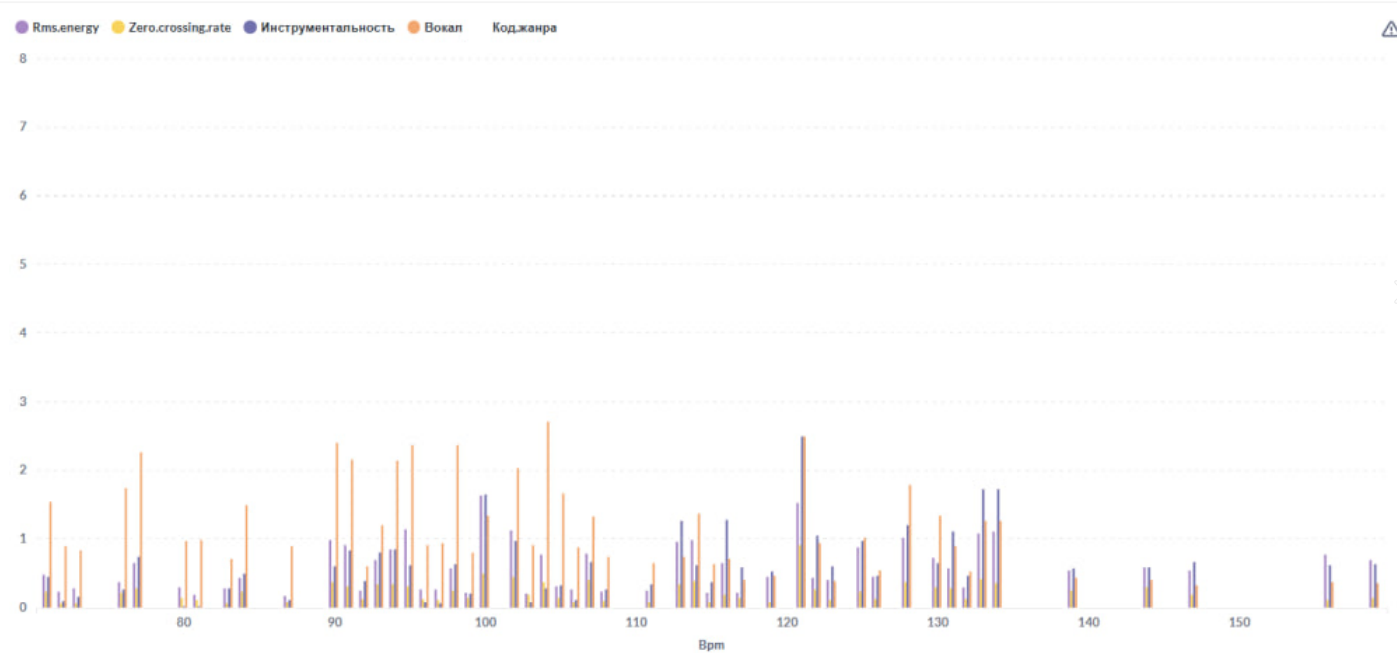
Для визуального представления результатов анализа и построения отчётов был использован инструмент Glarus BI — отечественная BI-платформа для создания интерактивных дашбордов. Благодаря простому графическому интерфейсу Glarus BI позволяет быстро загружать данные, строить визуализации и предоставлять интерактивные отчёты.

* Гистограмма распределений всех характеристик относительно параметра BPM;
* Гистограмма значений по характеристикам анализа музыки Zero Crossing Rate и BPM.

Изображение выглядит как линия, График, Шрифт, текст

Автоматически созданное описание

**Рисунок — Дашборд Glarus BI**



**Рисунок — Дашборд Glarus BI**

# АВТОМАТИЗАЦИЯ И ОТЧЁТНОСТЬ В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ

Автоматизация отчётности помогает эффективно работать с данными в условиях регулярной аналитики. В музыкальной сфере, где важны точность, актуальность и прозрачность данных, автоматизация позволяет формировать отчёты быстро, последовательно и без риска человеческих ошибок. Благодаря современным инструментам, таким как R и Glarus BI, можно создавать как статические, так и интерактивные отчёты, обновляемые при изменении данных.

## **3.1. Генерация отчётов в R**

### **3.1.1. Обоснование необходимости автоматизации отчётов**

Во многих учреждениях аналитика по-прежнему сопровождается ручной подготовкой графиков, таблиц и отчётных документов. Такой подход не только затратен по времени, но и подвержен риску ошибок и несогласованностей. Автоматизация, особенно в задачах повторяющейся аналитики (еженедельные/ежемесячные сводки, отчёты по пациентам, мониторинг показателей), позволяет минимизировать трудозатраты и обеспечить воспроизводимость результатов.

Преимущества автоматизации отчётности:

* сокращение времени на подготовку документов;
* исключение человеческого фактора;
* возможность многократного воспроизведения с обновлёнными данными;
* интеграция текста, графиков и расчётов в одном документе.

### **3.1.2. Использование RMarkdown для создания отчётов**

Одним из мощных инструментов автоматизации отчётности в R является RMarkdown — формат, объединяющий текст, код и визуализацию в едином документе. Он позволяет:

* выполнять R-код прямо в структуре отчёта;
* автоматически добавлять в отчёт таблицы, графики и результаты анализа;
* поддерживать стилизованный текст, заголовки, списки, формулы и изображения;
* легко обновлять отчёт при изменении данных — просто перезапустив рендеринг.`

Файл .Rmd можно запускать через интерфейс RStudio, и он будет автоматически превращён в готовый отчёт с актуальными результатами.

### **3.1.3. Экспорт отчётов в PDF, HTML, Word**

Одно из главных преимуществ RMarkdown — это поддержка различных форматов экспорта. В зависимости от цели, отчёт можно сгенерировать в:

* HTML — интерактивный отчёт, удобный для веб-публикации и навигации;
* PDF — надёжный формат для печати, архивирования и официальных документов (требует LaTeX);
* Microsoft Word (.docx) — привычный формат для офисной среды.

Экспорт можно выполнять как через меню RStudio, так и программно.

Таким образом, автоматизация отчётности с использованием R и RMarkdown позволяет не только ускорить подготовку аналитических документов, но и обеспечить их консистентность, прозрачность и удобство для обмена между участниками процесса.

## **3.2. Формирование интерактивных отчётов в Glarus BI**

### **3.2.1. Различие между статичными и интерактивными отчётами**

Статичные отчёты представляют собой неизменяемые документы, обычно сохранённые в форматах PDF или Word. Они удобны для печати и архивирования, но не позволяют пользователю взаимодействовать с данными напрямую. В отличие от них, интерактивные отчёты дают возможность фильтровать, сортировать, настраивать отображение информации без изменения исходных данных. Это особенно важно при работе с большим объёмом показателей, когда необходимо быстро находить нужные зависимости или формировать представление под конкретную задачу.

### **3.2.2. Создание дашбордов в Glarus BI**

Glarus BI предоставляет удобную визуальную среду для построения интерактивных отчётов и дашбордов. Создание отчёта начинается с импорта данных (из Excel, CSV или SQL), после чего аналитик может добавить на рабочее пространство графики, таблицы, фильтры и другие элементы визуализации.

Функции, доступные при создании дашбордов:

* выбор визуализаций: линейные и столбчатые диаграммы, круговые графики, таблицы;
* создание фильтров по признакам: возраст, пол, диагноз и т.д.;
* группировка и агрегация данных;
* добавление вычисляемых показателей (например, доля больных);
* автоматическое обновление данных по расписанию.

### **3.2.3. Экспорт отчётов в Glarus BI**

Созданные отчёты в Glarus BI можно:

* сохранять в системе для внутреннего использования;
* делиться ими с коллегами через общие ссылки или корпоративную BI-среду;
* экспортировать в PDF или Excel — для отправки по электронной почте или печати;
* встраивать в веб-интерфейсы или отчёты других систем через iframe или API (если включено).

Таким образом, Glarus BI обеспечивает не только визуализацию и исследование данных, но и полноценную платформу для построения интерактивной отчётности, которая может быть адаптирована под потребности конкретных отделов, специалистов или управленцев.

## **3.3. Сравнение инструментов R и Glarus BI**

### **3.3.1. Анализ сильных и слабых сторон инструментов**

Каждый из инструментов — R и Glarus BI — обладает своими преимуществами и ограничениями, которые определяют их применимость в различных аналитических сценариях.

Сильные стороны R:

* высокая гибкость и масштабируемость при работе с данными;
* богатая экосистема пакетов для анализа, моделирования и визуализации (ggplot2, caret, MASS и др.);
* полная автоматизация аналитических процессов и отчётности (через RMarkdown);
* возможность обучения и тестирования сложных моделей машинного обучения.

Слабые стороны R:

* требует уверенных навыков программирования и знания статистики;
* менее удобен для пользователей без технической подготовки;
* визуализация требует написания кода и тонкой настройки.

Сильные стороны Glarus BI:

* доступность для бизнес-пользователей без навыков программирования;
* быстрый запуск и визуальное построение отчётов через интерфейс;
* возможности фильтрации, агрегации и совместной работы;
* публикация интерактивных дашбордов и обновление по расписанию.

Слабые стороны Glarus BI:

* ограниченность в построении сложных моделей анализа данных;
* зависимость от готовых визуальных компонентов и шаблонов;
* ограниченная расширяемость и поддержка кастомной логики.

### 3.3.2. Возможности интеграции R и Glarus BI

Несмотря на различия в подходе и целевой аудитории, инструменты R и Glarus BI можно использовать совместно. Интеграция может быть реализована следующим образом:

* подготовка и агрегация данных в R, экспорт в формат CSV/Excel и последующая загрузка в Glarus BI для визуализации;
* генерация отчётов в RMarkdown и добавление ссылок на дашборды Glarus BI как внешние компоненты;
* использование одного и того же набора данных как в R (для моделирования), так и в Glarus BI (для презентации);
* автоматическое формирование экспортных файлов в R с дальнейшим импортом в BI-платформу.

Такой подход позволяет объединить аналитическую мощь R с наглядностью и доступностью Glarus BI.

### 3.3.3. Применимость инструментов для различных типов задач

Для наглядности сравнения возможностей R и Glarus BI в зависимости от специфики аналитических задач, приведём сводную таблицу (Таблица 5):

*Таблица 4 — Сравнение применимости R и Glarus BI*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Тип задачи | Подходит R | Подходит Glarus BI |
| Статистический анализ | Да | Ограничено |
| Машинное обучение | Да | Нет |
| Визуализация данных | Через ggplot2, plotly | Через интерфейс |
| Интерактивные дашборды | Ограничено (через Shiny) | Да |
| Подготовка отчётов | RMarkdown | Встроенный экспорт |
| Работа без программирования | Нет | Да |

Таким образом, R идеально подходит для проведения глубокого анализа, построения моделей и статистических расчётов, в то время как Glarus BI — для создания интерактивной отчётности, презентации результатов и бизнес-визуализации. Их совместное использование позволяет получить как точные аналитические выводы, так и удобную форму их представления конечному пользователю.

# ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Классификация музыкальных жанров с использованием метода опорных векторов (SVM) представляет собой мощный инструмент в области машинного обучения и анализа данных. Метод опорных векторов позволяет эффективно разделять данные на классы, находя оптимальную гиперплоскость, которая минимизирует ошибку классификации.

В ходе работы было показано, что SVM хорошо справляется с задачами классификации, особенно в условиях высокой размерности данных, что является характерным для аудио признаков. Использование различных аудио характеристик, таких как темп, уровень энергии, инструментальность и вокал, позволяет создать информативные векторы признаков, которые значительно повышают точность классификации.

Кроме того, метод опорных векторов обладает высокой устойчивостью к переобучению, что делает его особенно подходящим для работы с ограниченными объемами данных, как это часто бывает в музыкальных коллекциях. Применение SVM в сочетании с методами предварительной обработки данных, такими как нормализация и отбор признаков, позволяет добиться еще более высоких результатов.

В заключение классификация музыкальных жанров с использованием метода опорных векторов открывает новые горизонты для автоматизации музыкальных рекомендаций, создания плейлистов и улучшения пользовательского опыта в музыкальных сервисах. Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию параметров модели и интеграцию SVM с другими методами машинного обучения для достижения еще более точных результатов.

# ПРИЛОЖЕНИЕ

В приложении представлены фрагменты выполненного кода на языке R.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, программное обеспечение, Мультимедийное программное обеспечение

Автоматически созданное описание

**Рисунок — Код на R**

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, программное обеспечение

Автоматически созданное описание

**Рисунок — Код на R**

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, Шрифт, Мультимедийное программное обеспечение

Автоматически созданное описание

**Рисунок — Код на R**

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, программное обеспечение, Шрифт

Автоматически созданное описание

**Рисунок — Код на R**