

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
АМУРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
(ФГБОУ ВО «АмГУ»)

Институт компьютерных и инженерных наук
Кафедра математического анализа и моделирования
Направление подготовки – 01.04.02 Прикладная математика и информатика
Направленность (профиль) образовательной программы – «Математическое и программное обеспечение вычислительных систем»

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ
И.о. зав. кафедрой
_____ Н.Н. Максимова
« ____ » _____ 2024 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

на тему: Система компьютерной диагностики скейлинговых и спектральных характеристик сигналов легочной и сердечной деятельности

Исполнитель
студент группы 2101-ом _____ В.В. Евдокимова
(подпись, дата)

Руководитель
профессор, д-р физ.-мат. наук _____ А.Г. Масловская
(подпись, дата)

Руководитель научного
содержания программы
магистратуры
профессор, д-р физ.-мат. наук _____ А.Г. Масловская
(подпись, дата)

Нормоконтроль
старший преподаватель _____ А.Н. Дудин
(подпись, дата)

Рецензент
член-корреспондент РАН,
профессор, д-р. мед. наук _____ Ю.М. Перельман
(подпись, дата)

Благовещенск 2024

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
АМУРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
(ФГБОУ ВО «АмГУ»)

Институт компьютерных и инженерных наук
Кафедра математического анализа и моделирования

УТВЕРЖДАЮ
И.о. зав. кафедрой
_____ Н.Н. Максимова
« ____ » _____ 2024 г.

З А Д А Н И Е

К магистерской диссертации студента Евдокимовой Виктории Вадимовны

1. Тема магистерской диссертации: «Система компьютерной диагностики скейлинговых и спектральных характеристик сигналов легочной и сердечной деятельности» (утверждена приказом от 14.05.2024 № 1219-уч).
 2. Срок сдачи студентом законченной работы: 20.06.2024 г.
 3. Исходные данные к магистерской диссертации: отчет по преддипломной практике, отчеты по научно-исследовательской работе, ППП Matlab.
 4. Содержание магистерской диссертации (перечень подлежащих разработке вопросов): примеры временных рядов в биомедицине, фрактальный и мультифрактальный анализ временных рядов, разработка системы компьютерной диагностики фрактальных характеристик биомедицинских сигналов.
 5. Перечень материалов приложения: свидетельство о регистрации программы для ЭВМ, блок-схема алгоритма мультифрактального флуктуационного анализа, листинг метода Хигучи, листинг метода мультифрактального флуктуационного анализа, материалы лабораторной работы для курса «Интеллектуальный анализ данных»
 6. Консультанты по магистерской диссертации: рецензент – Перельман Юлий Михайлович, профессор, д-р. мед. наук; нормоконтроль – Дудин Андрей Николаевич, старший преподаватель.
 7. Дата выдачи задания: 29.02.2024 г.
- Руководитель магистерской диссертации: Масловская Анна Геннадьевна, профессор, д-р физ.-мат. наук.
- Задание принял к исполнению (29.02.2024): _____ Евдокимова В.В.

РЕФЕРАТ

Магистерская диссертация содержит 101 с., 33 рисунка, 7 таблиц, 5 приложений, 58 источников.

ВРЕМЕННОЙ РЯД, БИОМЕДИЦИНСКИЕ СИГНАЛЫ, ЛЕГОЧНЫЙ ШУМ, ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММА, СЕРДЕЧНЫЙ РИТМ, АЛГОРИТМ ХИГУЧИ, МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫЙ ФЛУКТУАЦИОННЫЙ АНАЛИЗ, ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЕ, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, МЕТОД ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ, К-БЛИЖАЙШИХ СОСЕДЕЙ

В настоящее время ранняя диагностика различных заболеваний является актуальной областью междисциплинарных исследований. В числе важнейших прикладных задач можно выделить проблему разработки средств интеллектуальной диагностики биомедицинских сигналов, характеризующих состояние здоровья человека. Традиционный способ диагностики заболеваний имеет недостаток, связанный с вариабельностью из-за субъективной оценки врача. Автоматизированная классификация позволяет избежать подобных проблем. Благодаря неинвазивным методикам фрактального и мультифрактального анализа возможно определить структуру и поведение сигналов, а при использовании машинного обучения – классифицировать различные состояния, из-за которых деформируется сигнал.

Магистерская диссертация направлена на разработку системы интеллектуального анализа скейлинговых и спектральных характеристик биомедицинских сигналов и применение моделей машинного обучения для их классификации. Объектом исследования являются динамические нестационарные временные ряды, предметом – вычислительные алгоритмы, предназначенные для фрактального и мультифрактального анализа временных рядов, и модели машинного обучения.

Цель работы заключалась в разработке программного обеспечения для реализации интеллектуальной фрактальной диагностики характеристик временных рядов и применении моделей машинного обучения для классификации биомедицинских сигналов.

Решены важные научные задачи: реализация методов Хигучи, мультифрактального флуктуационного анализа временных рядов и вейвлет-преобразования для анализа временных рядов, разработка системы интеллектуального анализа с графическим интерфейсом пользователя для диагностики скейлинговых и спектральных характеристик временных рядов, обучение и тестирование моделей машинного обучения SVM и KNN.

Результаты имеют теоретическое и практическое значение. Разработанная система предназначена для интеллектуального анализа временных рядов с использованием более чувствительных методов к биомедицинским сигналам. Система может быть использована для диагностики свойства биомедицинских сигналов, определения состояния здоровья человека.

Результаты научно-исследовательской работы докладывались и обсуждались на 5 научных конференциях вузовского, регионального, всероссийского и международного уровня. Работа поддержана студенческим грантом АмГУ на выполнение научно-исследовательского проекта в 2023-2024 учебном году. За время работы над темой научного исследования было опубликовано 3 научные статьи, 8 материалов конференций и зарегистрирована программа для ЭВМ.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	7
1 Временные ряды в биомедицине	13
1.1 Медицинская диагностика и виды диагностик	13
1.2 Биомедицинские сигналы	14
1.2.1 Аускультация легочных шумов	18
1.2.2 Электрокардиограмма	22
1.3 Современные подходы к анализу биомедицинских сигналов	27
2 Фрактальный и мультифрактальный анализ временных рядов	30
2.1 Фрактальные временные ряды	30
2.2 Стационарные и нестационарные временные ряды	32
2.3 Стохастические сигналы и шумовые компоненты	33
2.4 Мультифракталы и спектральные характеристики	34
2.4.1 Физический смысл обобщенных фрактальных размерностей	38
2.4.2 Свойства функции мультифрактального спектра	39
2.5 Мультифрактальные временные ряды	40
2.6 Выбор программного обеспечения для реализации программного комплекса	41
3 Разработка системы компьютерной диагностики фрактальных характеристик биомедицинских сигналов	47
3.1 Концептуальная постановка задачи	47
3.2 Методы, алгоритмы и их реализация в ППП Matlab	48
3.2.1 Алгоритм Хигучи	48
3.2.2 Алгоритм мультифрактального флуктуационного анализа	51
3.2.3 Вейвлет-преобразование	53
3.2.4 Сравнение результатов анализа различных методов на тестовом сигнале	54
3.3 Описание структуры программного комплекса и режима работ	59

3.4 Результат анализа	62
3.4.1 Исследование сигналов аускультации легких	62
3.4.2 Исследование сигналов электрокардиограммы	66
3.5 Применение моделей машинного обучения для классификации сердечных ритмов	71
3.5.1 Метод опорных векторов (SVM)	73
3.5.2 Метод k -ближайших соседей (KNN)	75
Заключение	78
Библиографический список	81
Приложение А Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ	89
Приложение Б Блок-схема алгоритма мультифрактального флуктуацион- ного анализа	90
Приложение В Листинг метода Хигучи	91
Приложение Г Листинг метода мультифрактального флуктуационного анализа	92
Приложение Д Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс «Интеллектуальный анализа данных»	96

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность и разработанность темы исследования. Состояние многих живых систем регистрируется биомедицинскими сигналами, в частности динамическими (нестационарными) временными рядами, которые представляют собой последовательность значений зависящего от времени показателя. Наиболее популярным примером медицинской диагностики временными рядами считается регистрация деятельности мозга и сердца: электроэнцефалограмма (ЭЭГ), электромиограмма (ЭМГ), фонокардиограмма (ФКГ), электрокардиограмма (ЭКГ).

Одними из основных областей функционирования организма человека являются легкие и сердце, так как при поражении различными вирусами рассматриваемых зон может привести к осложнениям, которые сложно будет выявить и устранить без остаточного влияния на состояние организма. При аускультации легких, под дыхательными путями и легочной тканью, выслушиваются шумы, по которым возможно определить характер и интенсивность дыхания для последующей классификации заболевания. Различные дыхательные шумы могут указывать на такие проблемы с легкими, как астма, инфекция и обструкция. Говоря о сердечно-сосудистых и сердечно-легочных заболеваниях, то время, которое затрачивается на диагностику и определение острых патологических заболеваний, на постановку и начало лечения, может оказаться критическим. К таким острым патологиям сердца можно отнести фибрилляцию предсердия и инфаркт миокарда.

На сегодняшний день актуально направление диагностики, использующее междисциплинарный подход, что позволяет с помощью методов интеллектуального анализа выявлять скрытые характеристики исследуемых данных. В биомедицинских исследованиях стали очень востребованы практически все доступные методы интеллектуального анализа как временных рядов, так и изображений: нейронные сети и модели машинного обучения, гибридные и нейронечеткие подходы, спектральные и фрактальные методы. Обращая внимание на

фрактальную и мультифрактальную теорию, особую популярность при исследованиях биомедицинских сигналов приобретают методы Хигучи и мультифрактального флуктуационного анализа. Алгоритм Хигучи был предложен в 1988 году в области экспериментальной физики, но в будущем нашел свое основное применение в биологических исследованиях. В 1994 году фрактальная размерность Хигучи была применена для выделения изменений альфа-ритма ЭЭГ от бодрствования к сонливости и для исследования сигналов ЭКГ. Метод МФФА был впервые применен и опубликован в научных работах в середине 1990-х годов в качестве метода корреляционного анализа, способного избежать влияния нестационарных артефактов сигнала на конечный результат. Помимо перечисленных методов, одним из базовых для анализа сигналов различной природы возникновения является вейвлет-преобразование. В начале 1990-х данный метод уже применялся для определения частотно-временной структуры временных рядов и изображений, для сжатия и шифрования данных.

На практике при междисциплинарных исследованиях методы фрактального и мультифрактального анализа способны описывать невидимые глазу структуру и паттерны поведения рядов. Но в настоящем научном направлении, помимо явных достоинств, присутствуют также и проблемы, которые значительно затрудняют диагностику характеристик. Во-первых, некоторые фрактальные методы оказываются нечувствительными к сложным нестационарным сигналам, имеют ощутимые ограничения точности, что приводит к недействительным результатам. Во-вторых, встает необходимость в предпроцессинговой обработке временных рядов, в которую включены применение фильтров по низким и высоким частотам и удаления линейного тренда, тем самым избавляясь от помех и лишней информации, влияющих на результат. Также встает необходимость выделять области диагностического интереса («окон») из временного ряда из-за довольно большой выборки исследуемых данных, т.е. проводить технический анализ. В итоге, для поддержки диагностики при медицинских исследованиях биомедицинских сигналов требуется разработка программно-ориентированных систем, в основе которых лежат чувствительные методы

интеллектуального фрактального анализа динамических данных с целью их характеристики, спецификации и классификации.

Отсюда следует, что **магистерская диссертация направлена** на выявление нелинейных характеристик и паттернов поведения для диагностирования рассматриваемых биомедицинских сигналов, разработку системы интеллектуального анализа скейлинговых и спектральных характеристик биомедицинских сигналов в общем смысле, легочных шумов и электрокардиограммы в частности, обучение и тестирование моделей машинного обучения для классификации сердечных ритмов.

Объектами исследования являются биомедицинские сигналы аускультации легких (везикулярный, бронхиальный и бронховезикулярный шумы, свистящий и влажный хрипы) и сердечные ритмы электрокардиограммы (нормальный ритм, блокада правой и левой ножки пучка Гиса, преждевременное сокращение предсердия и желудочка), представленные в виде динамических нестационарных временных рядов, **предметом** исследования – вычислительные алгоритмы, предназначенные для фрактального и мультифрактального анализа временных рядов, и модели машинного обучения.

Целью научных исследований является реализация алгоритмов и разработка программного обеспечения для организации интеллектуальной диагностики фрактальных, спектральных и мультифрактальных характеристик временных рядов, представляющих собой биомедицинские сигналы, применение моделей машинного обучения для классификации особенностей.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие **задачи**:

1. Систематизация методов и методик анализа фрактальных, спектральных и мультифрактальных свойств временных рядов, способов их классификации с применением моделей машинного обучения.

2. Программная реализация методов Хигучи, мультифрактального флуктуационного анализа временных рядов и вейвлет-преобразования для анализа временных рядов.

3. Разработка системы интеллектуального фрактального анализа с графическим интерфейсом пользователя для диагностики скейлинговых и спектральных характеристик временных рядов.

4. Верификация работы системы на искусственно сгенерированном тестовом объекте.

5. Проведение вычислительных экспериментов на примере конкретных данных: биомедицинских сигналов аускультации легких и электрокардиограммы.

6. Внедрение моделей машинного обучения на основе методов опорных векторов (SVM) и k -ближайших соседей (KNN) для классификации информационных участков сигналов электрокардиограммы, тестирование и расчет качества результирующей модели.

Для выполнения исследований, представленных в научно-исследовательской работе, были использованы следующие **методы и программные средства**: общая технология построения и реализации вычислительного эксперимента; метод Хигучи; метод мультифрактального флуктуационного анализа (МФФА); модели машинного обучения SVM и KNN; вейвлет-преобразование; инструменты цифровой обработки данных и средства алгоритмического программирования в ППП Matlab; средства языка программирования Python.

Новизна полученных результатов исследований заключается в использовании методов Хигучи, мультифрактального флуктуационного анализа и вейвлет-преобразования в качестве инструментария для диагностики характеристик сложных биомедицинских сигналов. Возможность применения перечисленных методов для определения и классификации патологий в работе органов дыхания и сердца.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии методов интеллектуального анализа временных рядов, выбор чувствительных к исследуемым биомедицинским сигналам методов. **Практическая значимость** работы

состоит в возможности использования программных средств для диагностики свойств биомедицинских сигналов, определения состояния здоровья человека.

Результаты работы были **апробированы** на научных мероприятиях вузовского, городского, всероссийского и международного уровня:

– XXXII научная конференция «День науки АмГУ – 2023», г. Благовещенск, 2023 г. (очное участие);

– XXIV региональная научно-практическая конференция «Молодежь XXI века: шаг в будущее», г. Благовещенск, 2023 г. (очное участие);

– II международный семинар «Вычислительные технологии и прикладная математика», г. Благовещенск, 2023 г. (очное участие, отмечен лучший доклад молодого ученого);

– Всероссийская конференция «Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем», г. Нижний Новгород, 2023 г. (онлайн участие);

– XXXIII научная конференция «День науки АмГУ – 2024», г. Благовещенск, 2024 г. (очное участие).

Работа также была представлена в 2022-2024 гг. на научных семинарах кафедры математического анализа и моделирования.

Научно-исследовательская работа в 2023-2024 году была поддержана студенческим грантом АмГУ для выполнения научно-исследовательского проекта «Система фрактально-скейлинговой преддиагностики динамических сигналов, характеризующих деятельность органов дыхания человека».

За время работы над темой научного исследования были **опубликованы** 3 научные статьи, 8 материалов конференций и зарегистрирована программа для ЭВМ, библиографическое описание которых представлено в списке литературы.

Структура работы. Работа состоит из введения, трех глав, заключения, библиографического списка и пяти приложений. В первой главе представлены основные понятия медицинской диагностики, приведены примеры медицинских функциональных диагностик, которые регистрируются временными ряда-

ми, и способы их исследования. Во второй главе рассказывается о фрактальных и мультифрактальных временных рядах, теоретических аспектах стационарности и шумовой компоненте. В третьей главе представлены алгоритмы метода Хигучи, мультифрактального флуктуационного анализа (МФФА) и вейвлет-преобразования, описание моделей машинного обучения SVM и KNN, исследования на реальных данных и результаты. Также приведена структура программного приложения и его описание.

1 ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ В БИОМЕДИЦИНЕ

1.1 Медицинская диагностика и виды диагностик

Диагностика заболеваний представляет собой процесс определения имеющихся отклонений от нормы и постановка диагноза с помощью различных медицинских методов исследования состояния здоровья человека. Организация диагностики является важным этапом при постановке лечения, так как от правильно определенного заболевания будет зависеть выздоровление пациента. Диагностика основывается на изучении больного, которое включает в себя сбор сведений при первичной беседе, визуальное исследование состояния организма, анализ результатов лабораторных и/или инструментальных исследований [6].

Существуют несколько групп методов диагностики заболеваний, которые активно применяются в медицине. Некоторые методы могут присутствовать в нескольких диагностических группах. Рассмотрим каждую из них.

Лабораторная диагностика, которая включает в себя анализ исследуемого материала пациента с помощью различного специализированного оборудования.

Медицинская визуализация, включающая в себя процессы создания представления внутренней структуры тела, функций органов или тканей и суставов организмов на клеточном и молекулярном уровнях. Измерения и запись данных производится методами, которые не подразумевают получение временных рядов, подобных электроэнцефалограммы, магнитоэнцефалограммы, электрокардиограммы. Визуализация в таком случае представляет собой технологию, которая представляет данные в виде изображений, по которым после ставится диагноз [41].

Перечислим несколько основных методов визуализации:

- рентгенография (изображение внутренней структуры тела, которое проецируется на специальную пленку посредством рентгеновских лучей [29]);
- магнито-резонансная томография (изображение внутренних органов и тканей, полученное с помощью ядерного магнитного резонанса [54]);

– ультразвуковое исследование, или сонография (исследование организма с помощью ультразвуковых волн) – в частных случаях результатами данной диагностики может быть описательная характеристика (например, при изучении суставов).

Физические методы медицинской диагностики, использующие органы чувств врача. К таким методам можно отнести осмотр, пальпация (ощупывание), перкуссия (простукивание), аускультация [36]. Для такого способа достаточно минимального оснащения оборудованием, что позволяет применять эти методы в любых условиях. Сейчас посредством физических методов проводятся первичные обследования пациента и ставится предварительный диагноз.

Инструментальные (функциональные) методы диагностики, которые включают в себя методы визуализации результатов на изображениях и временных рядах. Примерами методов инструментальной диагностики служат:

– спирометрия и спирография (исследование функции внешнего дыхания, объема легких и скорости дыхания [40]);

– кардиотокография (регистрация частоты сердечных сокращений плода и тонуса матки [8]);

– фонокардиограмма (регистрация вибрации и звуковых сигналов сердца и кровеносных сосудов);

– урофлоуметрия (клинический неинвазивный метод исследования уродинамики).

1.2 Биомедицинские сигналы

Биомедицинские сигналы есть физическое проявление физиологических процессов живого организма, которое можно измерить и представить в виде, удобном для необходимой обработки [28, 39]. Обработка таких сигналов проводится для выявления информационных признаков для последующей медицинской диагностики заболеваний. Выделяют две группы сигналов по образу их формирования в организме.

Первая группа включает в себя такие биомедицинские сигналы, которые формируются собственными физическими полями в тканях живого организма.

Данный тип сигналов попадает под научный интерес исследователей при медицинской диагностике заболеваний. Для измерения сигналов предполагаются инвазивные и неинвазивные методики. Инвазивные измерения подразумевают процесс внедрения внутрь тела сенсорных или иных устройств; неинвазивные – снятие информации сенсорными устройствами с кожных покровов человека. Последний тип измерения считается безопасным для пациента.

Вторая группа включает в себя сигналы, которые формируются при воздействии на организм внешних физических полей. Электрохимические и кинетические процессы в органах и тканях человека обладают относительно низкими частотами. При использовании неинвазивных измерений эндогенные электрические сигналы экранируются проводящими тканями живого организма с неоднородным распределением электрической проводимости. В результате на коже образуется биоэлектрический потенциал, причем так, что на определенных локациях этот потенциал меняется с изменением свойств определенного органа или некоторой системы при неправильном функционировании или допустимом отклонении от нормы.

К целям записи биомедицинских сигналов и анализа можно отнести:

- сбор информации о исследуемой системе;
- диагностика патологий и нарушений в работе системы;
- мониторинг данных о системе;
- терапия, лечение, изменение показателей системы в соответствии с нормой;
- оценка качества и правильности работы системы.

Приведем несколько примеров биомедицинских сигналов, которые регистрируются временными рядами [34].

Электронейрограмма (ЭНГ), которой называется электрический сигнал, что наблюдается в момент, когда стимул и соответствующий ему потенциал действия (ПД – это электрический сигнал, сопровождающийся механическими сокращениями единичной клетки за счет стимулирования ее электрическим током) нерва распространяется вдоль этого нерва. Данная диагностика применя-

ется непосредственно для измерения скорости распространения или проведения стимула или потенциала действия. Запись происходит за счет концентрических игольчатых электродов или хлор-серебряных электродов (Ag – AgCl), расположенных на кожном покрове человека.

При нормальном функционировании организма скорость проведения нерва находится в следующих пределах: 45–70 м/с для нервных волокон; 0.2–0.4 м/с для сердечной мышцы; 0.03–0.05 м/с для волокон между предсердием и желудочком [34]. Снижение скорости проведения может привести к неврологическим заболеваниям.

Электромиограммы (ЭМГ), которая регистрирует потенциал действия относительно двигательной системы за счет стимуляции нейронным сигналом каждой двигательной единицы и вызова электрического сигнала. Этот электрический сигнал представляет собой сумму потенциалов действия всех задействованных в процесс клеток. Запись диагностики происходит за счет игольчатых электродов, имплантированных в исследуемый участок мышц. На рисунке 1.1 показан возможный сигнал электромиограммы от группы двигательных единиц.

Управление уровнями мышц происходит двумя способами:

- 1) пространственный охват (подключение к исследованию новых двигательных единиц при увеличении усилия);
- 2) временной охват (повышение уровня частоты заряда или возбуждения всех двигательных единиц при увеличении усилия).

Электроэнцефалограмма (ЭЭГ) регистрирует электрическую активность мозга. Сигнал ЭЭГ используется для изучения нервной системы, мониторинга наблюдения стадии сна, биологической обратной связи и управления, диагностики заболеваний (например, эпилепсии). Методика диагностики заключается в первичной записи покоя, гипервентиляцию, фотостимуляцию, аудиостимуляцию громкими щелчками, сон и фармакологические пробы.

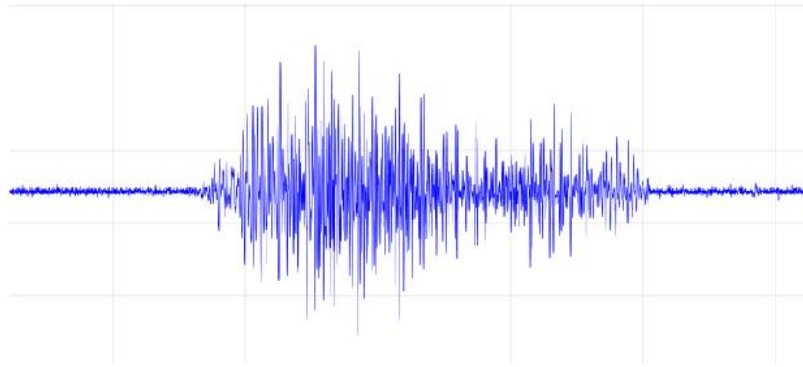


Рисунок 1.1 – Сигнал электромиограммы [9]

Сигналы обладают несколькими типами ритмической и периодической активности, которым соответствуют следующие названия и характерные им диапазоны частот:

- 1) дельта (δ): $0.5 \leq f < 4$ Гц, характеризуется глубокая стадия сна;
- 2) тета (θ): $4 \leq f < 8$ Гц, характеризуются медленные ритмы на различных стадия сна;
- 3) альфа (α): $8 \leq f \leq 13$ Гц, характеризуется основной ритм покоя взрослого бодрствующего человека;
- 4) бета (β): $f > 13$ Гц, характеризуется фоновая активность в состоянии напряжения (возбуждения).

Наличие медленных волн (δ и θ) у бодрствующего человека рассматривается как нарушение нормы.

Электрогастрограмма (ЭГГ), регистрирующая электрическую активность желудка, которая представляет из себя ритмические волны деполяризации и реполяризации желудка. Запись диагностики происходит за счет наружных электродов, размещенных в область исследуемого органа.

Фонокардиограмма (ФКГ), регистрирующая шумы сердца за счет вибраций и звуковых сигналов, связанных с сократительной активностью органа и системы кровеносных сосудов. Измерения происходят с помощью датчика (микрофоны, датчики давления, акселерометры), преобразующего вибрации и звуковые сигналы в электрические. Диагностируются различные заболевания

сердечно-сосудистой системы из-за произошедших изменений и/или добавления нехарактерных для нормальной работы звуков и шумов сердца.

Шумы представляют собой высокочастотные звуки, возникающие из-за того, что скорость крови возрастает при протекании через сужения или препятствия. Систолические шумы сопровождают такие состояния сердца, как дефект межжелудочковой перегородки, стеноз аортального клапана, стеноз клапана легочной артерии, недостаточность митрального или трехстворчатого клапанов. Диастолические шумы соответствуют недостаточности аортального или легочного клапанов и стенозу митрального или трехстворчатого клапанов.

Пневмометрия или *спирометрия*, которая регистрирует сигналы дыхания. К параметрам, полученным данной диагностики, относятся дыхательный объем, частоты дыхания, минутный объем легких и жизненная емкость легких. Измерения производятся с помощью гибкой ленты из токопроводящего материала [40]. На рисунке 1.2 показан возможный сигнал спирометрии, взятый из Дальневосточного научного центра физиологии и патологии дыхания.

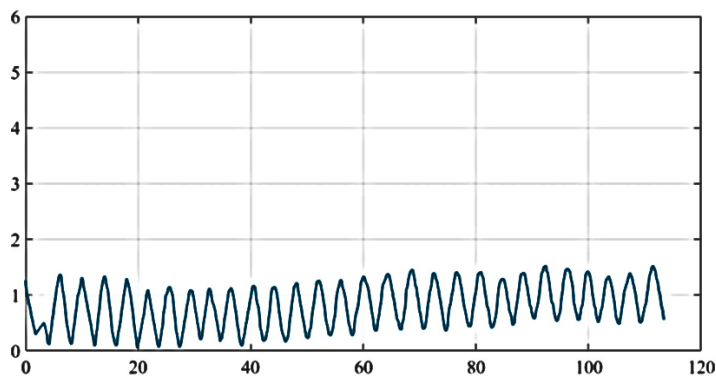


Рисунок 1.2 – Сигнал спирометрии/пневмометрии

Также к биомедицинским сигналам можно отнести такие диагностики, как измерение пульса (или *пульсовые сигналы*) и кровяное давления (или *сигнал давления крови*).

1.2.1 Аускультация легочных шумов

К биомедицинским сигналам относятся дыхательные шумы, выслушиваемые при аускультации (от лат. *nusculto* – выслушиваю) легких, которые делятся на две категории: нормальные и аномальные (случайные) [21]. Первая кате-

гория включает в себя везикулярные и трахеальные шумы, которые свойственны здоровому человеку. *Везикулярное дыхание* – это звуки, которые выслушиваются в области грудной клетки, трахеальное – над гортанью и сзади паравертебрально. Везикулярный шум изображен на рисунке 1.3.

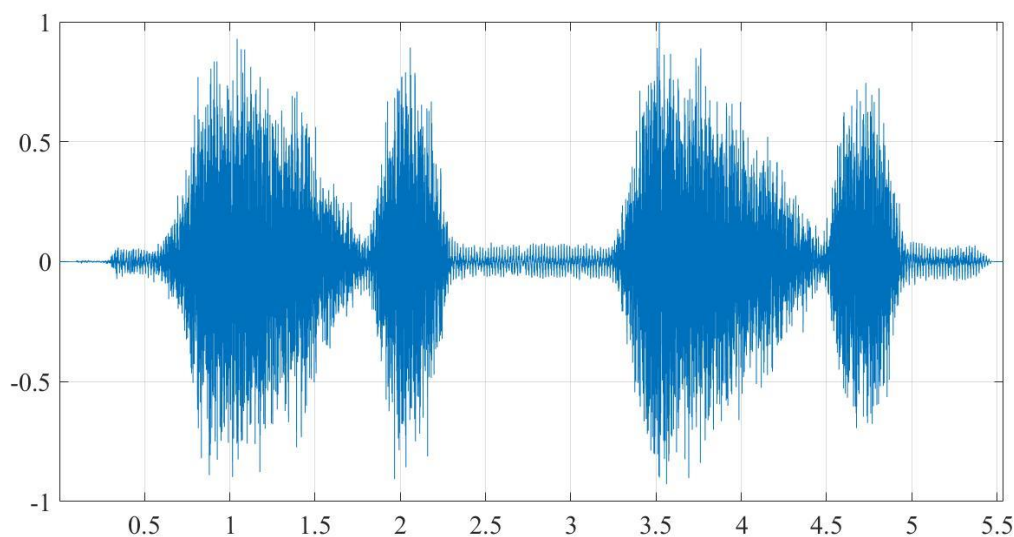


Рисунок 1.3 – Везикулярное дыхание (два цикла дыхания) [55]

Вторая категория включает в себя свистящие (wheezes) и влажные (crackles) хрипы, бронхиальные и бронховезикулярные шумы. *Свистящий хрип* представляет из себя непрерывный звук продолжительностью более 250 мс, который происходит из-за колебаний противоположных, суженных практически до точки соприкосновения, стенок дыхательных путей. Свистящий хрип, который показан на рисунке 1.4 а, бывает экспираторным и инспираторным в зависимости от локализации фазы выдоха и вдоха соответственно и может состоять не только из одного, но и из нескольких дополнительных звуков. Локализируются эти хрипы в мелких бронхах и обусловлены бронхоспазмом.

Такие хрипы могут диагностировать обструкцию, которая возникает в любой точке дыхательных путей. Возникает одышка, для которой характерны следующие условия: инфекция, опухоль или стеноз гортани и трахеи, трахеомаляция и другое.

Влажный хрип, представленный на рисунке 1.4 б, представляет из себя короткий и взрывной звук, который обусловлен наличием мокроты в бронхах

или в сообщающихся с ними полостях. Делится он на два типа: крупнопузырчатые (coarse crackles) и мелкопузырчатые (fine crackles) [21]. Мелкопузырчатые хрипы, вызванные резким открытием дыхательных путей, выше по частоте и меньше по положительности в сравнении с крупнопузырчатыми, причинами которых становятся выделениями. В таблице 1.1 приведена сравнительная характеристика акустических свойств рассмотренных хрипов.

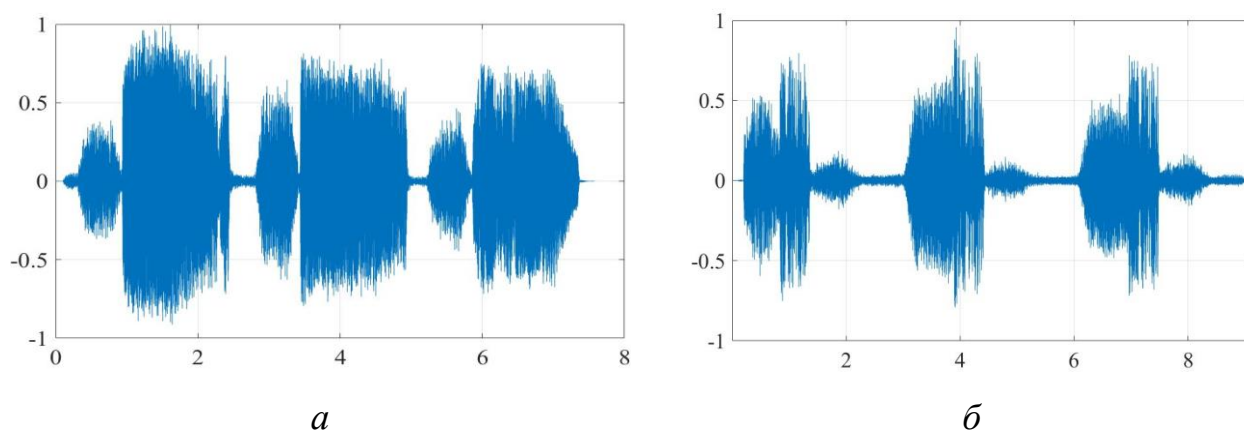


Рисунок 1.4 – Свистящий хрип (а) и влажный хрип (б)
(три цикла дыхания) [55]

Влажные хрипы могут возникать на вдохе и выдохе, но чаще всего в первом случае. Инспираторный влажный хрип делится на раннюю, среднюю и позднюю стадию. Последние также называются крепитацией и образуются при открытии спавшихся дистальных воздухоносных путей. Локализуются такие хрипы в базиллярных отделах легких, так как распределение закрытия дыхательных путей зависит от силы тяжести.

Таблица 1.1. Акустические свойства хрипов.

Акустические свойства	Наименование	Английское наименование
1	2	3
Длительные шумы, продолжительность более 250 мс. Схож с шипящим звуком	Свистящие сухие хрипы	Wheezes
Кратковременные, прерывистые взрывные звуки, продолжительность менее 250 мс. Громкие и низкочастотные crackles.	Крупнопузырчатые влажные хрипы (среднепузырчатые хрипы)	Coarse crackles

Продолжение таблицы 1.1

1	2	3
Кратковременные, прерывистые взрывные звуки, продолжительность менее 250 мс. Короткие и тихие crackles.	Мелкопузырчатые влажные хрипы (крепитация)	Fine crackles

Бронхиальное дыхание – это дыхательный шум, который сильно давит на грудную стенку из-за повышенной звукопроницаемости через консолидированную паренхиму легких. Он похож на звук трахеи, может быть громким, высоким, трубчатым и свистящим. Для такого дыхания характерен громкий выдох в отношении вдоха. *Бронховезикулярное дыхание* – это шум, который обладает свойствами везикулярного и бронхиального дыхания. Подобно бронхиальному, он имеет длинную экспираторную фазу (фазу выдоха); подобно везикулярному – не имеет паузы между вдохом и выдохом. Этот тип шума тише и более низкочастотный, чем бронхиальный, но громче везикулярного.

Традиционный метод диагностики легочных шумов подразумевает использование классического медицинского стетоскопа (например, бюджетный вариант Littmann Classic II S.E. или более дорогой Littmann Master Cardiology, подходящий для нескольких медицинских специализаций), но в данном случае исключается возможность записи звуковых сигналов для повторного прослушивания и их последующей обработки. На сегодняшний день существует несколько вариантов снятия звуковых сигналов при аускультации легких [53]:

1) в дополнение к классическому стетоскопу приобретается всенаправленный микрофон с широким диапазоном частот для радиосистем (например, AKG C417L);

2) классический стетоскоп заменяется электронным (например, Littmann Electronic Model 3200), который имеет возможность передавать информацию с использованием технологии Bluetooth (программное обеспечение, принимающее информацию по беспроводному каналу связи, позволяет визуализировать легочные шумы по разным каналам (локациям выслушивания) и производить комплексный анализ полученных данных).

Последний вариант обладает рядом преимуществ как над традиционным методом аускультации, так и над вариантом с внедрением в систему выслушивания микрофона. По результатам клинических исследований, упомянутых в [1], были выявлены и доказаны следующие особенности электронного стетоскопа:

- подавление около 85% шума окружающей среды;
- электронное усиление выслушиваемых звуков (обладает несколькими режимами представленной функции);
- запись и сохранение звуков до 20 секунд за счет интегрированного цифрового устройства.

1.2.2 Электрокардиограмма

Электрокардиограмма (ЭКГ) регистрирует электрические проявления процесса перехода сердца из фазы отдыха (диастола) в фазу сокращений (систола). Запись диагностики происходит за счет электродов, размещенных на кожном покрове человека на конечностях или в районе груди [34]. Диагностика обладает явно различимыми волнами и пиками, из-за чего может быть легко оценена частота сердечного ритма, которая измеряется в ударах в минуту (уд./мин). Соответственно, посредством различных патологий и сердечно-сосудистых заболеваний (ишемия миокарда, инфаркт, гипертрофия желудочков и др.) форма волн электрокардиограммы меняется, нарушается проводимость.

Для ЭКГ сигнала характерны участки и пики, которые являются носителями основной информации о состоянии здоровья человека. На рисунке 1.5 представлена схема информационного участка сигнала с указанными P- и T-зубцами, QRS-комплексом.

Рассмотрим поэтапно события возникновения каждого участка [27, 34]:

1) При возбуждении одного из узлов сердца, электрические возмущения проходят по мускулатуре предсердия с малой скоростью, вызывая тем самым медленную деполяризацию (или сокращение) предсердия. В итоге образуется низкоамплитудный (0.1–0.2 мВ) P-зубец длительностью около 60–80 мс.

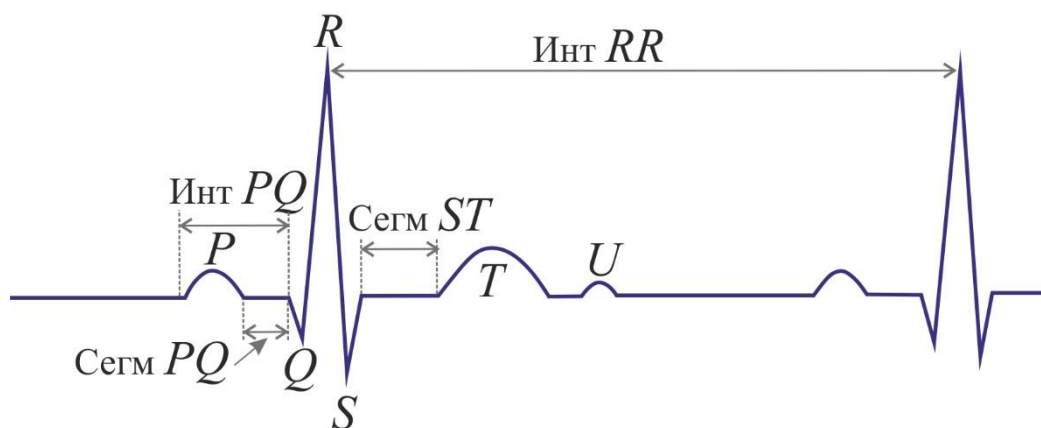


Рисунок 1.5 – Информативные показатели электрокардиограммы

2) Электрическое возмущение встречает задержку в атриовентрикулярном узле, образуя изоэлектрический сегмент длительностью 60–80 мс, называемого PQ-сегментом. Во время задержки завершается перемещение крови из предсердия в желудочки, возбуждается атриовентрикулярный узел.

3) Стимул с большой скоростью распространяется по желудочкам, от верхней части сердца выше, вызывая большое сокращение желудочков. Образуется QRS-комплекс, представляющий собой острую двухфазную или трехфазную высокоамплитудную (около 1 мВ) волну с временной продолжительностью в районе 80 мс.

4) Потенциал действия у мышечных клеток желудочков имеет большую длительность (300–350 мс). Плато вызывает изоэлектрический ST-сегмент длительностью 100–120 мс.

5) Далее происходит реполяризация (или расслабление) желудочков, для которой характерен малоамплитудный (0.1–0.3 мВ) T-зубец длительностью 120–160 мс.

Различные нарушения ритмической активности считаются аритмиями. На рисунке 1.6 показан возможный сигнал электрокардиограммы с выраженной блокадой правой ножки пучка Гиса и гипертрофией. Об этом говорит повышенное число зубрин, а также широкий QRS-комплекс.

Для регистрации данных ЭКГ с пациента использую шести грудных отведений V1–V6 и четырех отведения от конечностей. Все представленные на

рисунке 1.7 отведения позволяют регистрировать электрический вектор сердца: V1 и V2 описывают правую сердечную активность непосредственно, V3 и V4 – активность сердечной перегородки, V5 и V6 – активность левого желудочка. Нейтральный электрод крепится к правой ноге, что позволяет с левой и правой рук, левой ноги получить данные по отведениям I, II, и III соответственно. Помимо стандартных отведений существуют усиленные для конечностей: aVR (правая рука), aVL (левая рука), aVF (левая нога), получаемые за счет разности между потенциалами центральной терминали и электрода на конечности. Так как электрокардиограмма является проекцией внутреннего трехмерного электрического вектора сердца, результирующие записи нельзя считать независимыми [34].

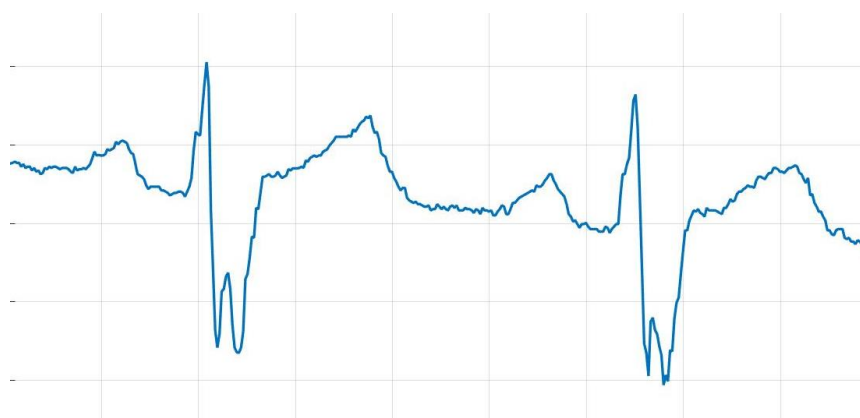


Рисунок 1.6 – Сигнал электрокардиограммы [34]

В настоящее время насчитывается большое количество зарегистрированных сердечных ритмов, которые оказывают влияние на состояние здоровья человека. Рассмотрим несколько типов, о которых пойдет речь при интеллектуальном исследовании.

Блокада правой ножки пучка Гиса, возникающая у пациентов как без явных признаков сердечно-сосудистого или сердечно-легочного заболевания, так и при инфаркте миокарда с большой областью поражения миокарда [42]. Речь может идти о возникновении заболевания сердца или наличии осложнений при повторном появлении блокады. Транзиторная блокада правой ножки пучка развивается после тромбоэмболии легочной артерии. Данная сердечная аритмия

деформирует QRS-комплекс, как показано на рисунке 1.6, но при этом не затрудняет обнаружение инфаркта миокарда на ЭКГ сигнале.

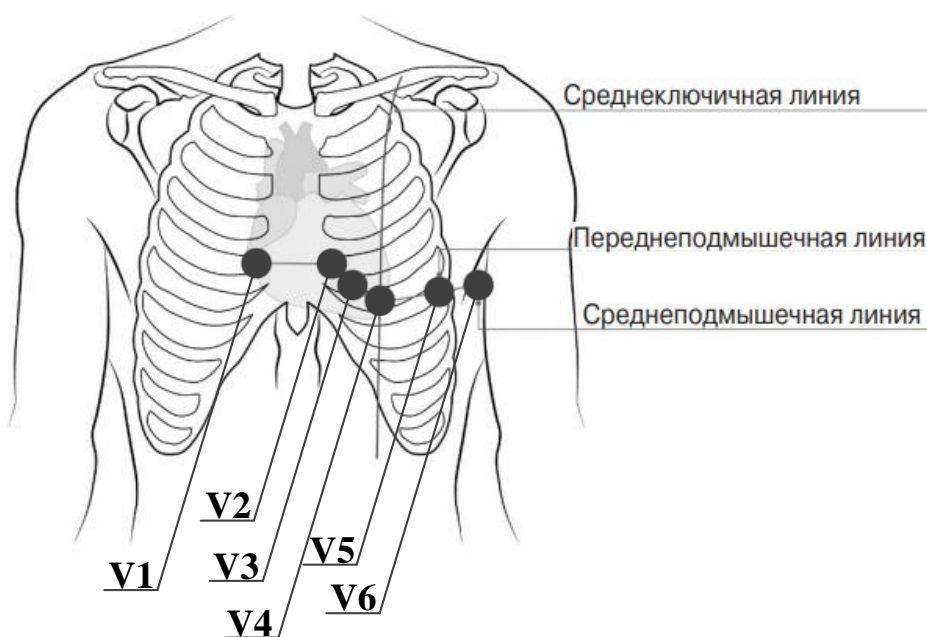


Рисунок 1.7 – Схема расположения электродов V1–V6 [10]

Блокада левой ножки пучка Гиса, намного чаще, чем при блокаде правой ножки, связана со структурными сердечно-сосудистыми заболеваниями. Такая аритмия также деформирует QRS-комплекс, тем самым затрудняя выявление инфаркта миокарда [42].

Предсердные extrasystoles, или преждевременное сокращение предсердий, изображенные на рисунке 1.8а, представляют собой частые периодические сокращения. Возникает данная аритмия при наличии у пациента симптомов сердечно-легочных заболеваний и у здоровых людей чаще при наличии в их рационе таких вещей и компонентов, как кофе, чай, алкоголь и псевдоэфедрин, из-за чего вызывает сильное сердцебиение [42]. Считается сопутствующим явлением при хронической обструктивной болезни легких.

Желудочковые extrasystoles, или преждевременное сокращение желудочков, представляют собой хаотичные или периодические сокращения, визуализация которых показана на рисунке 1.8б. Возникает аритмия при наличии у пациента в рационе кофеина и алкоголя, при нарушении нервного состояния

(беспокойство стресс, симпатомиметики), при гипоксии и электролитными нарушениями [42]. Воспринимается аритмия как отсутствующий или пропущенный удар.

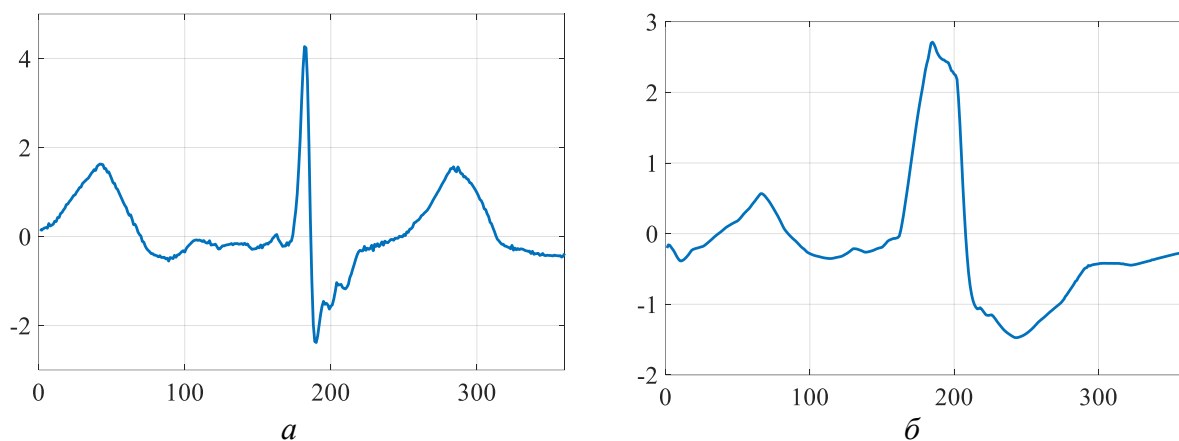


Рисунок 1.8 – Преждевременное сокращение предсердия (*а*) и желудочка (*б*)

Снятие показаний электрокардиограммы возможно с помощью программно-аппаратных комплексов компании «Монитор», предоставляющей электронные кардиографы с функцией отправления данных на удаленный кардиопульт или рабочий компьютер. Наличие аккумулятора в аппаратном средстве дает возможность автономно производить запись электрокардиограммы в машинах скорой помощи и при вызове врача на дом.

Функции программного обеспечения для обработки данных включает в себя оценку частоты сердечных сокращений (ЧСС), изменения ритмов и аритмий, формы QRS-комплекса, Р-пиков и QT-сектора, ишемические изменения, вариабельность сердечного ритма, потенциалы предсердий и желудочков. Для визуализации ЭКГ сигналов в программе предусмотрены следующие функции:

- выбор любого интервала длительностью от 1 до 60 секунд из сигнала;
- уменьшение и увеличение амплитуды визуализации (деление и умножение на некоторое число соответственно);
- фильтрация по различным настраиваемым частотам;
- удаление дрейфа изолинии (может возникать дрейф при плохом заземлении аппарата);

– фильтрация стимулов и зашкалов.

Помимо вышеупомянутых функций, программы предусматривает возможность извлечения данных о пациенте во внутренних файлах или активного графика с указанным интервалом в электронную таблицу Microsoft Excel. При последнем варианте полученный временной ряд возможно импортировать в стороннее программное обеспечение для дополнительного исследования.

1.3 Современные подходы к анализу биомедицинских сигналов

На сегодняшний день актуальным считается направление междисциплинарных исследований, основанное на использовании методов интеллектуального анализа. Популярность приобретают такие методы исследования временных рядов, как нейронные сети и модели машинного обучения, гибридные и нейронечеткие подходы, спектральные и фрактальные методы. Характеристические особенности биомедицинских сигналов, представленных в виде временных рядов, выявляют с помощью вычисления показателей Ляпунова (характеристика случайных пульсаций сигнала при хаотичном отдалении близких траекторий), размерностей Ренье (характеристика самоподобия, описывающая структурную и динамическую неоднородность, информационную сложность сигнала), энтропии Колмогорова (скоростная характеристика потери информации при изменении времени) и показателя Херста (характеристика долговременной устойчивости сигнала) [27, 52].

В рамках данной работы будут рассмотрены методы и средства диагностики легочных шумов и сигналов электрокардиограммы, из-за чего рассмотрим научные работы других авторов для подтверждения целесообразности настоящего исследования. Важность анализа сигналов аускультации дыхательных шумов описывается тем, что диагностирование экспираторных (на выдохе) свистящих (сухих) хрипов способно привести к выявлению осложнений и долгосрочных заболеваний дыхательных путей, которые не получили своевременного лечения.

В литературе [56] авторы привели результаты своих исследований сигналов везикулярного шума и экспираторного хрипа, проведенных с использова-

нием спектральных методов анализа. Были выявлены характерные особенности по длительности, интенсивности и количеству частотных составляющих. В процессе анализа вычислялись показатели Херста и Ляпунова, фрактальная размерность, строился фазовый портрет исходных сигналов, благодаря чему стало возможным определить степень сложности, возникающая с наличием ярко выраженных выделений в легких и суженых дыхательных путей. В литературе [7] авторами проводилось исследование природы везикулярного и трахеального шумов, относящиеся к нормальному (здоровому) типу дыхания. Анализу подвергалась физическая причина, способствующая возникновению рассматриваемых типов шумов, а также их фрактальные свойства. Авторы в итоге установили, что у везикулярного и трахеального шума различная природа возникновения, а свойство мультифрактальности характерно обоим типам. В литературе [18, 19] был проведен спектральный и фрактальный анализ легочных шумов: везикулярного, бронхиального и бронховезикулярного шума, влажного и свистящего хрипа. В результате была выявлена диагностическая чувствительность алгоритма Хигучи, метода мультифрактального флуктуационного анализа к рассматриваемым сигналам, их способность к выявлению структурных особенностей шумов. Для свистящего хрипа определены области с отсутствием деления масштабов на скелетоне вейвлет-преобразования.

Важность исследований сигналов электрокардиограммы обуславливается необходимостью скорого диагностирования и классификацию острых заболеваний, таких как фибрилляция предсердия и инфаркт миокарда, начала лечения, так как время в данном вопросе может стать критическим. В литературе [44] авторы обучали сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM) для задачи мультиклассовой диагностики 13 паттернов электрокардиограммы: инфаркт миокарда и 12 сердечных ритмов. Использовались сигналы ЭКГ в 12 отведений. Точность классификации искомых классов составила от 94 до 99%, что говорит о полезности рассматриваемого метода в принятии клинических решений. В литературе [51] авторы проводили классификацию семи типов аритмий, используя вычисленную фрактальную размерность для определения скрытых

особенностей сигналов и нейронную сеть обратного распространения (BPN). Точность классификации аритмий и определение их местонахождения на сигнале представленным методом составила около 98,83%. В литературе [35] авторами применялся фрактальный анализ на основе методов Херста и мультифрактального детрендрованного флуктуационного анализа для распознавания нормального ритма, частой экстрасистолии и фибрилляции предсердия. Было доказано, что система регуляции сердечного ритма является сложной динамической системой.

2 ФРАКТАЛЬНЫЙ И МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

2.1 Фрактальные временные ряды

Динамический (нестационарный) временной ряд представляет собой последовательность значений некоторого функционального показателя, измеряемого с течением времени. При этом хотя бы одна из вероятностных характеристик изменяется в определенных временных интервалах. Временные ряды используются для описания сложных систем в таких сферах деятельности, как физика солнца, медицина, экономика и химическая кинетика, где необходимо проанализировать имеющиеся данные и закономерности, осуществить прогноз.

Можно выделить четыре компоненты временного ряда [30]:

- тренд, представляющий из себя некоторую функцию, связывающую все последовательные изменения временного ряда;
- циклическая компонента, представляющая собой циклы, которые изменяются по протяженности и амплитуде, и показывает периоды изменения измерений временного ряда;
- сезонная компонента, также являющаяся циклами, которые отображают периодичность изменения значения временного ряда в течении определенного промежутка;
- случайная компонента, включающая в себя неучтенные в других изменениях факторы.

Фракталы – геометрический объект сложной фрагментированной ломаной (от лат. *frangere* – разламывать) формы, который проявляет свойство самоподобия [24]. Данный термин не имеет строгого математического определения. Фракталы обладают двумя свойствами:

- 1) Самоподобие, упомянутое ранее. Оно является «качественным» свойством, так как объекты (или процессы) считаются подобными, но не идентичными, себе в различных масштабах. Каждый участок в выбранном масштабе

является уникальным. Данное свойство делает фрактал масштабно-инвариантным.

2) Фрактальная размерность, способная описывать структуру объекта, особенность масштабирования которого описывается по степенному закону (число, возведенное в степень). Фрактальная размерность объекта характеризует то, как он заполняет пространство.

Фрактальные временные ряды – класс фрактальных кривых, широко используемых при описании и моделировании явлений в различных областях знаний. Областями применения могут служить броуновское движение частиц, проведение курса обмена валют, изменение уровня воды и прочее [37]. Фрактальная размерность временного ряда описывает то, как он изрезан. Значения размерности ряда находится в пределах от 1 до 2. Существуют три динамики показателя, которые описывают поведение временного ряда [33]:

1) При $1 \leq D < 1.5$ ряд считается персистентным, для которого маловероятна смена предыдущего направления. Он характеризуется эффектами долговременной памяти. Здесь отсутствует характерный для фрактального временного ряда масштаб времени. Такой ряд считается трендоустойчивым.

2) При $D \approx 1.5$ данные представляют собой независимый процесс, то есть стохастический временной ряд, для которого свойственна любая смена направления (нет выраженной тенденции процесса). В этом случае показатель указывает на случайный временной ряд.

3) При $1.5 < D \leq 2$ ряд более зазубрен, имеет больше инверсий в отличие от других интервалов размерности, что соответствует меньшему расстоянию, пройденной системой. Такой ряд антиперсистентный, ему свойственна смена предыдущего направления, то есть проявляет себя более изменчиво. Системы с фрактальной размерностью в данном интервале еще называются «возвратом к среднему».

Исследования Ричардсона и Мандельброта доказали то, что береговая линия обладает свойством самоподобия, то есть является фрактальной кривой [30]. Данный пример является классическим при изучении фрактальной теории.

Мандельброт сформулировал данный эффект (называемый эффектом Ричардсона) как

$$L(\varepsilon) \sim F\varepsilon^{1-D},$$

где L – длина береговой линии, которая является функцией от ε и аппроксимируется выражением из правой части.

Наиболее популярным методом анализа временных рядов, обнаружения циклов и долговременной памяти является R/S – анализ или метод нормированного размаха, который основывается на вычислении показателя Херста, названный в честь геолога Гарольда Эдвина Херста. Он долгое время занимался решением задачи накопления водных ресурсов и впоследствии открыл непараметрическую методологию, опубликовав в 1951 году свою работу о долгосрочной вместимости водохранилища, включив в моделирование хранилища влияние случайных и неслучайных процессов, тренды и циклы [30, 33]. В своей работе Херст показал, что большинство естественных явлений следуют смещенному случайному блужданию (или тренду с шумом). При анализе временных рядов он использовал отношение размаха накопленного отклонения от среднего (R) к среднеквадратичному отклонению (S), то есть R/S – метод [27]. Соотношение выглядит следующим образом:

$$\mathbb{E} \left[\frac{R(s)}{S(s)} \right] = Ks^H, s \rightarrow \infty,$$

где s – число точек на временном ряду, K – постоянный коэффициент, H – показатель Херста. Фрактальная размерность D относится к показателю Херста H , как $D = 2 - H$.

2.2 Стационарные и нестационарные временные ряды

Стационарный временной ряд представляет собой такой ряд, который не содержит тренда и циклической компоненты, а каждый следующий уровень образуется как сумма среднего уровня ряда и некоторой случайной компонент. Нестационарный временной ряда, в свою очередь, содержит в себе две или три свойственные для ряда компоненты.

Временной ряд является стационарным, если порождающий его механизм с течением времени не меняется, а характеризующий его случайный процесс становится статичным. Другими словами, математическое ожидание $M_x(t)$ и дисперсия $D_x(t)$ между отдельными членами ряда случайно варьируется вокруг постоянного, не зависящего от времени, уровня [22].

Для стационарного временного ряда справедливо следующее:

$$M_x(t) = const, D_x(t) = const;$$

для нестационарного временного ряда:

$$M_x(t) \neq const, D_x(t) = const.$$

Примером стационарного временного ряда является «белый шум», у которого значения в различный момент времени независимы и равноудалены; нестационарного – случайный блуждания с фрактальной размерностью приблизительно равной $D \approx 1.5$.

2.3 Стохастические сигналы и шумовые компоненты

Стохастический сигнал часто называют шумом. Шум характеризуется спектральными функциями, которые подчинены степенному закону [23]

$$S(f) \propto f^{-b},$$

в котором f – частота. Такие функции рассчитываются через преобразование Фурье, которое было выведено в начале 1800-х годов. Преобразование Фурье, включенное в спектральный анализ, предполагает, что временной ряд можно представить суммой синусоидальных или косинусоидальных волн различных частот. Таким образом, коэффициенты функции определяют некоторый спектр временного ряда. Следствием из этого выходит то, что исследуемый временной ряд и циклы периодичны.

Спектральный показатель b , также называемый коэффициентом масштабирования, может принимать значения в интервале от 0 до 4 [33]. Каждое значение характеризует определенный цвет шума, временная структура которых показана на рисунке 2.1.

Белый шум, $b = 0$. При данном показателе спектральная функция не зависит от частоты, то есть шум на всем частотном интервале остается постоянным.

Расчет фрактальной размерности в фазовом пространстве происходит таким же способом. В такой ситуации нет закона масштабирования.

Розовый шум, $0 < b < 2$, называемый также фликкер-шумом. Говорят, что шум имеет форму $1/f$, но данное высказывание в некоторой степени является неверным. Розовый шум широко распространен в природе, из-за чего применяется в моделировании сложных систем при дробных значениях b в интервале от 1 до 2, так как приносит стабильность и адаптивность в динамические процессы. Связан с антиперсистентностью ($H < 0.5$; $D > 1.5$; $1 \leq b < 2$).

Коричневый шум, $b = 2$, который является результатом интегрирования белого шума. Имеет форму $1/f^2$. Коэффициент масштабирования в данном случае является квадратом.

Черный шум, $b > 2$. Применяется такой шум в моделировании персистентных систем, которые обладают резкими краями. Связан с эффектом долговременной памяти ($H > 0.5$; $D < 1.5$; $2 \leq b < 4$).



Рисунок 2.1 – Белый (а), розовый (б), коричневый (в) и черный (г) шум

Существует связь между дробным шумом и показателем Херста:

$$b = 2H + 1,$$

где b – спектральный показатель, H – показатель Херста. Соотношение между спектральными функциями и показателем Херста были введены Мандельбротом и Ван Нессом. Они также предложили, что производная дробного броуновского движения имеет спектральный показатель $b = 1 - 2H$.

2.4 Мультифракталы и спектральные характеристики

Наряду с теорией фракталов существует теория мультифракталов. Мультифрактал представляет собой неоднородные фрактальные объекты, для описа-

ния которых недостаточно одной величины фрактальной размерности D [4]. Здесь стоит говорить о целом спектре размерностей, число которых может быть бесконечно много.

Примером мультифрактала является треугольник Серпинского, представленного на рисунке 2.2. Он был получен с помощью метода случайных итераций.

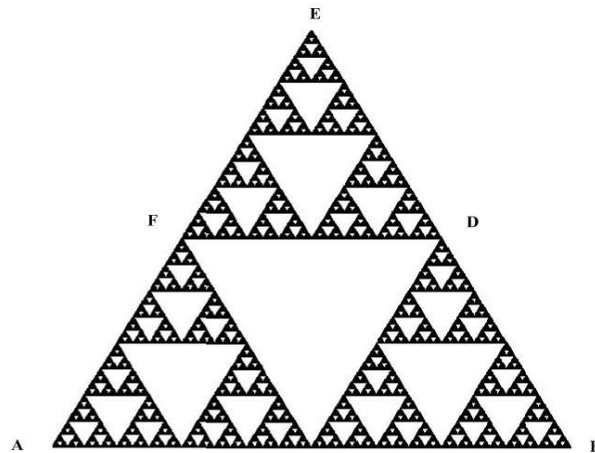


Рисунок 2.2 – Треугольник Серпинского

Для полноты понимания приведем общее определение мультифрактала, рассматривая некоторый фрактальный объект, который занимает ограниченную область \mathfrak{Z} размера L в пространстве размерностью d . На некоторых этапах построения объект представляет собой множество из $N \gg 1$ точек. В конечном счете предполагается, что $N \rightarrow \infty$.

Разобьем область \mathfrak{Z} на кубические ячейки со сторонами $\varepsilon \ll L$ и объемом ε^d . Важными являются только занятые ячейки, в которых находится хотя бы одна точка. Номера таких ячеек будут изменяться как $i = 1, 2, 3, \dots, N(\varepsilon)$, где $N(\varepsilon)$ – количество занятых точек, которое зависит от размера ячейки ε .

Считаем, что $n_i(\varepsilon)$ есть количество точек в соответствующей ячейке с номером i , тогда величина

$$p_i(s) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{n_i(\varepsilon)}{N}$$

есть вероятность относительной заполненности ячеек. Из условия нормировки следует, что сумма вероятностей от 1 до $N(\varepsilon)$ равна единице.

Рассмотрим обобщенную статистическую сумму $Z(q, \varepsilon)$, где показатель степени принимает значения $-\infty < q < +\infty$,

$$Z(q, \varepsilon) = \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^q(\varepsilon). \quad (2.1)$$

Спектр обобщенных фрактальных размерностей D_q определяется из соотношения

$$D_q = \frac{\tau(q)}{q-1}, \quad (2.2)$$

где $\tau(q)$ имеет вид $\tau(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln Z(q, \varepsilon)}{\ln \varepsilon}$.

Мультифрактал в общем случае зависит от некой нелинейной функции $\tau(q)$, которая определяет поведение статистической суммы при $\varepsilon \rightarrow 0$:

$$Z(q, \varepsilon) = \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^q(\varepsilon) \approx \varepsilon^{\tau(q)}. \quad (2.3)$$

Для характеристики мультифрактального множества используют функцию мультифрактального спектра $f(\alpha)$, которая имеет другое название – спектр сингулярности мультифрактала. Можно установить связь между функциями $f(\alpha)$ и $\tau(q)$, вычислив для этого статистическую сумму. Вероятности при этом приблизительно равняются $p_i \approx \varepsilon^{\alpha i}$.

$$Z(q, \varepsilon) = \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^q(\varepsilon) \approx \int n(\alpha) \varepsilon^{q\alpha} d\alpha \approx \int \varepsilon^{q\alpha - f(\alpha)} d\alpha.$$

Величина ε очень мала, поэтому основной вклад в интеграл дадут такие значения $\alpha(q)$, при которых показатель степени $q\alpha - f(\alpha)$ будут минимальными.

Для значения $\alpha(q)$ характерны условия:

$$\frac{d}{d\alpha} [q\alpha - f(\alpha)] \Big|_{\alpha=\alpha(q)} = 0,$$

$$\frac{d^2}{d\alpha^2} [q\alpha - f(\alpha)] \Big|_{\alpha=\alpha(q)} > 0.$$

В результате зависимость $\alpha(q)$ неявно определяется из уравнения:

$$q = \frac{df(\alpha)}{d\alpha},$$

и функция $f(\alpha)$ всюду выпукла $f''(\alpha) > 0$.

В итоге статистическая сумма будет определяться из выражения:

$$Z(q, \varepsilon) \approx \varepsilon^{q\alpha(q) - f(\alpha(q))}.$$

Из этого следует, что величина $f(\alpha(q))$ определяет фрактальную размерность подмножества $\mathfrak{Z}_{\alpha(q)}$, которое дает основной вклад в статистическую сумму.

Из вышеупомянутых выражений делаем вывод, что

$$\tau(q) = q\alpha(q) - f(\alpha(q)). \quad (2.4)$$

В таком случае функция D_q будет равна

$$D_q = \frac{[q\alpha(q) - f(\alpha(q))]}{q-1}. \quad (2.5)$$

Зная функцию мультифрактального спектра $f(\alpha)$, то можно найти функцию D_q . И зная D_q , можно найти зависимость $\alpha(q)$ с помощью

$$\alpha(q) = \frac{d}{dq} [(q-1)D_q],$$

после чего найти $f(\alpha(q))$ через уравнение (2.5). Эти уравнения определяют функцию $f(\alpha)$ в параметрическом виде.

Для доказательства соотношения выше можем продифференцировать выражение (2.4) по α

$$\frac{d\tau}{dq} \frac{dq}{d\alpha} = q + \alpha \frac{dq}{d\alpha} - \frac{df}{d\alpha}.$$

Зная, что $q = df / d\alpha$, сократим равенство на $dq / d\alpha$, приведем к соотношению

$$\alpha = \frac{d\tau(q)}{dq},$$

которое эквивалентно выражению $\alpha(q)$.

Далее с помощью преобразования Лежандра от переменных $\{q, \tau(q)\}$ к переменным $\{\alpha, f(\alpha)\}$

$$\begin{cases} \alpha(q) = \frac{d\tau(q)}{dq} \\ f(\alpha) = q \frac{d\tau}{dq} - \tau \end{cases}, \text{ где } \alpha(q) \text{ – индекс сингулярности Гельдера.}$$

Для однородного фрактала $D_q = D = const$, поэтому $\alpha = dt / dq = D$ и $f(\alpha) = q\alpha - \tau(q) = qD - D(q - 1) = D$.

2.4.1 Физический смысл обобщенных фрактальных размерностей

Рассмотрим физический смысл обобщенных фрактальных размерностей D_q для конкретных значений q [4, 5]. Из выражения (2.1) со значением $q = 0$ следует соотношение $Z(0, \varepsilon) = N(\varepsilon)$, из (2.2) и (2.3) – $Z(0, \varepsilon) \approx \varepsilon^{\tau(0)} = \varepsilon^{-D_0}$. Сопоставляя полученные равенства, получаем $N(\varepsilon) \approx \varepsilon^{-D_0}$, которое говорит о том, что величина D_0 соответствует хаусдорфовой размерности множества \mathfrak{Z} . Размерность D_0 считается грубой характеристикой исследуемого мультифрактала, из-за чего не несет никакой информации о статистических свойствах объекта.

При изменении $q = 1$ с учетом условия нормировки вероятности статистическая сумма равна единице. Отсюда следует неопределенность выражения (2.2) для D_1 . Раскрывая неопределенность и устремляя $q \rightarrow 1$ и учитывая условие нормировки, получаем:

$$D_1 = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i \ln p_i}{\ln \varepsilon}. \quad (2.6)$$

Данное выражение представляет собой энтропию фрактального множества $S(\varepsilon)$ [4, 5]:

$$S(\varepsilon) = - \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i \ln p_i. \quad (2.7)$$

Из выражений (2.6) и (2.7) следует соотношение $S(\varepsilon) \approx \varepsilon^{-D_1}$, при котором D_1 представляет информацию, описывающую местоположение точки в ячейке. Она возрастает при стремлении размера ячейки $\varepsilon \rightarrow 0$. Данная величина D_1 называется *информационной размерностью*.

Для обобщенной фрактальной размерности D_2 при $q = 2$ справедливо следующее:

$$D_2 = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^2}{\ln \varepsilon}.$$

При вводе парного корреляционного интеграла

$$I(\varepsilon) \approx \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^2 \approx \varepsilon^{D_2}$$

видно, что величина D_2 характеризует зависимость корреляционного интеграла $I(\varepsilon)$ от размера ячейки $\varepsilon \rightarrow 0$. Такую обобщенную фрактальную размерность D_2 называют *корреляционной размерностью* [4, 5, 32].

2.4.2 Свойства функции мультифрактального спектра

Рассмотрим поведение функции $f(\alpha)$ при различных α . Так как $f(\alpha) = q$, то при $q = 0$ производная функция обращается в ноль. Из этого следует, что в точке $\alpha_0 = \alpha(0)$ функция $f(\alpha)$ имеет максимум. Значение в максимуме равняется $f(\alpha_0) = D_0$, что соответствует фрактальной размерности D_0 носителя меры [4]. Важным моментом являются границы α_{\min} и α_{\max} , в которых задана функция мультифрактального спектра. В этих точках производная функция $f(\alpha)$ обращается в бесконечность, то есть $\alpha_{\min, \max}$ соответствует значениям $q \rightarrow \pm\infty$ [4, 32].

Для случая $q = 1$ значение $\tau(0) = 0$, из чего следует, что $\alpha(1) = f(\alpha(1))$. Зная что $f(\alpha(1)) = 1$, дифференцируем выражение $\tau(q) = (q - 1) D_q$ по q с учетом $q = 1$, получаем $D_1 = \alpha(1) = f(\alpha(1))$. Отсюда следует, что информационная размерность D_1 лежит на кривой в точке $\alpha = f(\alpha)$ и $f(\alpha) = 1$.

Для случая $q = 2$ соответствует равенство $D_2 = 2\alpha(2) = f(\alpha(2))$, или $f(\alpha(2)) = 2\alpha(2) - D_2$.

Неравенство $\alpha \geq f(\alpha)$ эквивалентно утверждению, что $D'_q \leq 0$. Чтобы доказать это, продифференцируем $D_q = \tau(q) / (q - 1)$ по q . Получим

$$\frac{dD_q}{dq} = -\frac{\alpha - f(\alpha)}{(q-1)^2}, \text{ что соответствует утверждению [4].}$$

2.5 Мультифрактальные временные ряды

Существуют два основных типа мультифрактальности, которые свойственны временным рядам [48]:

1) Мультифрактальность из-за широкого распределения функции плотности для значений временного ряда, например, распределение Леви. В данном случае мультифрактальность не может быть устранена с помощью перетасовки ряда.

2) Мультифрактальность из-за различных длительных корреляций малых и больших флуктуаций, то есть функция плотности может быть регулярным распределением с конечными элементами, например, распределение Гаусса.

Если присутствуют оба типа мультифрактальности, перетасованный ряд покажет более слабую мультифрактальность, чем исходный ряд.

Обращаясь к пункту 2.2, следует сказать, что нестационарность может вызывать пересечения при масштабировании данных. Кантелхард в источнике [48] писал о том, что в строгом смысле нестационарность – это вариация среднего или стандартного отклонения (что нарушает слабую стационарность) или распределение значений данных (что нарушает сильную стационарность). В таком случае можно получить однородные данные, разделив исходный ряд и применив методы, нечувствительные к трендам.

Чтобы описать сложную систему на основе временных рядов, необходимо тренды и флуктуации изучать отдельно. Сильные тренды в исходных данных могут привести к ложному обнаружению долгосрочного постоянства, если использовать метод без трендов.

В настоящее время популярны такие методы мультифрактального анализа, как:

1) Метод максимумов модуля вейвлет-преобразования, который был разработан в 1990-м году, как усовершенствованный мультифрактальный формализм. Этот метод основан на вейвлет-анализе и заключается в отслеживании линий максимумов в непрерывном вейвлет-преобразовании.

2) Мультифрактальный флуктуационный анализ, для которого не требуется процедура максимума модуля, но включает в себя больше усилий при программировании. Данный метод включает в себя шаг с удалением тренда [48].

Помимо этого, существует простой тип мультифрактального анализа, основанного на стандартном мультифрактальном формализме статистической суммы. Но он не дает правильных результатов для нестационарных временных рядов, подверженных влиянию тенденций или не поддающихся нормализации.

2.6 Выбор программного обеспечения для реализации программного комплекса

На сегодняшний день существует множество языков программирования и программных сред, которые считаются оптимальными для различных сфер применения. Например, C++ подходит для написания операционных систем и высоконагруженных приложений и игр, Go и Ruby – для описания серверной части приложений и сайтов и т.д. Большая часть объектно-ориентированных языков обладает рядом библиотек и фреймворков, значительно расширяющих базовый функционал, что позволяет охватывать больший объем задач. В качестве примера можно привести C#, позволяющий разрабатывать сайты и кроссплатформенные приложения, игры и серверную часть. В настоящей работе исследования направлены на интеллектуальный анализ и обработку данных, поэтому рассмотрим языки программирования, которые на данный момент считаются популярными в подобных исследованиях.

Язык программирования R, созданный для статистической работы и обработки данных. В базовый его функционал входит сбор, фильтрация и очищение данных, работа с табличной информацией, анализ различными методами (запрограммированные заранее другими разработчиками или самостоятельно) и формирование графического отчета. Синтаксис языка представлен на рисунке 2.3. Он интуитивно непонятный, из-за чего обучение может стать проблематичным. На практике язык R применяют для научных исследований в различных предметных областях, построения и обучения нейросетей и использования машинного обучения, маркетинговых исследований.

```

factorial <- function(x) {
  if (x <= 1) {
    return(1)
  } else {
    return(x * factorial(x - 1))
  }
}

factorial(5)

```

Рисунок 2.3 – Функция для расчета факториала с помощью рекурсии (R)

На данный момент для языка R разработано более десяти тысяч расширений и библиотек, позволяющих охватывать большую область задач. К примерам можно отнести Ggplot2, предназначенный для визуализации данных; Bioconductor создан для работы с биомедицинской и генетической информации; Quanteda – для анализа текстов. Работать с языком можно как с помощью интерфейса командной строки, так и с использованием пакетов R Commander, RStudio и др., предоставляющих графический интерфейс пользователя. Перечисленные пакеты распространяются с лицензией GNU GPL (лицензия для свободного ПО).

К достоинствам языка, в сравнении с конкурентами, относятся высокая скорость обработки большого количества информации и открытый исходный код, что дает сторонним желающим развивать язык и дополнять функционал. К недостаткам перечисляются ограничения в оперативной памяти, которые проявляются как раз при обработке больших наборов данных.

Язык программирования Python, который считается одним из лучших инструментов при работе с Big Data, создавая конкуренцию R. Его используют при необходимости построения и обучения нейронных сетей и применения моделей машинного обучения, обработки больших массивов информации и интегрирования разработанных извне решений в свой проект. Главным отличием от R, в угоду универсальности Python, является возможность разработки сайтов и разнообразных приложений. Синтаксис языка представлен на рисунке 2.4. Он считается одним из самых простых, что позволяет новичкам с легкостью в нем разобраться.

```
def factorial(n):  
    if n <= 1:  
        return 1  
    else:  
        return factorial(n - 1) * n  
  
print(factorial(5))
```

Рисунок 2.4 – Функция для расчета факториала с помощью рекурсии (Python)

Как и R, Python обладает большим количеством созданных библиотек и фреймворков, таких как NumPy, упрощающий вычисления; Pandas, включающий в себя методы для анализа табличной информации и упрощающий работу с таблицами в целом; Matplotlib, обладающий функционалом, привычным пользователям Matlab, для визуализации графической информации. Для анализа больших данных предусмотрена библиотека PySpark, предоставляющая большой выбор функций и возможность работы с ними в собственной оболочке.

Популярными и бесплатными средами разработки для Python можно считать PyCharm и Visual Studio. Обе IDE обладают как Community (бесплатной, с некоторыми ограничениями) версией, так и Professional. Ограничения бесплатной версии не мешают начинающим разработчикам разбираться с языком, а коммерческая подойдет для работ с крупными проектами в компании. Обе среды разработки обладают функцией контроля версий Git. Помимо перечисленных сред разработки, Python обладает бесплатным редактором программного кода с возможностью его запуска в облаке – Google Colaboratory. Работа в этой среде происходит в браузере, а облачное пространство позволяет выполнять сложные вычисления, которые могут быть слишком затратными для вычислительных мощностей компьютера. Облачное хранение и выполнение также позволяет нескольким разработчикам получать доступ к коду для совместной работы.

Язык программирования Matlab, который на данный момент активно применяется для сложных математических вычислений в различных производственных сферах и научных исследований. Его использую в таких вычислениях, где необходима высокая точность с минимальными погрешностями. В выс-

ших учебных заведениях его преподают на курсах по прикладной математике, физике и инженерной разработке. Синтаксис языка представлен на рисунке 2.5.

```
function result = factorial(n)
    if n <= 1
        result = 1;
    else
        result = factorial(n - 1) * n;
    end
end

>> factorial(5)
```

Рисунок 2.5 – Функция для расчета факториала с помощью рекурсии (Matlab)

В отличие от других языков программирования, Matlab обладает своим одноименным пакетом прикладных программ, необходимым непосредственно для решения задач. Интерфейс пакета представлен на рисунке 2.6. Matlab включает в себя полезные области рабочего пространства и рабочей папки, в рамках которой происходит работа с файлами. Возможен также контроль версий Git, как и в других современных средах программирования.

Вместо привычных библиотек и расширений, как в других языках программирования, в Matlab есть возможность самостоятельно создавать и использовать уже разработанные инструменты (toolbox), которые расширяют функционал пакета программ. В настоящий момент Matlab включает в себя множество пакетов инструментов, позволяющих ему выполнять цифровую обработку различных сигналов и изображений, анализ финансовых данных и трехмерной графической информации; разрабатывать базы данных; работать с нейронными сетями и нечеткой логикой и другое.

Получить доступ к среде разработки возможно при покупке лицензии на пакет прикладных программ Matlab. Существуют несколько типов лицензий, которые предоставляет компания, в том числе и для учебных организаций. Все пакеты инструментов приобретаются отдельно от основного программного обеспечения.

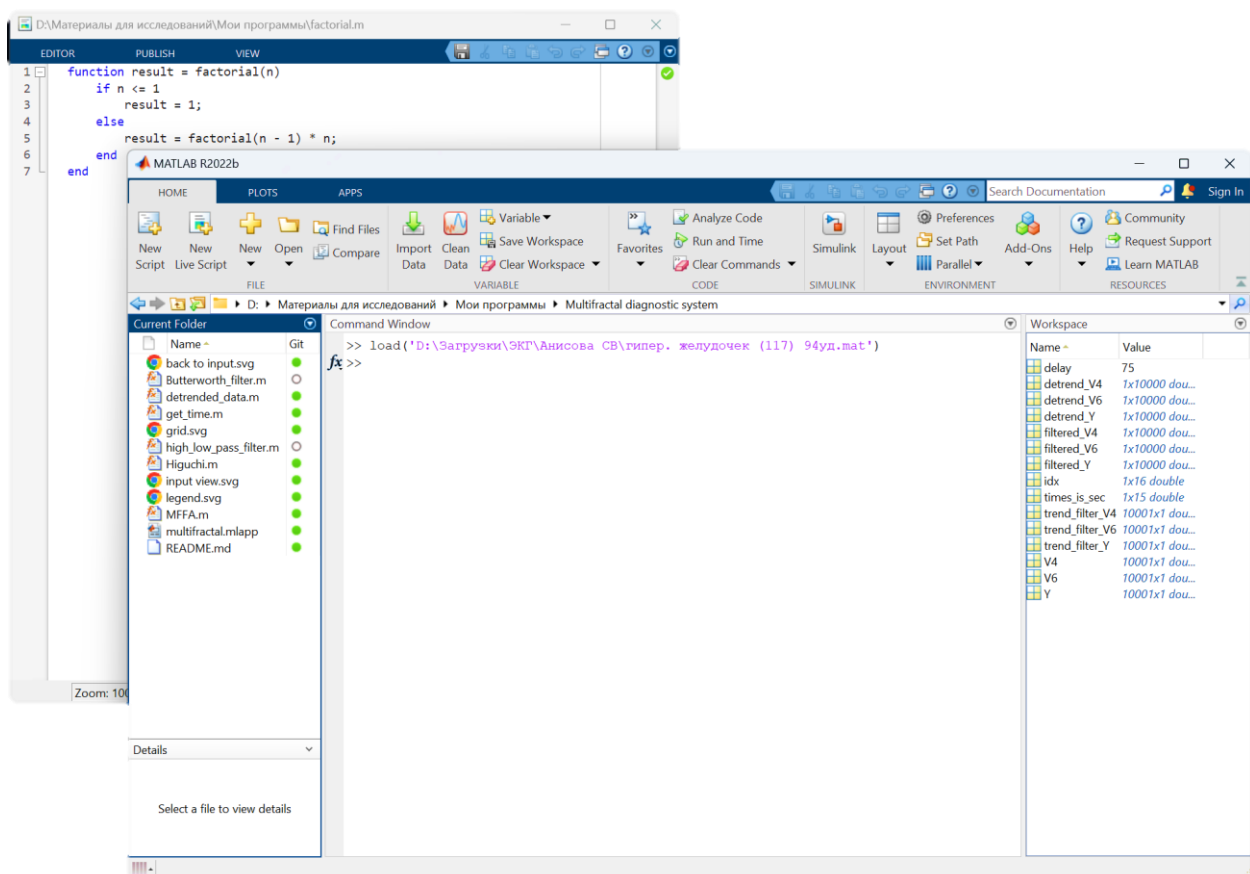


Рисунок 2.6 – Интерфейс пакета прикладных программ Matlab

Для настоящего исследования было выбрано два языка программирования со своими средами программирования. Поиск фрактальных и спектральных характеристик осуществлялся с помощью пакета прикладных программ Matlab. Данный язык обладает множеством готовых математических функций, что позволяет не тратить время на программирование базовых операций, переходя сразу к основной задаче. ФГБОУ ВО «Амурский государственный университет» приобрел академическую лицензию для учебных заведений версии Matlab 2014b с нужными пакетами инструментов, что позволяет беспрепятственно работать с программой. В рамках учебных дисциплин происходило ознакомление с языком программирования Matlab и написание лабораторных работ, что облегчает написание необходимых алгоритмов.

В качестве второго языка программирования для реализации предобработки данных и классификации данных с применением моделей машинного обучения был выбран Python версии 3.11. Данный язык обладает большим ко-

личеством библиотек, позволяющим работать как с нейронными сетями, так и с машинным обучением без дополнительных затрат времени на программирование. Кодирование производилось в облачной программной среде Google Colab, что позволило не зависеть от мощности используемого компьютера и обрабатывать большое количество исследуемых данных. Python является open source проектом, позволяя пользоваться им без приобретения лицензии. Программная среда доступна всем зарегистрированным пользователям Google без предоставления оплаты. В рамках учебных дисциплин происходило ознакомление с языком программирования и библиотеками для интеллектуального анализа данных, что позволяет с легкостью применить имеющиеся знания для настоящего исследования.

3 РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ КОМПЬЮТЕРНОЙ ДИАГНОСТИКИ ФРАКТАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК БИМЕДИЦИНСКИХ СИГНАЛОВ

3.1 Концептуальная постановка задачи

На сегодняшний день одним из главных вопросов междисциплинарных исследований считается ранняя диагностика различных заболеваний. Отсюда выделяется проблема разработки средств интеллектуальной диагностики биомедицинских сигналов, которые характеризуют состояние здоровья человека. Традиционный способ диагностики заболеваний имеет недостаток, связанный с вариабельностью. Автоматизированная классификация позволяет избежать подобных проблем. Благодаря неинвазивным методикам фрактального и мультифрактального анализа возможно определить структуру и поведение биомедицинских сигналов.

Из вышесказанного следует, что необходимо разработать программное приложение, способное выполнять диагностику скейлинговых и спектральных характеристик сигналов аускультации легких и электрокардиограммы, используя методы интеллектуального анализа данных и средства ППП Matlab. В качестве входных данных программный комплекс должен принимать биомедицинские сигналы, которые являются временными рядами, в виде звуковых сигналов в формате .wav и электронных таблиц Excel типа .xlsx. Результатом работы программы должны быть фрактальные характеристики исследуемых сигналов (показатель Херста и фрактальная размерность), графический отчет о спектре сингулярности $f(\alpha)$, скейлинговой экспоненте $\tau(\alpha)$, изменении значений экспонент Гёльдера $\alpha(q)$ и Херста $h(q)$, а также скелетон вейвлет-преобразования, отображающий частотно-временную развертку.

Исходя из предъявленных требований к результату работы программы, в качестве интеллектуальных методов анализа фрактальных и спектральных характеристик были выбраны метод Хигучи и мультифрактальный флуктуационный анализ, которые подходят для поставленной задачи в рамках биомедицин-

ских исследований. Помимо основных методов анализа, в программном приложении необходимы различные методы предобработки входного сигнала.

Для удобства дальнейшего использования программного комплекса необходимо реализовать графический интерфейс пользователя (GUI). Он должен включать в себя опцию загрузки сигнала из файлов доступного формата, а также функцию экспорта прошедшего предобработку сигнала, графические и описательные результаты интеллектуального анализа. Так как электронные таблицы могут включать несколько информационных колонок, которые пользователь будет загружать в программу для одновременной работы, необходима возможность просматривать загружаемые данные в виде таблиц. Для вывода графического отчета возможно использование как вкладок на основном окне, так и дополнительных окон.

Классификация большого объема сложных структурных данных, например, сигналы сердечной активности, которые напрямую зависят от образа жизни человека (т.е. форма электрокардиограммы изменяется под влиянием различных условий), может быть затруднительна при использовании классических методов исследования временных рядов. Поэтому для решения задачи выявления диагностических медицинских особенностей таких сигналов целесообразно применять такие методы интеллектуального анализа, как нейронные сети и машинное обучение. Для настоящего исследования в достаточной степени подойдет использование моделей машинного обучения, обучение которых будет производиться средствами языка программирования Python.

3.2 Методы, алгоритмы и их реализация в ППП Matlab

3.2.1 Алгоритм Хигучи

Метод Хигучи применяется для исследований сложных нерегулярных нестационарных биомедицинских сигналов, например активность головного мозга, регистрируемой электроэнцефалограммой [2, 45, 57, 58]. В источнике [43] показано, что в большинстве случаев фрактальная размерность Хигучи считается более подходящей для исследования биомедицинских сигналов при сравнении одноименного метода со спектральными.

Основан алгоритм на оценке длины кривой через выделение сегментов k . Вначале входной временной ряд $Y(t)$ необходимо разбить на k новых рядов по следующему правилу:

$$Y_m^k = \left\{ Y(m), Y(m+k), Y(m+2k), \dots, Y\left(m + \left[\frac{N-m}{k}\right]k\right) \right\}, m = 1, 2, \dots, k,$$

где m представляет собой начальное время, k – временную задержку в диапазоне от 1 до k_{max} , « $[]$ » – целая часть от выражения в скобках [45]. Так, для временного ряда длиной $N = 100$ и максимальным значением $k = 4$ итоговые ряды будут иметь следующий вид:

$$\begin{aligned} Y_4^1 &: Y(1), Y(5), Y(9), \dots, Y(97); & Y_4^3 &: Y(3), Y(7), Y(11), \dots, Y(99); \\ Y_4^2 &: Y(2), Y(6), Y(10), \dots, Y(98); & Y_4^4 &: Y(4), Y(8), Y(12), \dots, Y(100). \end{aligned}$$

Длины кривых для полученных временных рядов вычисляется следующим образом:

$$L_m(k) = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^{\left[\frac{N-m}{k}\right]} \left| Y(m+ik) - Y(m+(i-1)k) \right| \right) \frac{N-1}{\left[\frac{N-m}{k}\right]k},$$

где выражение $\frac{N-1}{\left[\frac{N-m}{k}\right]k}$ является нормировочным коэффициентом.

Полная средняя длина кривой по полученным длинам будет равна:

$$\langle L(k) \rangle = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k).$$

Временной ряд обладает свойством фрактальности в том случае, если выполняется условие $\langle L(k) \rangle \sim k^{-D}$. Тогда фрактальная размерность D определяется по наклону зависимости $\ln L(k)$ от $\ln k$ [2, 45, 58].

Увеличение количества сегментов k соответственно увеличивает итоговую фрактальную размерность D . С целью исключения ошибки при расчете, рассмотрим описанный в источнике [58] способ расчета такого значения k , при котором фрактальная размерность будет максимально приближена к действи-

тельному: $k = \left[A_1 \sin(B_1 \cdot N + C_1) + A_2 \sin(B_2 \cdot N + C_2) \right]$. Здесь «[]» также означает целую часть из выражения в скобках. В таблице 3.1 приведены ранжирования коэффициентов в формуле.

Таблица 3.1. Коэффициенты для расчета значения сегментов k .

Коэффициент	Допустимое значение
A_1	129.8 ± 3.0
B_1	$(1.292 \pm 0.045) \times 10^{-5}$
C_1	0.04488 ± 0.02550
A_2	18.82 ± 2.56
B_2	$(6.488 \pm 0.280) \times 10^{-5}$
C_2	1.332 ± 0.220

Формальное описание работы метода Хигучи представлено на рисунке 3.1 в виде блок-схемы.

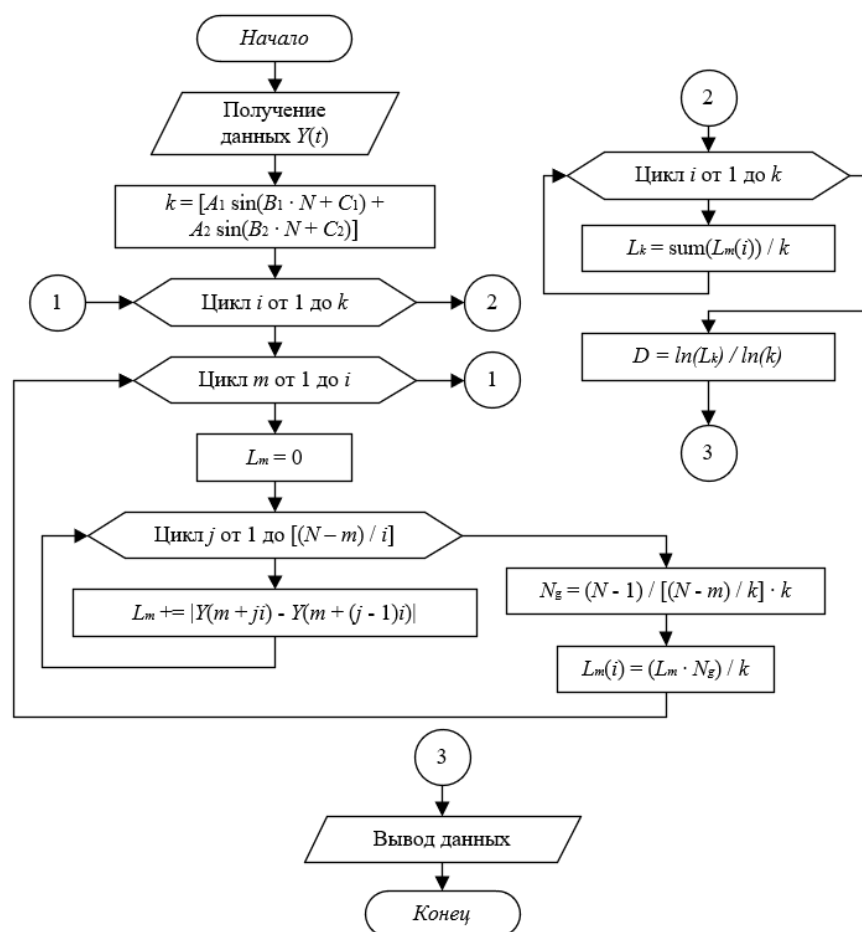


Рисунок 3.1 – Блок-схема алгоритма Хигучи

3.2.2 Алгоритм мультифрактального флуктуационного анализа

Метод мультифрактального флуктуационного анализа (МФФА) нашел свое применение в таких областях, как исследование последовательности ДНК, динамики сердечного ритма, импульсов нейронов, походки человека и т.д. [50]. Данный метод позволит избежать ложного обнаружения корреляций, которые могут являться артефактами нестационарности во временном ряду.

Есть входной сигнал $Y(t)$ длиной N . При этом $Y(t) = 0$ только для незначительной части значений. Для начала определим профиль путем интегрирования временного ряда

$$X(i) = \sum_{i=1}^N [Y(i) - \langle Y \rangle].$$

Вычитание среднего значения $\langle Y \rangle$ не обязательно, потому что оно будет устранено с трендом при следующих действиях. Среднее значение стационарного временного ряда вычисляется по формуле [31]:

$$\langle Y \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y(i).$$

Для вычисления среднего значения нестационарного ряда необходимо преобразовать исходные значения в ряд с длиной $N - 1$ при помощи логарифмического отношения, где каждый элемент получается следующим образом:

$$Y(i) = \log \frac{Y(i+1)}{Y(i)}.$$

Далее необходимо разбить профиль $X(i)$ на $N_s \equiv \text{int}(N/s)$ непересекающихся отрезков равной длины s . Так как длина ряда обычно не кратна рассматриваемому масштабу времени, может остаться короткий отрезок в конце профиля. Чтобы не оставлять без внимания эту часть ряда, повторяется та же процедура, начиная с противоположного конца. В следствии получается $2N_s$ сегментов [48].

Затем рассчитываем локальный тренд для каждого сегмента методом наименьших квадратов, после чего определяем дисперсию для каждого сегмента следующих интервалов

$$F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \left\{ X[(\nu-1)s+i] - x_\nu(i) \right\}^2, \nu = 1, \dots, N_s,$$

$$F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \left\{ X[N - (\nu - N_s)s + i] - x_\nu(i) \right\}^2, \nu = N_s + 1, \dots, 2N_s,$$

в которых $x_\nu(i)$ – многочлен подгонки сегмента ν . Могут быть использованы линейные, квадратичные, кубические полиномы или полиномы более высокого порядка. Здесь исключаются тренды путем вычитания полиномиальных аппроксимаций профиля. В данном методе тренды порядка m (или $m - 1$ для исходного ряда) исключаются [49].

Усредняем по всем сегментам для получения функции флуктуации (или дисперсии) порядка q

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{\nu=1}^{2N_s} [F^2(s, \nu)]^{q/2} \right\}^{1/q}, q \neq 0.$$

Так как при $q = 0$ равенство содержит неопределенность, то для рассматриваемого случая следует использовать

$$F_0(s) = \exp \left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{\nu=1}^{2N_s} \ln [F^2(\nu, s)] \right\}.$$

Для значения индексной переменной $q = 2$ извлекается стандартная процедура флуктуационного анализа. Так как интересом является зависимость обобщенных q -зависимых флуктуационных функций $F_q(s)$ от временного масштаба s для различных q , следует отметить, что $F_q(s)$ будет увеличиваться с увеличением s и зависеть от порядка m .

Далее определяем поведение функции флуктуации путем анализа логарифмических графиков $F_q(s)$. Если ряда x_i являются дальнодействующими степенными корреляциями, $F_q(s)$ увеличиваются при больших значениях s по степенному закону

$$F_q(s) \sim s^{h(q)}, \quad h(q) = \frac{1 + \tau(q)}{q}.$$

В общем случае $h(q)$ может зависеть от q . Для стационарных временных рядов при $q = 2$ показатель $h(q)$ совпадает с показателем Херста.

При положительных значениях q функция $h(q)$ описывает скейлинговое поведение сегментов с большими флуктуациями. И, соответственно, при отрицательных значениях q функция описывает скейлинговое поведение сегментов с малыми флуктуациями.

Скейлинговое свойство временных рядов предполагает переход от показателя Херста $h(q)$ к показателю $\tau(q)$ и спектральной функции $f(\alpha)$:

$$\tau(q) = qh(q) - 1,$$

$$f(\alpha) = \alpha q(q) - \tau(q(\alpha)).$$

Формальное описание работы метода мультифрактального флуктуационного анализа представлено в Приложении Б в виде блок-схемы.

3.2.3 Вейвлет-преобразование

Вейвлет-преобразование предоставляет возможность исследовать особенности структуры сигналов при построении частотно-временной развертки. Непрерывное вейвлет-преобразование для входного временного ряда $Y(t)$ имеет следующий вид [3, 48]:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} Y(t) \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_{i=1}^N \bar{Y}_i \psi\left(\frac{i-a}{b}\right),$$

где $\psi(t)$ – базисный (или материнский) вейвлет, a – масштабный временной коэффициент, b – параметр сдвига по временному интервалу.

У всех вейвлетов $\psi(t)$ среднее значение должно равняться нулю. Если выбрать ортогональный полиномиальный тенденциям, то используемый метод будет нечувствительным к возможным тенденциям. К таким вейвлетам относятся производные функции Гаусса, такие как МНАТ- и НААР-вейвлеты:

$$\psi^{(n)}(t) = \frac{d^n}{dt^n} e^{-t^2/2}.$$

НААР-вейвлет определяется соотношением

$$\psi^{(n)}(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2, \\ -1, & 1/2 \leq t < 1, \\ 0, & t < 0, \quad t \geq 1, \end{cases}$$

и является ортогональным дискретным вейвлетом, который порождает ортонормированный базис. К недостаткам можно отнести резкие границы в пространстве времени и асимметрия формы [3].

При необходимости симметричного дискретного вейвлета применяют ФНАТ-вейвлет, для которого характерно следующее соотношение:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & |t| \leq 1/2, \\ -1, & 1/2 \leq |t| < 1, \\ 0, & |t| > 1. \end{cases}$$

Но, несмотря на его вышеупомянутые достоинства, ФНАТ-вейвлет является нерегулярным во временном пространстве, не быстроспадающим в частотном пространстве.

3.2.4 Сравнение результатов анализа различных методов на тестовом сигнале

В настоящее время, помимо алгоритма Хигучи, активно применяются другие фрактальные методы, например, R/S – анализ и поиск фрактальной размерности по быстрому преобразованию Фурье. Первый помогает различить фрактальные временные ряды от других типов за счет самоподобной статистической структуры. Такая структура соответствует теории структуры рынка, имеющей название гипотезы фрактального рынка [33]. Соответственно, данный метод применяется для анализа финансовых и экономических временных рядов.

В качестве тестового сигнала возьмем искусственно сгенерированную масштабно-инвариантную фрактальную функцию Вейерштрасса-Мандельброта $W(t)$, которая определяется соотношением [38]:

$$W(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \frac{(1 - e^{ib^n t}) e^{i\varphi_n}}{b^{(2-D)n}},$$

где параметр b определяет, как часть видимой кривой, t – временной интервал, D изменяется в интервале от 1 до 2 и является заранее заданной фрактальной размерностью, φ_n – произвольная фаза. Данная функция непрерывна и не дифференцируема.

Действительная часть функции $W(t)$ называется косинусной фрактальной функцией Вейерштрасса-Мандельброта:

$$C(t) = \operatorname{Re}W(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \frac{(1 - \cos b^n t)}{b^{(2-D)n}}.$$

Модлин доказал, что фрактальная размерность функции $W(t)$ заключена в пределах [38]:

$$D - (B/b) \leq D(W_b) \leq D.$$

В таблице 3.2 представлены значения фрактальной размерности искусственно сгенерированной функции Вейерштрасса-Мандельброта и выходной результат анализа различными рассматриваемыми методами. В скобках указано значения отклонения от ожидаемого результата в процентах.

Таблица 3.2. Значения фрактальной размерности при разных методах.

№	R / S – анализ	Алгоритм Хигучи	Фрактальный метод Фурье
Фрактальная размерность функции 1.7 (антиперсистентный интервал)			
1	1.6584 (2.4%)	1.6999 (0.006%)	1.5352 (9.7%)
2	1.6573 (2.5%)	1.7040 (0.2%)	1.5850 (6.8%)
3	1.6585 (2.4%)	1.6988 (0.07%)	1.5375 (9.5%)
Фрактальная размерность функции 1.5 (интервал случайного ряда)			
4	1.4515 (3.2%)	1.5002 (0.01%)	1.5104 (0.7%)
5	1.4236 (5.1%)	1.4965 (0.2%)	1.5381 (2.5%)
6	1.4251 (5.0%)	1.5011 (0.07%)	1.5384 (2.6%)
Фрактальная размерность функции 1.3 (персистентный интервал)			
7	1.2653 (2.6%)	1.2926 (0.6%)	1.5411 (18.5%)
8	1.3913 (7.02%)	1.3228 (1.7%)	1.5000 (15.4%)
9	1.2368 (4.9%)	1.3011 (0.08%)	1.4463 (11.2%)

Из полученных значений можно сказать, что минимальное расхождение имеет алгоритм Хигучи. На рисунке 3.2 показана логарифмическая зависимость полной длины кривой от количества сегментов временного ряда с фрактальной

размерность $D \approx 1.3$. Процент отклонения для всех протестированных фрактальных размерностей не превышает 2% с наиболее частыми случаями отклонения меньше 1%. Такое отклонение является оптимальным для исследований.

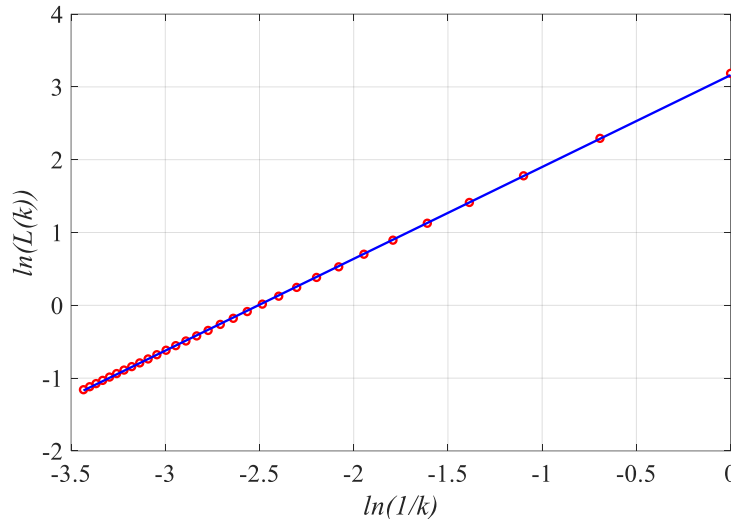


Рисунок 3.2 – Аппроксимация зависимости полной длины кривой от количества сегментов (размерность $D \approx 1.3$)

Для метода R/S – анализа прослеживается уменьшение точности (увеличение процента отклонения) при уменьшении фрактальной размерности. Наилучший результат алгоритма имеет около 2.5% отклонения от желаемого результата, а при уменьшении размерности доходит до 7%.

При поиске фрактальной размерности из преобразования Фурье были получены значения близкие к 1.5, что увеличило точность при исследовании случайного временного ряда. Для функции в антиперсистентном диапазоне отклонение достигает почти 9.7%, когда как в персистентном диапазоне около 18.5%. Из полученных результатов следует, что данный метод не следует использовать для поиска фрактальной размерности.

Большой процент отклонений наблюдается в персистентном интервале фрактальной размерности, из-за чего рассмотрение мультифрактальных методов будет проходить именно в этом диапазоне. На рисунке 3.3 представлена функция Вейерштрасса-Мандельброта с фрактальной размерностью $D \approx 1.3$, на

котором будет проводиться тестирование метода мультифрактального флуктуационного анализа и вейвлет-преобразования.

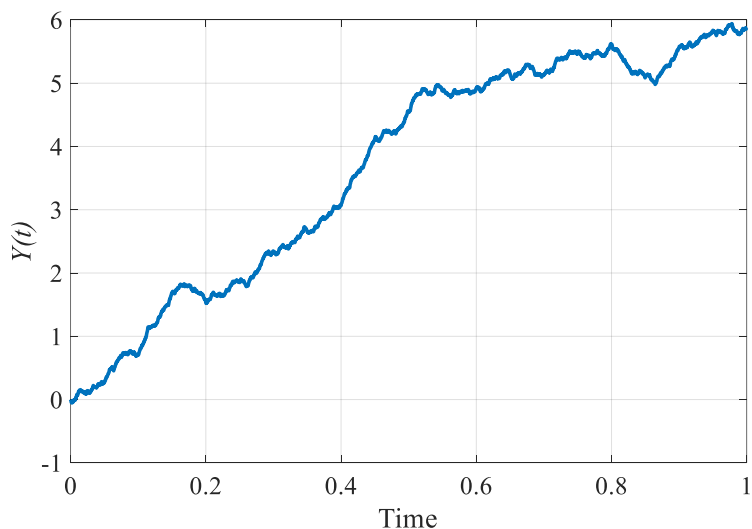


Рисунок 3.3 – Функция Вейерштрасса-Мандельброта с размерностью $D \approx 1.3$

Проанализируем тестовый ряд методом мультифрактального флуктуационного анализа. На рисунках 3.4 а и 3.4 б показаны функции изменения показателя Херста $h(q)$ и спектра обобщенных фрактальных размерностей $D(q)$ соответственно. Изменение значений показателя Херста, согласно графическому отчету, происходит в промежутке от 0.59 до 0.73, фрактальной размерности – от 1.27 до 1.41. При $q = 0$ достигается хаусдорфова фрактальная размерность носителя меры, что, согласно графику функции, приблизительно равна $D \approx 1.29$. Полученное значение имеет отклонение в 0.01% от заданного, что является допустимым. Корреляционная размерность в данном случае достигается в точке $q = 2$ и равна примерно $D \approx 1.35$.

На рисунках 3.5 а и 3.5 б показаны функции скейлинговой экспоненты $\tau(q)$ и мультифрактального спектра (сингулярности) $f(\alpha)$. Поведение скейлинговой экспоненты говорит о свойстве монофрактальности, которое присуще исследуемому тестовому сигналу. Это также подтверждает и функция сингулярности, так как разброс концов спектра невелик и составляет около $\alpha_{\max} - \alpha_{\min} \approx 0.2$. Не наблюдается симметрии «веток», левая значительно удлинена,

что говорит о низких флуктуациях (редких случайных колебаний) рассматриваемой тестовой функции.

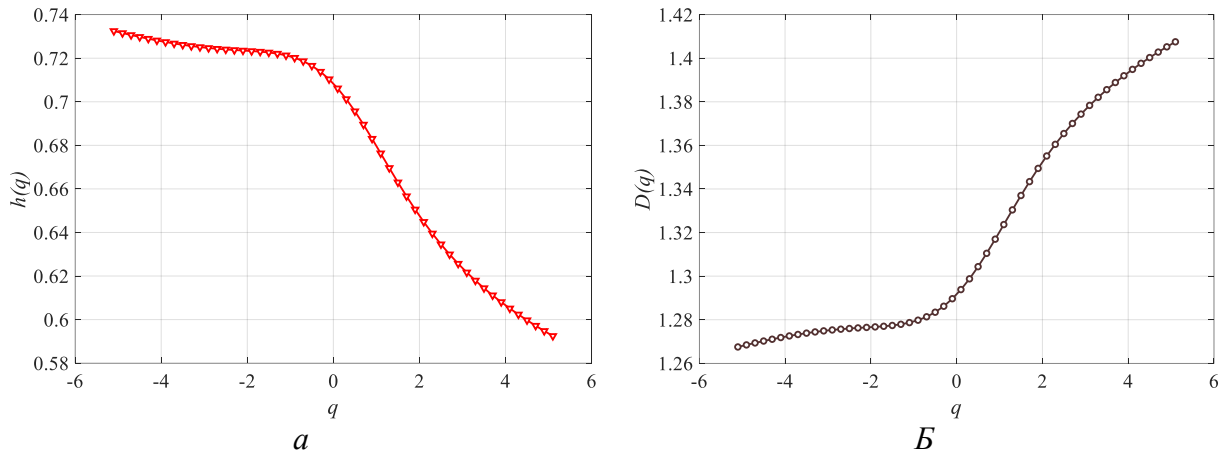


Рисунок 3.4 – Функции показателя Херста $h(q)$ (а) и спектра обобщенных фрактальных размерностей $D(q)$ (б)

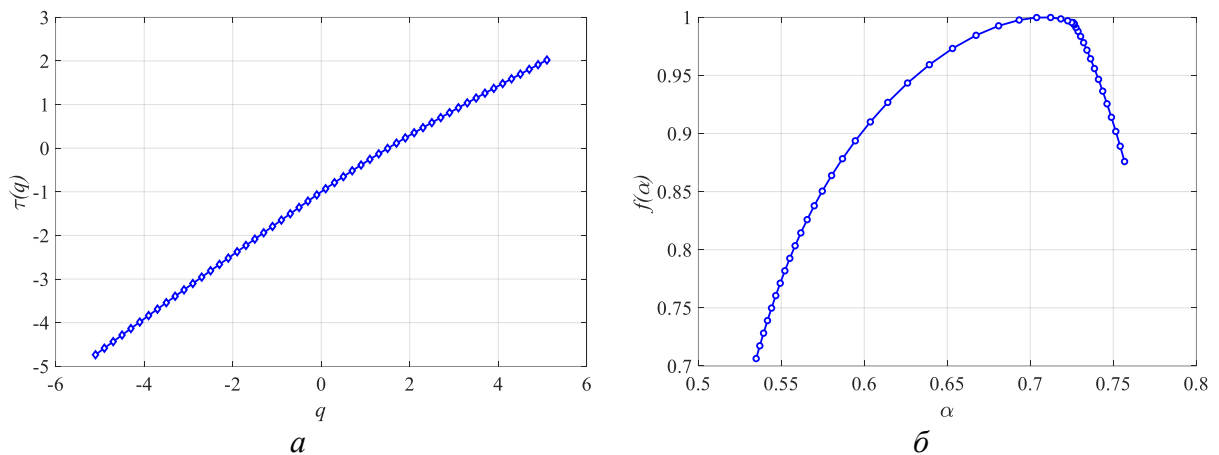


Рисунок 3.5 – Функции скейлинговой экспоненты $\tau(q)$ (а) и сингулярности $f(\alpha)$ (б)

Для рассмотрения частотно-временной развертки сигнала построим развертку вейвлет-преобразования, используя в качестве базисного дискретный ортогональный вейвлет Добеши второго порядка. На рисунке 3.6 представлен результирующий скелетон рассматриваемой функции. Ось абсцисс отображает изменение времени b , ось ординат – масштабному временному коэффициенту a . Малые значения масштаба соответствуют высокочастотным компонентам; высокие – низкочастотным. По графическому отчету заметно преобладание средних и низких частот. Вейвлет-преобразование не выявило ярко выражен-

ных особенностей рассматриваемой функции – на всем временном промежутке скелетон однообразен.

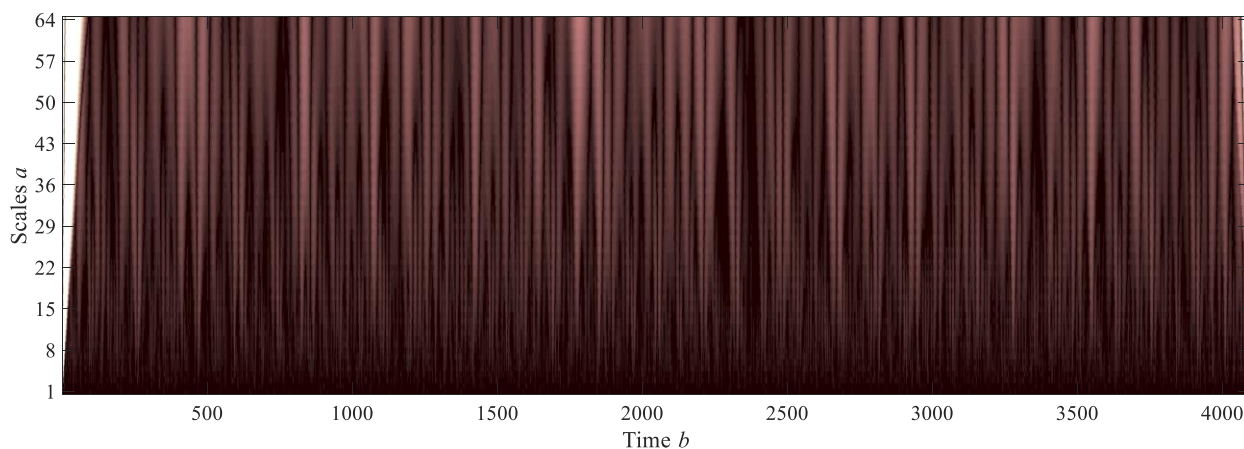


Рисунок 3.6 – Скелетон вейвлет-преобразования с базисным вейвлетом Добеши второго порядка

3.3 Описание структуры программного комплекса и режима работ

На основе рассмотренных выше фрактальных и мультифрактальных методов была разработана система интеллектуальной диагностики скейлинговых и спектральных характеристик сигналов в виде программного приложения ППП Matlab. Структура разработанного комплекса представлена на рисунке 3.7. Интеллектуальная система позволяет пользователю загрузить исследуемый временной ряд из аудиофайла или файла электронных таблиц в рабочую область, выделить интересующий столбец (применимо для таблиц) и окно диагностического интереса, т.е. определенный интервал, выбрать метод для анализа и, при переходе в подчиненную форму, возможно настроить параметры вывода графического отчета.

В модуль предобработки динамического сигнала входит выделение окна анализа по запросу пользователя и после транслирование фрагмента ряда в используемые метода представления: результат процедуры нормализации, исключение линейного тренда из исходного ряда и фильтрация сигнала последовательными фильтрами высокой и низкой частоты и Баттерворта. Для определения стационарности временного ряда программный комплекс предлагает

воспользоваться расширенным статистическим тестом Дики-Фуллера (нулевая гипотеза H_0 соответствует нестационарному свойству, альтернативная гипотеза H_1 – стационарному). После препроцессинговой обработки исходного сигнала предоставляется возможность выгрузки временного ряда в файл формата .mat.



Рисунок 3.7 – Структурная схема программного приложения

В приложение входят три основных программных модуля, отвечающие за программное исполнение используемых для анализа алгоритмов: алгоритм Хигучи, метод мультифрактального флуктуационного анализа и вейвлет-преобразование. Для каждого модуля рассчитана соответствующая подпрограмма, которая позволяет визуализировать результаты в виде графического и численного представления характеристик. На рисунке 3.8 показан интерфейс программы с визуализацией результатов алгоритма Хигучи и вейвлет-преобразования.

Результатом работы подпрограммы, описывающей метод Хигучи, является визуализация с помощью метода наименьших квадратов аппроксимации за-

зависимости $\ln L(k)$ от $\ln k$, численная оценка фрактальной размерности D , показателя Херста H , свойство временного ряда (персистентный, случайный и антиперсистентный) и количество рассчитанных сегментов, характерное для исследуемого сигнала. Для сохранения описательного результата анализа программа предоставляет возможность сохранения дерева численного решения в текстовом файле .txt.

Модуль, ориентированный на метод мультифрактального флуктуационного анализа, в результате работы предоставляет визуализацию мультифрактальных характеристик анализируемого множества: скейлинговая экспонента $\tau(q)$, значения экспонент Гельдера $\alpha(q)$ и Херста $h(q)$, спектр сингулярности $f(\alpha)$.

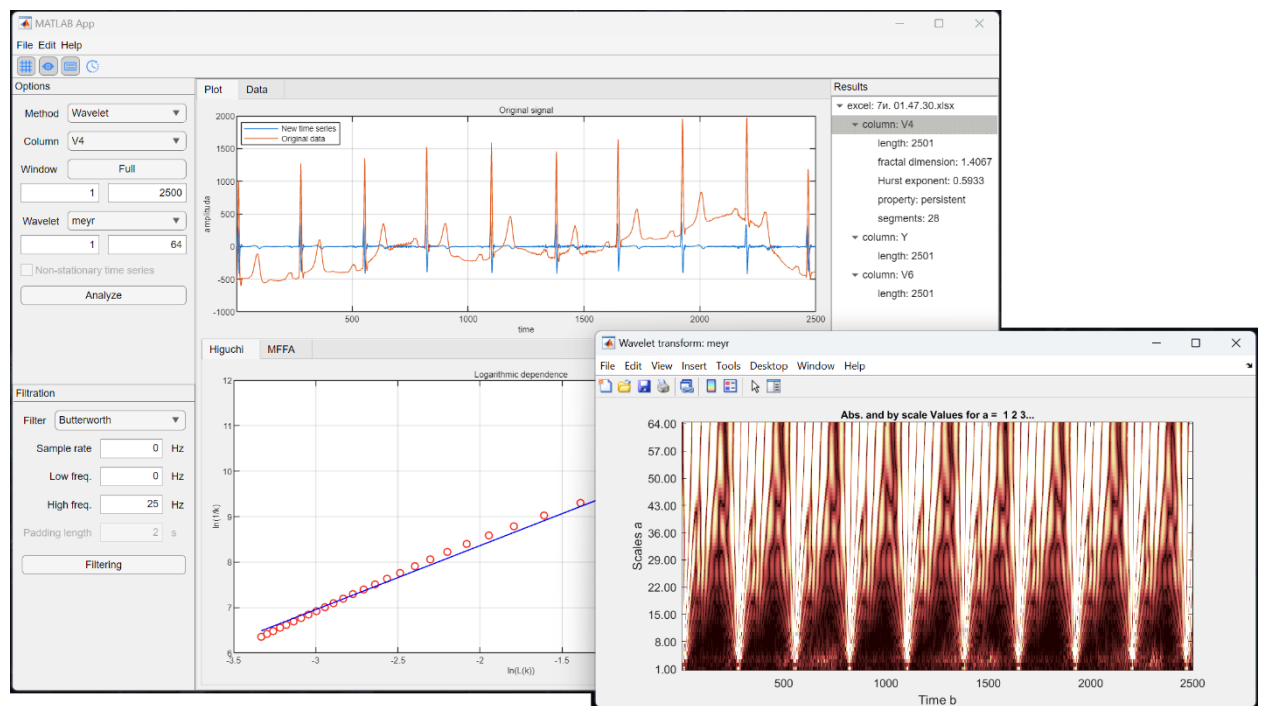


Рисунок 3.8 – Интерфейс программного приложения

Наконец, модуль, ориентированный на спектральный вейвлет-анализ, выполняет вейвлет-преобразование, строит поверхность коэффициентов вейвлет-преобразования и ее проекцию на оси, соответствующие частотно-временной развертке.

3.4 Результат анализа

3.4.1 Исследование сигналов аускультации легких

В качестве исследуемых сигналов аускультации легких были использованы пять видов вдыхательных шумов: везикулярный, бронхиальный и бронховезикулярный шум, свистящий и влажный хрип, аудиозаписи которых были взяты из статьи [55]. Визуализация и описание шумов представлены в пункте 1.2.1. В таблице 3.3 представлены по порядку возрастания значения фрактальной размерности по алгоритму Хигучи для сигналов на всем интервале времени.

Таблица 3.3. Фрактальная размерность на всем интервале.

Тип шума	Фрактальная размерность D
Бронховезикулярный шум	1.8424
Везикулярный шум	1.8572
Свистящий хрип	1.8831
Влажный хрип	1.9086
Бронхиальный шум	1.9313

Все рассматриваемые сигналы находятся в антиперсистентном диапазоне, что характерно для изменчивых временных рядов, и стремятся к максимальному значению размерности. Рисунок 3.9 соответствует логарифмической зависимости полной средней длины кривой от количества сегментов для везикулярного шума и свистящего хрипа. Следует отметить, что для последнего характерно спиралевидное поведение в отличие от остальных типов легочных шумов.

Исследованиям подверглись как весь временной промежуток, так и участки паузы между циклами дыхания, вдоха и выдоха, интервалы между ними, выделяя каждому интервалу по 1 000 значений. Вычисление фрактальных размерностей на участках позволило определить различное поведение для каждого типа шума. Зависимость фрактальных размерностей от участков дыхания показана на рисунке 3.10 для всех типов исследуемых сигналов. Схожесть поведения проявили только везикулярный и бронхиальный шум, но последний показывает высокие пики на вдохе и выдохе в отличие от первого. Влажный хрип имеет два этапа вдоха: для низкого характерны значения, близкие с антиперси-

СТЕНТНЫМ ВДОХОМ СВИСТЯЩЕГО ХИПА; ДЛЯ ВЫСОКОГО – ЗНАЧИТЕЛЬНО НИЖЕ, В ПЕРСИСТЕНТНОМ ИНТЕРВАЛЕ.

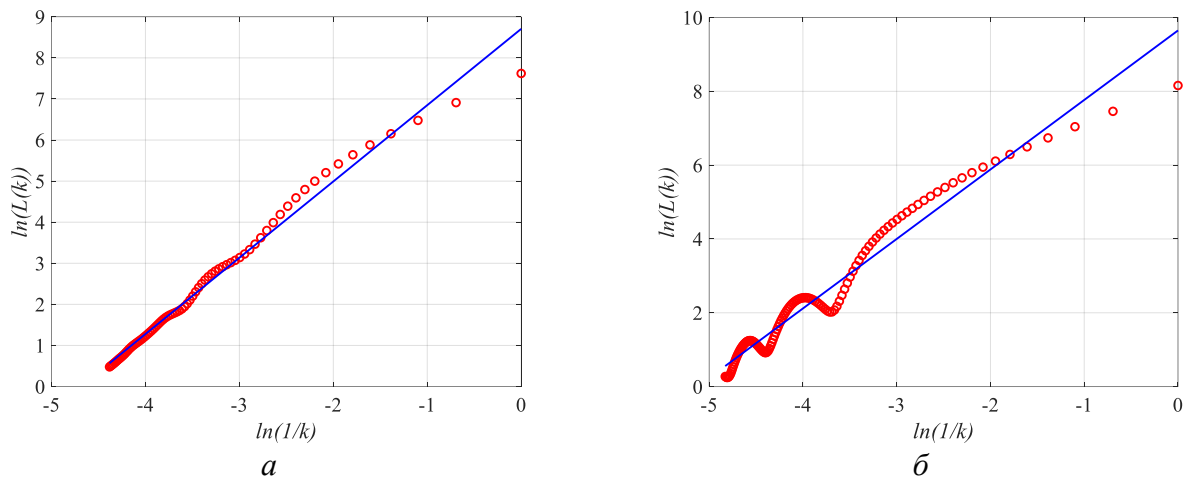


Рисунок 3.9 – Аппроксимация для везикулярного шума (а) и свистящего хрипа (б)

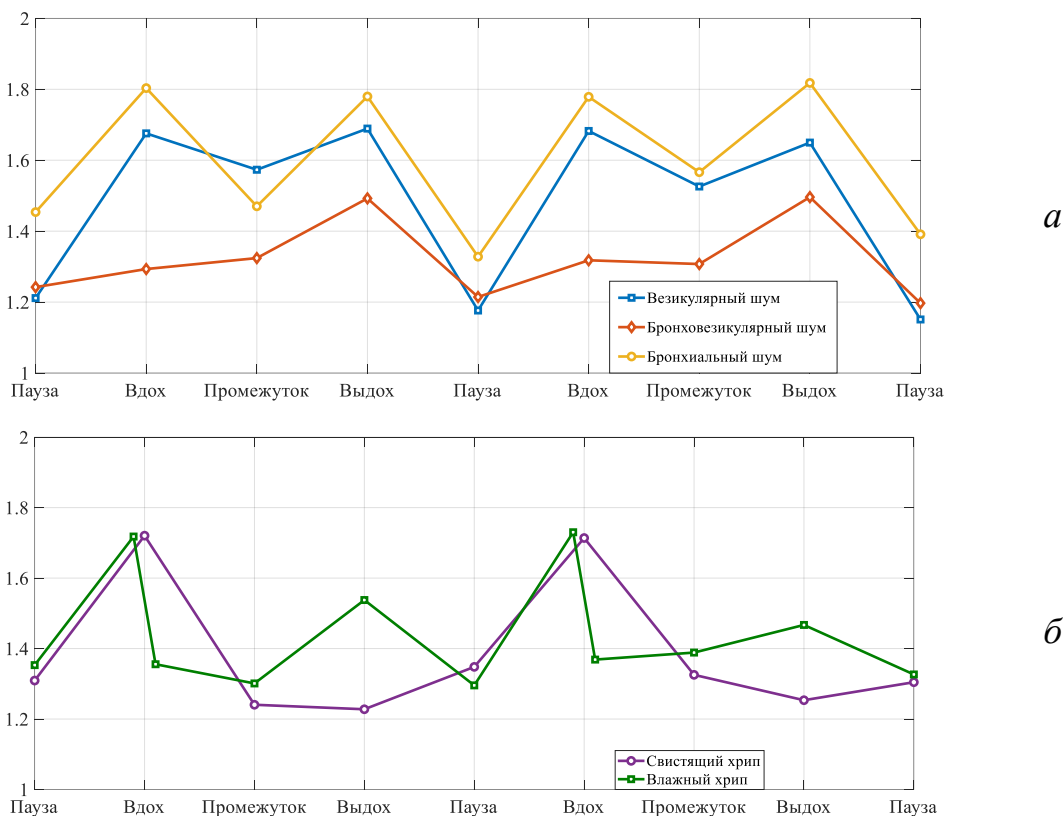


Рисунок 3.10 – Зависимость фрактальных свойств для везикулярного, бронховезикулярного и бронхиального шума (а), свистящего и влажного хрипа (б)

В таблице 3.4 представлены фрактальные особенности для каждого участка исследуемых сигналов аускультации. Полученные результаты говорят

о возможности диагностирования представленных типов дыхательных шумов, опираясь на то, к какой динамике фрактальной размерности относятся их участки: персистентный, антиперсистентный участки или случайный ряд.

На рисунке 3.11 изображен мультифрактальный спектр (или спектр сингулярности) на участке между дыханиями для бронховезикулярного шума и свистящего хрипа соответственно. Мультифрактальные характеристики находились по методу мультифрактального флуктуационного анализа.

МФФА показал мультифрактальное строение всех типов шумов, то есть все спектры имели широкое основание. В зависимости от участка было замечено относительное уширение или сужение основания спектра, максимум функции мог смещаться на интервале (0; 0.6). Замечались случаи удлинение левой и правой «ветви», что говорит о наличие малых и высоких флуктуаций на участках соответственно. Из-за этого следует, что все исследуемые дыхательные шумы имеют мультифрактальный характер и различное поведение, выявляемое за счет симметрии или удлинения «ветвей», ширины основания спектра.

Таблица 3.4. Особенности участков дыхания.

1 – 1.5 (персистентный)	1.5 (случайные блуждания)	1.5 – 2 (антиперсистентный)
Везикулярный шум		
Пауза 1.15 – 1.21	–	Вдох 1.67 – 1.68 Переход 1.52 – 1.57 Выдох 1.64 – 1.69
Бронховезикулярный шум		
Пауза 1.19 – 1.24 Вдох 1.29 – 1.31 Переход 1.30 – 1.32	Выдох 1.49	–
Бронхиальный шум		
Пауза 1.32 – 1.45	Переход 1.47 – 1.56	Вдох 1.77 – 1.80 Выдох 1.77 – 1.81
Свистящий хрип		
Пауза 1.30 – 1.35 Переход 1.24 – 1.33 Выдох 1.24 – 1.29	–	Вдох 1.70 – 1.72
Влажный хрип		
Пауза 1.29 – 1.35 Высокий вдох 1.35 – 1.40 Переход 1.30 – 1.42	Выдох 1.45 – 1.53	Низкий вдох 1.71 – 1.77

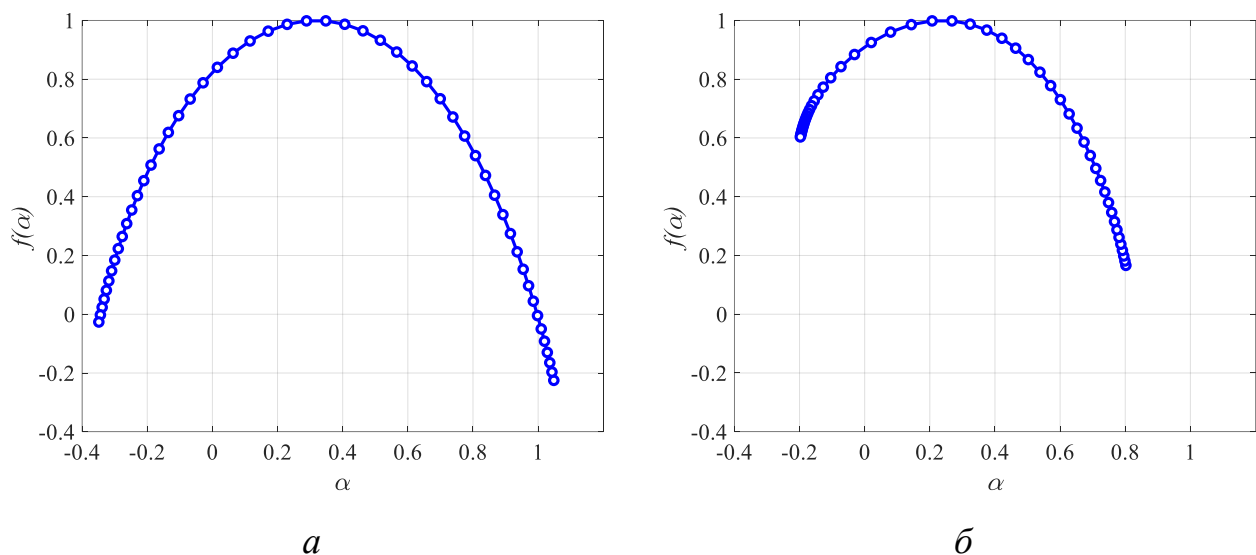


Рисунок 3.11 – Спектр сингулярности $f(\alpha)$ бронховезикулярного шума (*а*) и свистящего хрипа (*б*) на участке между дыханиями

Рисунок 3.12 соответствует вейвлет-преобразованию интервалов между циклами дыханиями бронхиального, бронховезикулярного и везикулярного шумов. В качестве базисного вейвлета использовался МНАТ-вейвлет (или мексиканская шляпа).

Несмотря на то, что бронховезикулярный шум обладает свойствами бронхиального и везикулярного, скелетон этого шума на всех интервалах показал некоторое отличное от них поведение. Это позволяет исключить неоднозначность в диагностировании этого шума. Для везикулярного шума наблюдается явное отсутствие деления масштабов на средних и низких частотах с максимальным значением функции распределения $W(a, b)$ для данного базисного вейвлета. Что касается свистящего хрипа, то такое явление наблюдается в большей степени на всем частотном промежутке.

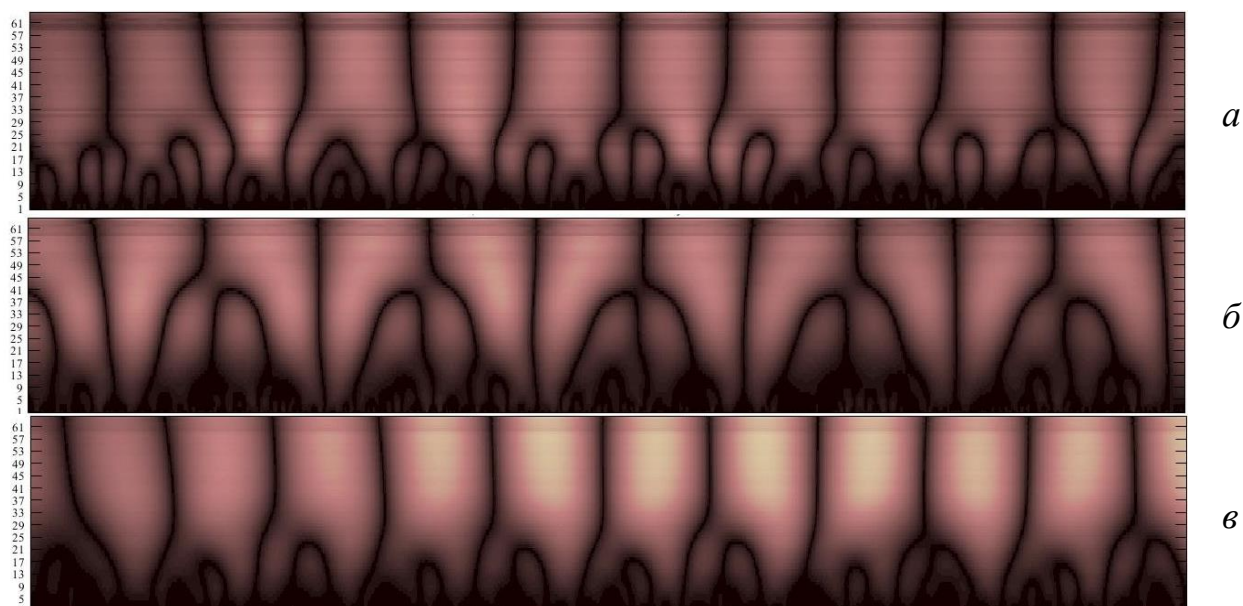


Рисунок 3.12 – Вейвлет-преобразование промежутка между дыханиями бронхиального (*a*), бронховезикулярного (*б*) и везикулярного (*в*) шумов

3.4.2 Исследование сигналов электрокардиограммы

В качестве исследуемых сигналов сердечной деятельности были использованы пять сердечных ритмов и аритмий: нормальный ритм, блокада левой и правой ножки пучка Гиса, преждевременное сокращение предсердия и желудочка (предсердная и желудочковая экстрасистолии соответственно), взятые из аккредитованной базы данных MIT-BIH Arrhythmia Database [46], которая насчитывает большое количество записей с патологическими и здоровыми особенностями. Визуализация информационных участков ЭКГ и описание рассматриваемых сердечных ритмов представлены в пункте 1.2.2.

Временной интервал одной записи составляет в общем случае более 30 минут, включая в себя более 2 000 R-пиков. Для исследования необходимо выделить информационные участки сигналов электрокардиограммы с последующим разделением их на категории. Обнаружение R-зубцов производилось с помощью детектора QRS-комплекса Пана-Томпкинса [47], результат алгоритма которого изображен на рисунке 3.13. Обнаружение импульсных зубцов происходит за счет выделения следующих уровней сигнала: черный – уровень шума; красный – уровень полезного сигнала; зеленый – адаптивный порог.

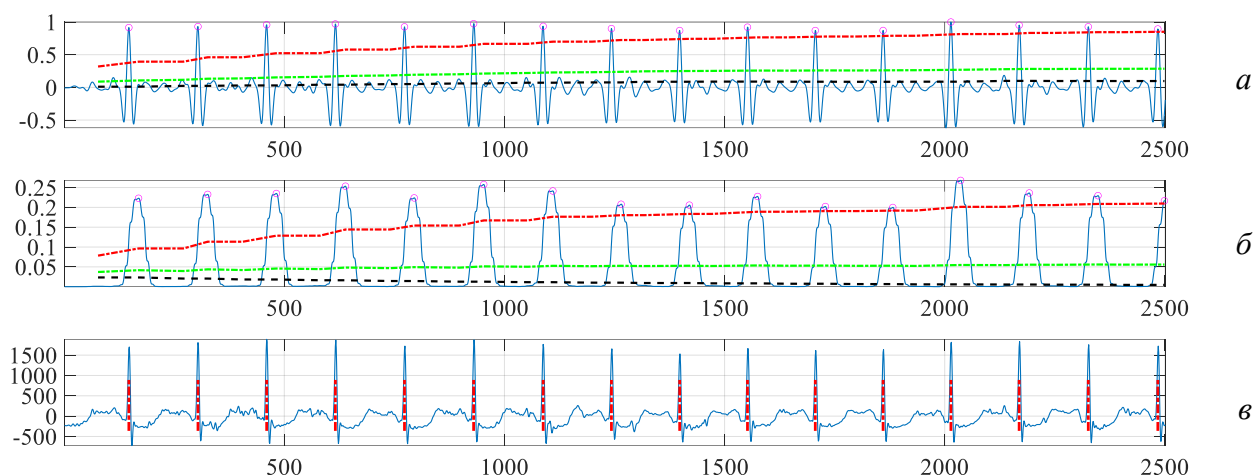


Рисунок 3.13 – Работа алгоритма Пана-Томпкинса с визуализацией отфильтрованного по частотам сигнала (а), выделенных уровней (б) и импульсной последовательности (в)

Далее выделяются «окна» диагностического интереса – информационные участки с набором малых зубцов до и после QRS-комплекса длиной ряда из 360 значений. Полученные ряды разделяются по рассматриваемым категориям сердечных ритмов и аритмий с учетом авторской документации относительно исходных сигналов. Затем все временные ряды проходят фильтрацию вейвлетом Symlet четвертого порядка (sym4) для исключения возможных артефактов (результата помех от плохой заземленности аппаратуры) и нормализацию для уменьшения амплитуды сигнала в $\approx 1\ 400$ мВ до ≈ 6 мВ.

В таблице 3.5 представлены значения фрактальной размерности по алгоритму Хигучи для ста сигналов (по 20 временных рядов на один тип сердечного ритма). Расшифровка сокращений, представленных в таблице, следующая: НР – нормальный ритм; БЛНПГ – блокада левой ножки пучка Гиса; БПНПГ – блокада правой ножки пучка Гиса; ПСП – преждевременное сокращение предсердия; ПСЖ – преждевременное сокращение желудочка.

Таблица 3.5. Фрактальная размерность сигналов разных типов ритмов.

№	НР	БЛНПГ	БПНПГ	ПСП	ПСЖ
1	1,2260	1,1685	1,2020	1,2858	1,0533
2	1,4140	1,0970	1,1854	1,4677	1,1273
3	1,2758	1,3362	1,2495	1,2534	1,2530

№	НР	БЛНПГ	БПНПГ	ПСП	ПСЖ
4	1,3762	1,2045	1,2295	1,2672	1,0802
5	1,2809	1,1820	1,2186	1,2550	1,2244
...
15	1,4388	1,1042	1,3893	1,2701	1,0832
16	1,3373	1,2452	1,2209	1,2040	1,0606
17	1,6528	1,3465	1,3390	1,4407	1,0878
18	1,3529	1,3327	1,1929	1,4581	1,1347
19	1,2411	1,1896	1,3366	1,5922	1,1355
20	1,2119	1,1128	1,1615	1,2729	1,0569

Исключая из полученных результатов два случая стремления фрактальной размерности до антиперсистентного интервала, все ритмы обладают персистентным свойством. В таблице 3.6 представлены интервалы фрактальной размерности для всех типов ритмов и аритмий по рассчитанным значениям. Для всех сигналов рассматриваются совмещения диапазонов, что говорит о невозможности однозначного диагностирования по одному фрактальному методу.

Таблица 3.6. Минимальное и максимальное значение фрактальной размерности сердечных ритмов.

	НР	БЛНПГ	БПНПГ	ПСП	ПСЖ
минимум	1,1897	1,0970	1,1542	1,1754	1,0352
максимум	1,4388	1,3465	1,3893	1,4677	1,2582

Рассмотрим мультифрактальные спектры (или спектры сингулярности) по методу мультифрактального флуктуационного анализа. Для наглядности далее будут визуализированы по несколько результирующих графиков для каждой категории сердечных ритмов и аритмий. На рисунке 3.14 изображены спектры сингулярности для нормального сердечного ритма, на рисунке 3.15 – для блокады левой ножки пучка Гиса. Фрактальная размерность носителя меры для всех сигналов достигается в интервале α (0.5; 1.5). В случаи таких патологий, как преждевременное сокращение желудочка и предсердия, блокады левой ножки пучка Гиса, часто встречаются спектры неправильной формы.

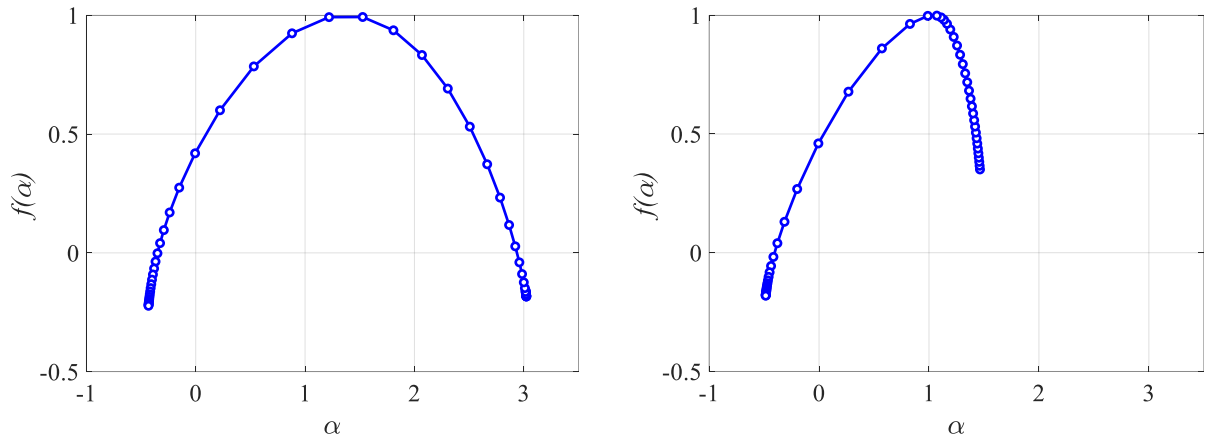


Рисунок 3.14 – Спектры сингулярности для нормального ритма

Все полученные функции сингулярности и скейлинговой экспоненты доказывают мультифрактальный характер всех ритмов и аритмий, т.к. $1 < \alpha_{\max} - \alpha_{\min} < 3.5$. В большинстве случаев нормального ритма и блокады левой ножки пучка Гиса наблюдается слабая или утвердительная симметрия «веток» мультифрактального спектра. Для остальных ситуациях преимущественно удлинение левой ветви, что характерно для сигналов с малыми флуктуациями. При блокаде левой ножки пучка Гиса спектры чаще узкие и всегда со слабым или сильным смещением «волны» центра носителя меры вправо. В других же случаях мультифрактальные спектры либо прямые, либо с подобным смещением.

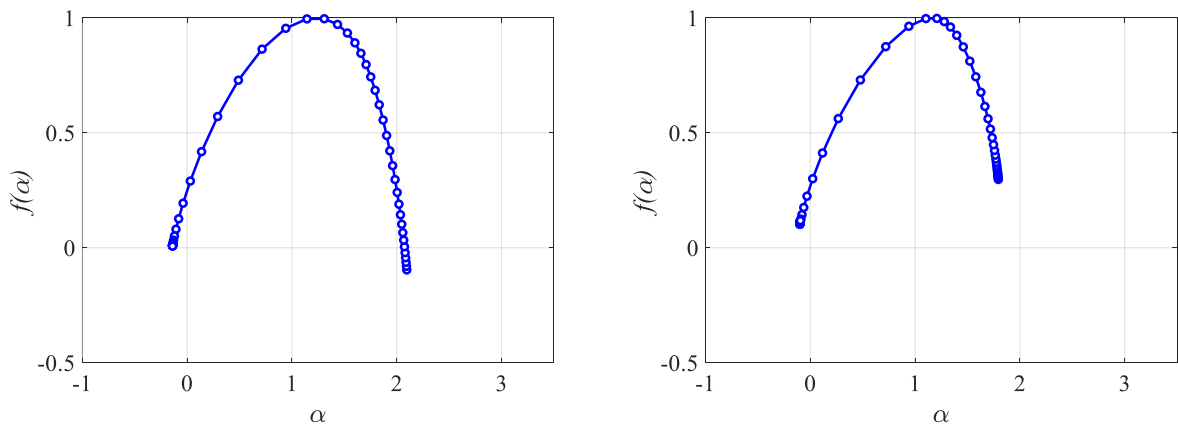


Рисунок 3.15 – Спектры сингулярности для блокады левой ножки пучка Гиса

Несмотря на вышеперечисленные характерные особенности функции сингулярности, не исключены случаи, когда происходит совмещение этих параметров: положение и наклон «волны» носителя меры, ширина спектра и удлинение «веток». В такой ситуации встает необходимость рассмотреть еще

один метод интеллектуального анализа – вейвлет-преобразование с частотно-временным распределением $W(a, b)$.

Рисунок 3.16 визуализирует скелетоны вейвлет-преобразования сигналов нормального сердечного ритма и преждевременного сокращения предсердия, рисунок 3.17 – сигналов левой и правой ножек пучка Гиса соответственно. Для всех сигналов на скелетоне характерно явное отображение R-зубца, который представляет собой расширяющуюся область при уменьшении частоты. На средних и высоких частотах R-пику характерно отсутствие деления масштаба и линейность. Такая же особенность наблюдается и при преждевременном сокращении предсердия в зоне R-зубца, образуя область без деления масштаба на всем временном интервале при высоких частотах.

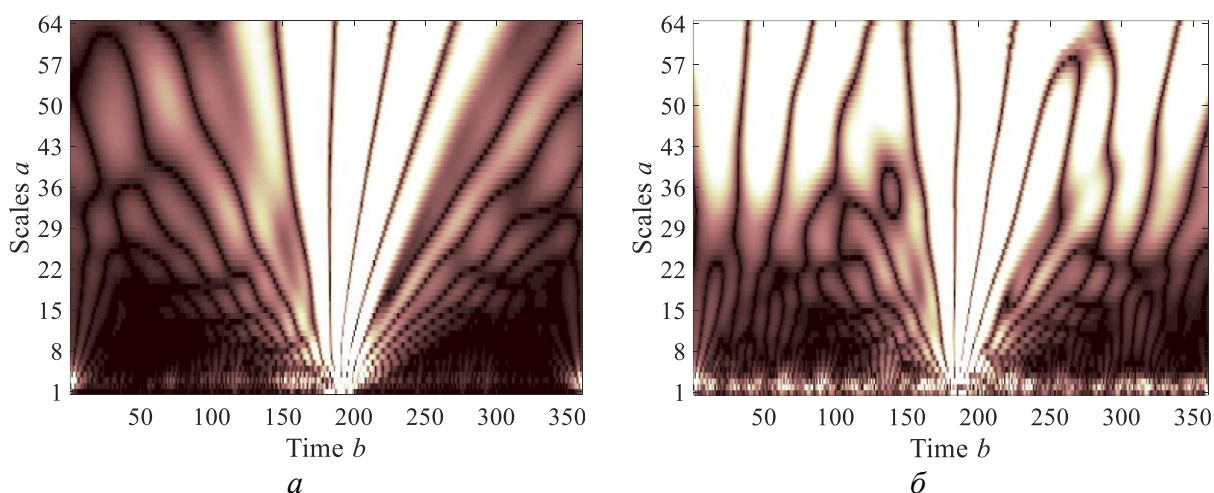


Рисунок 3.16 – Скелетон вейвлет-преобразования для нормального ритма (*a*) и преждевременного сокращения предсердия (*б*)

Скелетон при нормальном ритме имеет строгую структуру: обособленный R-пик, по обеим сторонам от которого наблюдаются отрицательные зоны функции распределения $W(a, b)$ при максимальной частоте. Вне пика положительных областей функции наблюдается минимальное количество, или же они вовсе отсутствуют. Структуры всех остальных типов аритмий, кроме преждевременного сокращения предсердия, подобны нормальному ритму, за исключением некоторых нюансов:

- при блокаде левой ножки пучка Гиса, предсердной и желудочной экстрасистолии отсутствуют максимальные по модулю отрицательные (темные) зоны по сторонам от главного зубца;
- при блокаде левой ножки пучка Гиса основание R-пика в области максимальной частоты расширено, присутствует деление масштаба;
- положительные зоны при всех аритмиях не централизованы в районе R-пика, а распределены по всей частотно-временной области (при предсердной экстрасистолии вообще выявляют P-пик).

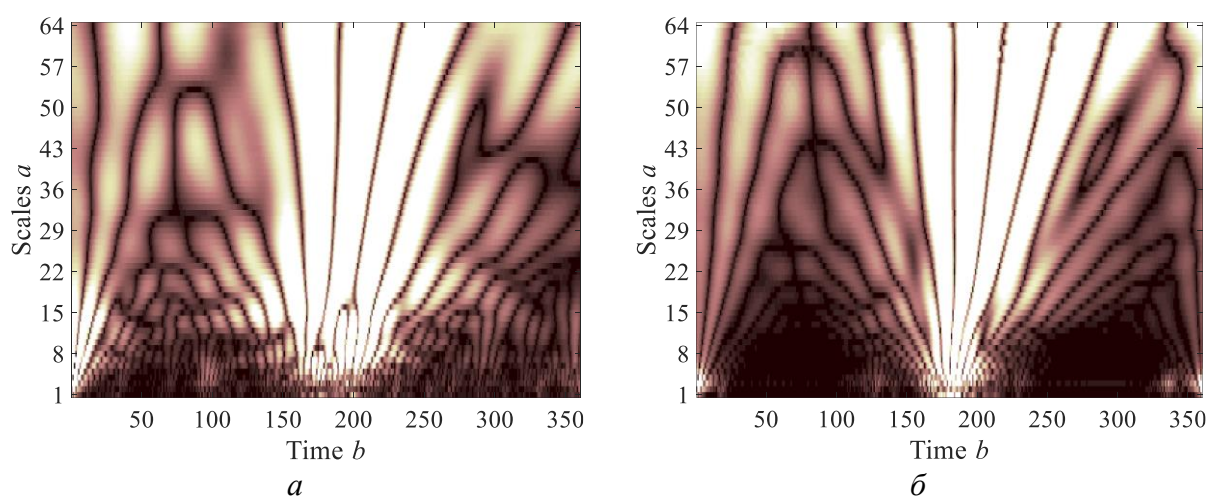


Рисунок 3.17 – Скелетон вейвлет-преобразования для левой (а) и правой (б) ножки пучка Гиса

3.5 Применение моделей машинного обучения для классификации сердечных ритмов

На сегодняшний день для диагностики и классификации сложных структурированных данных применяются технологии и методы машинного обучения и нейронных сетей, т.к. не все классические методы способны однозначно определить патологические особенности некоторых биомедицинских сигналов. Для выявления паттернов поведения сигналов аускультации легких с последующей их классификацией отлично подошли фрактальный метод Хигучи и вейвлет-преобразование. Что касается сигналов электрокардиограммы, то при анализе результатов работы фрактальных и мультифрактальных методов были выявлены схожести в поведении, которые не позволяют так однозначно отнести

их к одной из рассмотренных категорий. Отсюда встает необходимость в использовании такого метода интеллектуального анализа, как машинное обучение.

Машинное обучение представляет собой разработку статистических алгоритмов и моделей, в основе которых лежат представленные шаблоны и логические выводы вместо явных инструкций классических методов. Такой тип исследований подходит для анализа больших объемов информации, где сложно выявить закономерность – при обучении модель сама выявляет шаблон данных по полученным от разработчика классам (категориям). На данный момент машинное обучение активно применяется в следующих сферах деятельности: производство (процессы контроля качества и улучшение логистических решений); здравоохранение и медицина (анализ информации с датчиков регистрации состояния); финансы (управление финансовыми портфелями, анализ рисков) и т.д.

При обобщении процесса обучения и работы моделей машинного обучения он выглядит так:

1) Для обучения разработчик подает на вход сети некоторую обучающую последовательность значений, где последний из них – принадлежность к классу или прогнозируемое значение, если обучение происходит с учителем. При обучении без учителя на вход модели подается только исследуемые значения.

2) На основе запрограммированных в модели математических операций и выбранного разработчиком ядра (опционально для различных методов) вычисляется связь между входными и выходными значениями. При достижении наилучшего результата процесс обучения заканчивается.

3) При работе модели пользователь подает на вход интересующие его значения и получает принадлежность данных к категории или спрогнозированную информацию по обученному шаблону.

Для вычисления качества обученных моделей классификаторов в данной работе будут использоваться метрики Ассигасу и F1. Точность по Ассигасу находится следующим образом:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

где TP – true positive, TN – true negative, FP – false positive, FN – false negative.

Точность по F1 вычисляется так:

$$F1 = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{precision + recall},$$

где показатели точности (precision) и полноты (recall) вычисляются, как

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN}.$$

На вход обеих моделей машинного обучения подавались временные ряды длиной 360 значений, на выход принимались значения принадлежности к пяти категориям сердечных ритмов и аритмий: нормальный ритм, блокада левой и правой ножки пучка Гиса, преждевременное сокращение предсердия и желудочка. Обучающая выборка содержала 28 800 объектов различных классов, тестовая выборка – 7 200 объектов.

3.5.1 Метод опорных векторов (SVM)

Метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM) – наиболее популярный метод машинного обучения для решения задач регрессии и классификации. Основан метод на построении плоскости, которая распределяет объекты выборки наиболее оптимально. Чем больше пространство между плоскостью и объектами разных классов, тем меньше результирующая ошибка при классификации.

Для поиска наилучшей границы принятия решения используются ядерные функции – математические функции, линии которых разделяют классы. Чаще используются в качестве ядра линейные, полиномиальные и радиальные функции. В работе было использовано полиномиальное ядро, имеющее вид:

$$K(x, x') = \langle x, x' \rangle^d$$

$$K(x, x') = (\langle x, x' \rangle + 1)^d$$

Рассмотрим возможные преимущества метода опорных векторов в отношении метода стохастического градиента и с некоторыми нейросетями:

- единственность решения задачи выпуклого квадратичного программирования;
- метод опорных векторов часто сравнивают с двухслойной нейронной сетью, где количество нейронов на скрытом слое определяется числом задействованных опорных векторов;
- метод основан на оптимальном построении разделяющей плоскости с максимальной областью разделяющего пространства, что повышает точность классификатора.

К недостаткам метода опорных векторов относятся:

- метод неустойчив к шуму и случайным выбросам в выборке данных, что значительно сказывается на построении разделяющей плоскости;
- отсутствие возможности использования пользовательских ядер, которые могли бы подойти для конкретной задачи.

На рисунке 3.18 изображена матрица ошибок по предсказанным и действительным значениям класса. Обозначения классов следующие: N – нормальный ритм; L – блокада левой ножки пучка Гиса; R – блокада правой ножки пучка Гиса; A – предсердная экстрасистолия; V – желудочковая экстрасистолия. Эта матрица отображает количество истинно и ложно предсказанных для всех классов с выводом числа неправильно предсказанных сигналов в пользу другой категории.

Качество модели, основанной на методе опорных векторов, по обоим метрикам Accuracy и F1 равняется 95.9%, что демонстрирует большую чувствительность к информационным участкам сигналов ЭКГ. В свою очередь, матрица ошибок визуализирует частоту и количество верных и ложных предсказаний. Более 875, чаще больше 1 300, объектов каждого класса были отнесены к соответствующей категории, всего 292 объектам из 7 200 предсказан ложный класс.

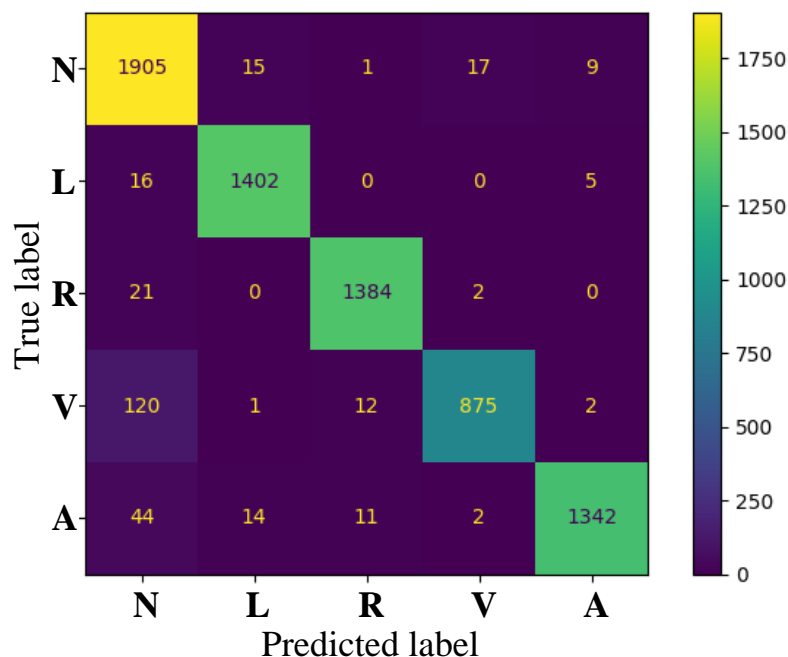


Рисунок 3.18 – Матрица ошибок для обученной модели SVM

По значениям, которые визуализированы в матрице ошибок, можно резюмировать, что совмещения блокады левой и правой ножки пучка Гиса отсутствует, что позволяет однозначно разделить эти типы аритмий. Небольшое количество объектов из каждого класса аритмий были ложно отнесены к нормальному ритму, что может негативно сказаться при диагностике в реальных условиях. Но, в сравнении с правильно предсказанными значениями, таких ситуаций мало.

3.5.2 Метод k -ближайших соседей (KNN)

Метод k -ближайших соседей (k Nearest Neighbours, KNN) относит объект к тому классу, к которому относятся ближайшие от него k объекта обучающей выборки. Данная модель машинного обучения относится к категории метрических классификаторов, основанных на выявлении сходства между рассматриваемыми объектами. Помимо применяемой модели, к упомянутой категории также относятся: методы ближайших соседей и взвешенных ближайших соседей.

Расстояние между объектами вычисляется с помощью Евклидовой метрики, формула которой выглядит следующим образом:

$$d(a,b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2},$$

где a и b – некоторые объекты, расположенные в пространстве; n – количество признаков. Количество соседей для данной задачи было взято $k = 3$.

К преимуществам метода k -ближайших соседей относятся:

- простота понимания и реализации метода;
- встречается в решении многих задач, в том числе в информационных рекомендательных системах;
- при правильном выборе количества соседей k и метрики расстояния может показать достаточно высокую точность.

К недостаткам модели машинного обучения относятся:

- при вычислении и хранении расстояний между объектами затрачивается большое количество памяти и уменьшается скорость работы;
- метод также неустойчив к шуму, случайным выбросам и несбалансированным категориям данных;
- при увеличении числа признаков возникают как метрические, так и смысловые совпадения, что может отрицательно повлиять на конечный результат.

На рисунке 3.19 изображена матрица ошибок по предсказанным и действительным значениям класса. Обозначения классов: N – нормальный ритм; L – блокада левой ножки пучка Гиса; R – блокада правой ножки пучка Гиса; A – предсердная экстрасистолия; V – желудочковая экстрасистолия.

Качество модели, основанной на методе k -ближайших соседей, по обоим метрикам Accuracy и F1 равняется 97.7% и 97.67% соответственно, что также показывает высокую чувствительность к сигналам электрокардиограммы. По матрице ошибок следует, что более 968, чаще больше 1 300, объектов были верно соотнесены к классам. Всего 168 из 7 200 объектов были неверно классифицированы.

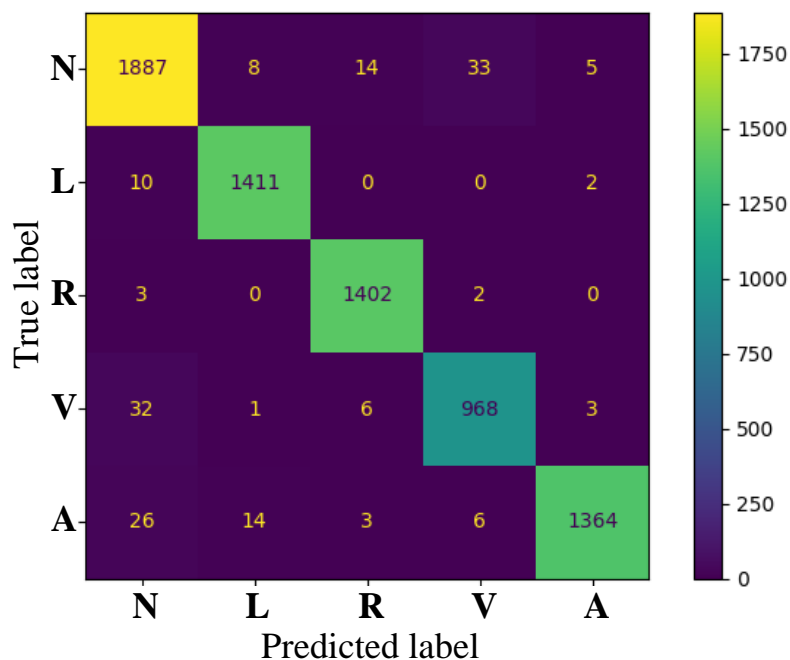


Рисунок 3.19 – Матрица ошибок для обученной модели KNN

Как и в модели SVM, KNN однозначно разделяет блокады левой и правой ножки пучка Гиса. Количество ложно предсказанных значений при классификации данной моделью значительно ниже, следовательно и отнесение аритмий к нормальному ритму. Это повышает точность модели и ее надежность при реальной диагностике, в сравнении с моделью SVM.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Магистерская диссертация обобщает результаты развития алгоритмов и их применение для фрактального и мультифрактального анализа биомедицинских сигналов в рамках методов Хигучи и мультифрактального флуктуационного анализа, для классификации временных рядов по информационным участкам с использованием моделей машинного обучения. Проведенные в работе исследования позволяют сформулировать следующие результаты работы.

1. Исследованы методы и методики анализа фрактальных, спектральных и мультифрактальных свойств временных рядов, методы классификации с применением моделей машинного обучения. В процессе были выявлены трудности анализа и диагностики биомедицинских сигналов, связанные с нечувствительностью некоторых классических фрактальных методов (R/S – анализ и расчет фрактальной размерности по Фурье-разложению) и необходимостью препроцессинга – фильтрации исходных данных и технического анализа (выделении информационных «окон»). Из-за сложности определения структуры сложных биомедицинских сигналов при использовании спектральных и мультифрактальных методов следует необходимость применения таких интеллектуальных методов, как нейронные сети или машинное обучение. В соответствии этим были определены шаги и алгоритмы работы методов фрактального и мультифрактального анализа данных, а также выбраны модели для машинного обучения.

2. Разработана программная реализация методов Хигучи, мультифрактального флуктуационного анализа и вейвлет-преобразования для анализа скейлинговых и спектральных свойств временных рядов. Были учтены особенности расчета количества сегментов для исключения ошибки при вычислении фрактальной размерности по алгоритму Хигучи. На основе запрограммированных интеллектуальных методов, была разработана система интеллектуального фрактального анализа с графическим интерфейсом пользователя для диагностики скейлинговых и спектральных характеристик временных рядов. Про-

граммный комплекс включает в себя также предобработку входных сигналов: фильтрация по Баттерворту и по последовательным высоким и низким частотам, нормализация и удаление линейного тренда.

Верифицирована работа модулей системы диагностики на искусственно сгенерированных временных рядах с использованием функции Вейерштрасса-Мандельброта с заранее известной фрактальной размерностью.

Листинги запрограммированных методов представлены в Приложениях В и Г. Программной реализации системы диагностики посвящена работа [18] Программа успешно прошла государственную регистрацию [17], копия свидетельства которой представлено в Приложении А.

3. Проведены вычислительные эксперименты по диагностике фрактальных и мультифрактальных характеристик временных рядов на примере конкретных данных: биомедицинских сигналах аускультации легких и электрокардиограммы. Визуализированы частотно-временные вейвлет-скелетоны, спектры сингулярности по методу мультифрактального флуктуационного анализа, приведена численная оценка фрактальных особенностей данных. Для аускультации легочных шумов установлено, что для каждого типа (везикулярный, бронхиальный и бронховезикулярный шум, свистящий и влажный хрип) сигнала характерен свой фрактальный паттерн поведения с разделением каждого участка дыхательного цикла в разные персистентные и антиперсистентные диапазоны. Спектры сингулярности демонстрируют широкое основание, т.е. мультифрактальные свойства рассматриваемых шумов. При свистящем хрипе на вейвлет-преобразовании присутствуют участки отсутствия деления масштабов на выдохе. Для сигналов кардиограммы установлено, что все типы приведенных сердечных ритмов и аритмий (нормальный ритм, блокада левой и правой ножек пучка Гиса, предсердная и желудочковая экстрасистолии) лежат в персистентном диапазоне ($D < 1.5$) по фрактальному методу Хигучи. Все построенные спектры сингулярности обладают широким основанием ($1 < \alpha_{\max} - \alpha_{\min} < 3.5$), что говорит о мультифрактальных свойствах информационных участков сигналов ЭКГ. По спектру вейвлет-преобразования прослеживаются паттерны пове-

дения для каждого типа ритма за счет локализации положительных и отрицательных участков функции распределения $W(a, b)$, ширины участка R-пика в районе высоких частот. Для R-зубца характерно отсутствие деления масштаба с расширением области при уменьшении частоты.

Результаты анализа представлены в работах [11–16, 18–20, 23, 24].

4. Обучены модели машинного обучения на основе методов опорных векторов (SVM) и k -ближайших соседей (KNN) для классификации информационных участков сигналов электрокардиограммы. Обучающая выборка включала в себя 28 800 объектов равномерно распределенных категорий; тестовая выборка – 7 200 объектов. Модель SVM использовалась с полиномиальным ядром, точность которой составила 95.9%. Модель KNN анализировала по трем ближайшим соседям на евклидовом расстоянии, точность составила 97.6%. Полученные результаты говорят о возможности применения обученных моделей для диагностики сердечных ритмов и аритмий.

5. Интегрированы совместно с научным руководителем учебно-методические материалы по применению фрактального метода Хигучи в качестве лабораторной работы курса «Интеллектуальный анализ данных» по теме «Фрактальный анализ временных рядов». Материалы представлены в Приложении Д.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Адзерихо, И.Э. Аускультация в практике врача: возможности и перспективы метода / И. Э. Адзерихо, И. Л. Лутик, М. И. Казакова // Медицинские новости. – 2014. – №6 (237). – С. 38–42.
2. Антипов, О.И. Применение метода Хигучи для автоматизации определения эпилептиформной активности на полисомнограмме / О. И. Антипов, А. А. Богданов // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2016. – Т. 19. – № 1. – С. 59–63.
3. Астафьева, Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения / Н. М. Астафьева // Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166. – № 11. – С. 1145–1170.
4. Божокин, С.В. Фракталы и мультифракталы / С. В. Божокин, Д. А. Паршин. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. – 128 с.
5. Валеев, С.Г. Применение мультифрактального анализа при описании временных рядов в технике и экономике / С. Г. Валеев, Ю. Е. Кувайскова, С. А. Губайдуллина // Вестник Ульяновского государственного технического университета. – 2008. – №2. – С. 23–27.
6. Василенко, В.Х. Краткая Медицинская Энциклопедия / В. Х. Василенко; Гл. ред. Б. В. Петровский. – 2-е изд. – М.: Советская энциклопедия, 1989. – Т. 1. – С. 408–409. – 624 с.
7. Вовк, И.В. Природа шумов дыхания и их мультифрактальные свойства / И. В. Вовк, В. Т. Гринченко, В. Т. Мацьпура // Акустический журнал. – 2013. – Т. 59. – № 5. – С. 636–647.
8. Воскресенский, С.Л. Оценка состояния плода. Кардиотокография. Допплерометрия. Биофизический профиль: учеб. пособие / С. Л. Воскресенский. – Минск: Книжный Дом, 2004. – 304 с. – ISBN 985-428-754-8.
9. Городничев, Р.М. Физиология силы: Монография / Р. М. Городничев, В. Н. Шляхтов – Москва : Спорт, 2016. – 232 с. – ISBN 978-5-906839-71-8.

10. Дроздов, Д.В. Регистрация электрокардиограммы покоя в 12 общепринятых отведениях взрослым и детям 2023. Методические рекомендации / Д. В. Дроздов, Л. М. Макаров, В. С. Баркан и др. // Российский кардиологический журнал. – 2023. – Т. 28(10). – С. 5631. – DOI: 10.15829/1560-4071-2023-5631.

11. Евдокимова, В.В. Гибридный подход с применением мультифрактальной оценки и машинного обучения в приложении к сигналам электрокардиограммы / В. В. Евдокимова // День науки: Материалы XXXIII научной конференции Амурского государственного университета, Благовещенск, 18 апреля 2024 года. – Благовещенск: Амурский государственный университет, 2024 / в печати

12. Евдокимова, В.В. Информационная поддержка диагностики сигналов электрокардиограммы с использованием мультифрактального вейвлет-анализа / В. В. Евдокимова, Л. С. Афанасов, А. Г. Масловская // Математическое и компьютерное моделирование: сборник материалов XI Международной научной конференции, посвященной памяти В.А. Романькова, Омск, 15 марта 2024 г. / отв. за вып. И. П. Бесценный. – Омск : Издательство Омского государственного университета, 2023. – С. 132–134.

13. Евдокимова, В.В. Концепция гибридного интеллектуального анализа сердечных ритмов: применение спектральных методов и машинного обучения / В. В. Евдокимова, С. В. Колесников, А. С. Афанасов, А. Г. Масловская // Информатика и системы управления. – 2024 / в печати

14. Евдокимова, В.В. Применение метода Хигучи в задачах скейлингового анализа биомедицинских сигналов / В. В. Евдокимова // Молодежь XXI века: шаг в будущее: материалы XXIV региональной научно-практической конференции, том 4. – Благовещенск: Изд-во АмГУ, 2023. – С. 153–154.

15. Евдокимова, В.В. Применение мультифрактальных методов анализа временных рядов для оценки спектральных характеристик дыхательных шумов / В. В. Евдокимова // День науки: Материалы XXXII научной конференции Амурского государственного университета, Благовещенск, 20 апреля 2023 года. – Благовещенск: Амурский государственный университет, 2023. – С. 60-61.

16. Евдокимова, В.В. Система диагностики фрактальных и спектральных характеристик биомедицинских сигналов / В. В. Евдокимова, А. Г. Масловская // Моделирование и экспериментальные исследования динамики сложных систем : сборник трудов Всероссийской научной конференции, 16–18 ноября 2023 года / Под ред. Н.В. Станкевич. – Н.Новгород: НИУ ВШЭ – Нижний Новгород, 2023. – С. 22–24.

17. Евдокимова, В.В. Система фрактальной диагностики скейлинговых и спектральных характеристик биомедицинских сигналов: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023683474, зарег. Федеральной службой по интеллектуальной собственности и товарным знакам / В. В. Евдокимова, А. Г. Масловская. – 08.11.2023 г. Москва.

18. Евдокимова, В.В. Система фрактальной диагностики скейлинговых и спектральных характеристик сигналов аускультации легких / В. В. Евдокимова, Е. Ю. Афанасьева, А. Г. Масловская // Информатика и системы управления. – 2023. – № 3(77). – С. 48–62. – DOI: 10.22250/18142400_2023_77_3_48.

19. Евдокимова, В.В. Спектральные и фрактальные характеристики дыхательных шумов / В. В. Евдокимова, Л. С. Афанасов, А. Г. Масловская // Вестник Амурского государственного университета. Серия «Естественные и экономические науки». – 2023. – № 101. – С. 18–29. – DOI: 10.22250/20730268_2023_101_18.

20. Евдокимова, В.В. Спецификация сигналов аускультации легких на основе методов фрактального и мультифрактального анализа / В. В. Евдокимова, Е. Ю. Афанасьева, А. Г. Масловская // Вычислительные технологии и прикладная математика: Материалы II Международного семинара, Благовещенск, 12–16 июня 2023 года / Отв. редактор А.Г. Масловская. – Благовещенск: Амурский государственный университет, 2023. – С. 72–74. – DOI: 10.22250/9785934933921_72.

21. Катилов, А.В. Аускультация легких – современная номенклатура дыхательных шумов [Электронный ресурс] / А. В. Катилов, С. В. Зайков, С. Ю. Макаров, Д. В. Дмитриев, Л. И. Лайко // Health-ua.com. – 2016. – Т. 38. – № 3. –

URL: <https://health-ua.com/article/5327-auskultatciya-legkih--sovremennaya-nomenklatura-dyhatelnyh-shumov> (дата обращения: 22.03.2023).

22. Колачева, Н.В. Эконометрика: Курс лекций / Н. В. Колачева, С. Ш. Палферова. – Т.: Изд-во ТГУ, 2010 – с. 70.

23. Колесников, С.В. Применение машинного обучения, скейленговых и спектральных методов для интеллектуального анализа сердечных ритмов / С. В. Колесников, В. В. Евдокимова // Молодежь XXI века: шаг в будущее: материалы XXV региональной научно-практической конференции, том 4. – Благовещенск: Изд-во АГМА, 2024 / в печати

24. Колесников, С.В. Применение спектральных методов анализа для выявления характеристик сигналов электрокардиограммы / С. В. Колесников, В. В. Евдокимова // День науки: Материалы XXXIII научной конференции Амурского государственного университета, Благовещенск, 18 апреля 2024 года. – Благовещенск: Амурский государственный университет, 2024 / в печати

25. Короленко, П.В. Новационные методы анализа стохастических процессов и структур в оптике. Фрактальные и мультифрактальные методы, вейвлет-преобразования. Учебное пособие / П.В. Короленко, М.С. Маганова, А.В. Меснянкин. – М.: Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Научноисследовательский институт ядерной физики им. Д.В. Скобельцына, 2004. – 82 с.

26. Кричевский, М.Л. Временные ряды в менеджменте. Том 2: монография / Кричевский М.Л. – Москва : Русайнс, 2016. – 230 с. – ISBN 978-5-4365-0748-4.

27. Кубланов, В.С. Анализ биомедицинских сигналов в среде MATLAB: учебное пособие / В. С. Кубланов, В. И. Борисов, А. Ю. Долганов. – Екатеринбург : Изд-во Урал. ун-та, 2016. – 120 с.

28. Кубланов, В.С. Биомедицинские сигналы и изображения в цифровом здравоохранении: хранение, обработка и анализ: учебное пособие / В. С. Кубланов, А. Ю. Долганов, В. Б. Костоусов [и др.]; под общ. ред. В. С. Кубла-

нова; Мин-во науки и высш. образования РФ. – Екатеринбург : Изд-во Урал. ун-та, 2020. – 240 с.

29. Линденбратен, Л.Д. Медицинская радиология (основы лучевой диагностики и лучевой терапии) / Л. Д. Линденбратен, И. П. Королюк — 2-е переработанное и дополненное. – Москва: Медицина, 2000. – С. 77–79. – 672 с. – ISBN 5-225-04403-4.

30. Мандельброт, Б. Фрактальная геометрия природы / Б. Мандельброт. – Москва: Институт компьютерных исследований, 2002. – 656 с.

31. Олемской, А.И. Синергетике сложных систем: Феноменология и статистическая теория:/ А. И. Олемской – М.: Красандр, 2009 – с.384.

32. Олемской, А.И. Использование концепции фрактала в физике конденсированной среды / А. И. Олемской, А. Я. Флат // Успехи физических наук. – 1993. – Т. 163. – №12. – С. 50.

33. Петерс, Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории Хаоса в инвестициях и экономики / Э. Петерс. – М.: Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.

34. Рангайян, Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Р. М. Рангайян; пер. с англ. под ред. А.П. Немирко. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 440 с. – ISBN 978-5-9221-0730-3.

35. Старченкова, К.С. Мультифрактальный анализ variability сердечного ритма для задач диагностики аритмий / К. С. Старченкова, Л. А. Манило // Мягкие вычисления и измерения: материалы XXVI Международной конференции, Санкт-Петербург, 24–26 мая 2023 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова, 2023. – С. 419–422.

36. Тетенев, Ф.Ф. Физические методы исследования в клинике внутренних болезней / Ф. Ф. Тетенев. – Томск: Томский гос. ун-т, 2001. – 391 с.

37. Файзлиев, А.Р. Приложение методов фрактального анализа, теории графов и анализа сложных сетей к исследованию временных рядов / А. Р. Файзлиев, С. П. Сидоров, В. А. Балаш. — Саратов : Издательство Саратовско-го

университета, 2021. – 108 с. – ISBN 978-5-292-04738-4. – Текст : электронный // Цифровой образовательный ресурс IPR SMART : [сайт]. – URL: <https://www.iprbookshop.ru/122960.html> (дата обращения: 18.07.2022). – Режим доступа: для авторизир. пользователей.

38. Федер, Е. Фракталы: Пер. с англ. – М.: Мир, 1991. – 254 с. – ISBN 5-03-001712-7.

39. Фролов, А.В. Цифровая обработка биомедицинских сигналов и изображений: пособие / А. В. Фролов, С. К. Дик, Д. В. Лихачевский, М. В. Давыдов, Н. М. Чечик. – Минск : БГУИР, 2016. – 64 с. – ISBN 978-985-543-211-2.

40. Чикина, С.Ю. Спирометрия в повседневной врачебной практике / С. Ю. Чикина, А. В. Черняк // Лечебное дело. – 2007. – №. 2.

41. Bercovich, E. Medical imaging: from roentgen to the digital revolution, and beyond / E. Bercovich, M. S. Javitt // Rambam Maimonides Med J. – 2018. – V. 9(4). – P. e0034. – DOI: 10.5041/RMMJ.10355.

42. Brent Mitchell, L. Specific Cardiac Arrhythmias / L. Brent Mitchell // MDS Manual. Professional Version. – 2023. – URL: <https://www.msmanuals.com/professional/cardiovascular-disorders/specific-cardiac-arrhythmias>.

43. Cervantes-De la Torre, F. Fractal dimension algorithms and their application to time series associated with natural phenomena / F. Cervantes-De la Torre, J. I. González-Trejo, C. A. Real-Ramírez, L. F. Hoyos-Reyes // Journal of Physics: Conference Series 475. – 2013. – P. 012002(12).

44. Chang, K.-C. Usefulness of multi-labelling artificial intelligence in detecting rhythm disorders and acute ST-elevation myocardial infarction on 12-lead electrocardiogram / K.-C. Chang, P.-H. Hsieh, M.-Y. Wu, Y.-C. Wang, J.-T. Wei, E. S C Shih, et al // European Heart Journal – Digital Health. – 2021. – V. 2. – I. 2. – P. 299–310. – DOI: 10.1093/ehjdh/ztab029.

45. Cusenza, M. Fractal analysis of the EEG and clinical applications / M. Cusenza // Trieste : Università degli Studi di Trieste, 2012. – p. 125.

46. Goldberger, A. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals / A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff et al // *Circulation*. – 2000. – V. 101 (23). – P. 215–220. – DOI: 10.13026/C2F305.

47. Hooman, S. Complete Pan Tompkins Implementation ECG QRS detector / S. Hooman // MATLAB Central File Exchange. – URL: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45840-complete-pan-tompkins-implementation-ecg-qrs-detector> (дата обращения: 14.02.2024).

48. Kantelhardt, J.W. Fractal and multifractal time series. institute of physics / J. W. Kantelhardt. – Martin-Luther-University, 2008. – P 59.

49. Kantelhardt, J.W. Multifractal detrended fluctuation analysis of non-stationary time series / J. W. Kantelhardt, S. A. Zschiegner, E. Koscielny-Bunde, A. Bunde, S. Havlin, H. Eugene Stanley // Department of Physics and Gonda-Goldschmied Medical Diagnostics Research Center. – 2002. – P14.

50. Kantelhardt, J.W. Multifractality of river runoff and precipitation: comparison of fluctuation analysis and wavelet methods / J. W. Kantelhardt, D. Rybski, S. A. Zschiegner, P. Braun, E. Koscielny-Bunde, V. Livina, S. Havlin, A. Bunde // Preprint submitted to Elsevier Science. – 2003. – P 7.

51. Kiani, K. Classification of 7 arrhythmias from ECG using fractal dimensions / K. Kiani, F. Maghsoudi // *Journal of Bioinformatics and Systems Biology*. – 2019. – V. 2(3). – P. 53–65. – DOI: 10.26502/jbsb.5107008.

52. Kiseleva, A. Rheography and spirometry signal analysis by method of nonlinear dynamics / A. Kiseleva, P. Luzhnov, A. Dyachenko, Y. Semenov // In Proceedings of the 11th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIODEVICES 2018). – 2018. – P 136–140.

53. Fraiwan, M. A dataset of lung sounds recorded from the chest wall using an electronic stethoscope / M. Fraiwan, L. Fraiwan, B. Khassawneh, A. Ibnian // *Data in Brief*. – 2021. – V. 35. – P. 106913. – DOI: 10.1016/j.dib.2021.106913.

54. McRobbie, D.W. MRI: from picture to proton. / D. W. McRobbie, E. A. Moore, M. J. Graves, M. R. Prince – 2-е изд.– New York: Cambridge University Press, 2006. – С. 89, 137. – ISBN 978-0-521-86527-2.

55. Stahlheber, C.L. Breath sound assessment / C. L. Stahlheber // Medscape. 05.02.2022. URL: <https://emedicine.medscape.com/article/1894146-overview#a3> (дата обращения: 03.06.2023).

56. Swapna, M.S. Time series and fractal analyses of wheezing: a novel approach / M. S. Swapna, A. Renjini, et al // Phys Eng Sci Med. – 2020. – V. 43. – P. 1339–1347. – DOI: 10.1007/s13246-020-00937-5.

57. Tahmineh, A. Mathematical modeling of stress using fractal geometry; the power laws and fractal complexity of stress / A. Tahmineh // Adv Neur Sci. – 2022. – V. 5. – I. 3. – P. 140–148.

58. Wanliss, J.A. Efficient calculation of fractal properties via the Higuchi method / J. A. Wanliss, G. E. Wanliss // Nonlinear Dynamics, 2022. – V. 109(4). – P. 2893–2904. – DOI: 10.1007/s11071-022-07353-2.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



RU2023683474

**ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ**

Номер регистрации (свидетельства): 2023683474 Дата регистрации: 08.11.2023 Номер и дата поступления заявки: 2023681895 25.10.2023 Дата публикации и номер бюллетеня: 08.11.2023 Бюл. № 11	Автор(ы): Евдокимова Виктория Вадимовна (RU), Масловская Анна Геннадьевна (RU) Правообладатель(и): Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Амурский государственный университет" (RU)
---	--

Название программы для ЭВМ:

Система фрактальной диагностики скейлинговых и спектральных характеристик биомедицинских сигналов

Реферат:

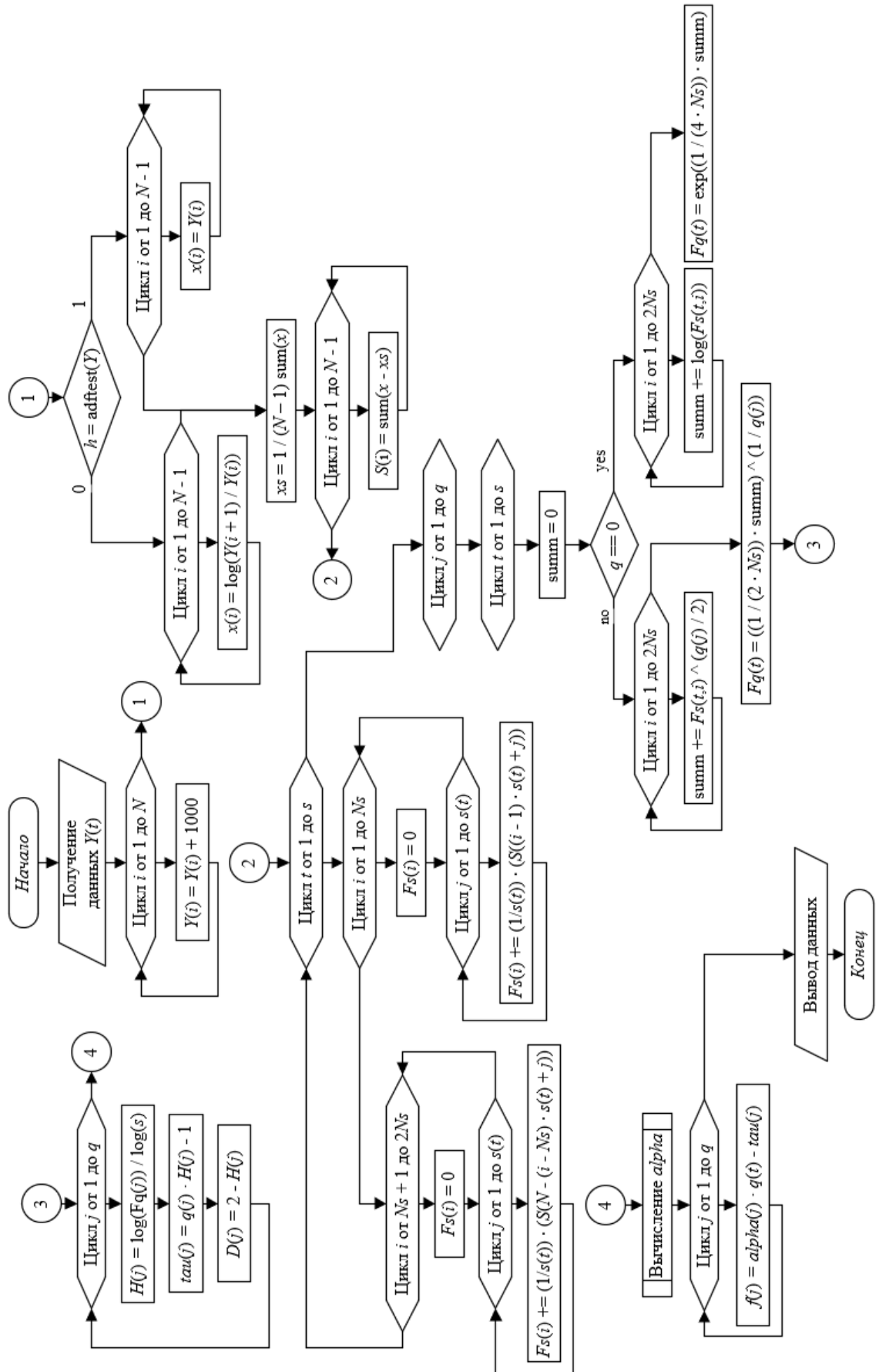
Программный комплекс (ПК) предназначен для фрактального и мультифрактального анализа биомедицинских сигналов, представленных в виде динамических временных рядов. Функционал основан на использовании фрактального алгоритма Хигучи и метода мультифрактального флуктуационного анализа. Входными данными являются сигналы, записанные в звуковые файлы, файлы электронных таблиц или текстовых данных. ПК снабжен интерфейсом пользователя и может производить анализ оконным методом нескольких наборов табличных данных. ПК может быть использован для неинвазивной «преддиагностики» легочных шумов при исследовании сигналов аускультации легких. Тип ЭВМ: IBM PC-совмест. ПК; ОС: Windows 10.

Язык программирования: MATLAB

Объем программы для ЭВМ: 199 КБ

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Блок-схема алгоритма мультифрактального флуктуационного анализа



ПРИЛОЖЕНИЕ В

Листинг метода Хигучи

```
function [FractalDimension, kmax] = Higuchi(timeSeries)

% длина временного ряда
N = length(timeSeries);

% максимальной степени сокращения времени
kmax = fix(129.9 * sin(0.00001292 * N + 0.04488) + ...
    18.82 * sin(0.00006488 * N + 1.332));
Lmk = zeros(kmax, kmax);

% средняя длина кривой
for k = 1:kmax
    for m = 1:k
        Lmi = 0;
        for i = 1:fix((N - m)/k)
            Lmi = Lmi + abs(timeSeries(m + i*k) ...
                - timeSeries(m + (i - 1)*k));
        end
        % нормировочный коэффициент
        Ng = (N - 1)/(fix((N - m)/k)*k);
        % длины кривых
        Lmk(m, k) = (Lmi * Ng)/k;
    end
end

% полная средняя длина кривой
Lk = zeros(1, kmax);
for k = 1:kmax
    Lk(1, k) = sum(Lmk(1:k, k))/k;
end

% рассчитать логарифмические значения для расчета наклона
lnLk = log(Lk);
lnk = log(1./(1:kmax));

% полином первой степени, аппроксимирующий в двойном
% логарифмическом масштабе зависимость log(L(k)) от k
b = polyfit(lnk, lnLk, 1);
s = log(1./(1:0.1:kmax));
z = polyval(b, s);

figure()
plot(lnk, lnLk, 'ro', s, z, 'b-', 'LineWidth', 1)
ylabel('ln(L(k))')
xlabel('ln(1/k)')
grid on;

FractalDimension = b(1);
end
```

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Листинг метода мультифрактального флуктуационного анализа

```
function [] = MFFA(timeSeries)

% предобработка данных
for i = 1:(length(timeSeries))
    timeSeries(i) = timeSeries(i) + 1000;
end

N = length(timeSeries) - 1;

% тест ADF (Дикки-Фуллера) на определение стационарности ряда
% h = 0 - ряд нестационарен
h = adftest(timeSeries)
x = zeros(1, N);
if h == 0
    for i = 1:N
        % нестационарный временной ряд
        x(i) = log(timeSeries(i+1)./timeSeries(i));
    end
else
    for i = 1:N
        % стационарный временной ряд
        x(i) = timeSeries(i);
    end
end

% рассчитываем среднее значение ряда
xs = (1./N)*(sum(x));

% рассчитываем флуктуационный профиль, учитывающий
% вычитание среднее значение
for i = 1:N
    S(i) = sum(x(1:i) - xs);
end

k = 1;
s0 = 10;
sM = floor(N/4);
s = s0:1:sM;
for t = 1:length(s)
    % делим полученные значения по непересекающимся сегментам длины
    Ns = floor(N/s(t));
    % создание и обнуление массивов
    T1 = zeros(Ns,s(t));
    T2 = zeros(Ns,s(t));
    % итоговое число сегментов будет составлять
    segm = zeros(2*Ns, s(t));

    for i = 1:Ns
        T1(i,:) = S(s(t) * (i - 1) + 1:s(t) * (i - 1) + s(t));
        T2(i,:) = S(N - s(t) * (i - 1):-1:N - s(t) + 1 - s(t) * ...
            (i - 1));
    end
end
```

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Г

Листинг метода мультифрактального флуктуационного анализа

```
end
T = [T1;T2];

% представляем тренд полиномом, степень которого
% выбирается для обеспечения интерполяции с ошибкой
for i = 1:2*Ns
    p1 = polyfit(1:s(t),T(i,:),1);
    p2 = polyval(p1,1:s(t));
    segm(i,:) = p2;
end

% определяем дисперсию для сегментов, следующих
% в прямом направлении (для i = 1,...,Ns)
for i = 1:Ns
    Fs(i) = 0;
    for j = 1:s(t)
        Fs(i) = Fs(i) + 1/s(t) * (S((i-1).*s(t)+j) ...
            - segm(i,j)).^2;
    end
end

% определяем дисперсию для обратной последовательности
% (для i = Ns + 1,...,2Ns)
for i = Ns+1:2*Ns
    Fs(i) = 0;
    for j = 1:s(t)
        Fs(i) = Fs(i) + 1/s(t) * (S(N - (i - Ns) * s(t) + j) ...
            - segm(i,j)).^2;
    end
end

G(k,:) = Fs;
k = k + 1;
end

k1 = 1;
hq=0.2;
q = -5.1:hq:5.1;
v = length(q);

% вычисляем деформированную дисперсию
for j = 1:v
    s = s0:1:sM;
    for t = 1:length(s)
        Ns = floor(N/s(t));
        % для значения q = 0 значение дисперсии
        if q(j) == 0
            summ = 0;
            for i = 1:2*Ns
                summ = summ + log(G(t,i));
            end
            Fq(t) = exp((1./(4*Ns))*summ);
        else
```

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Г

Листинг метода мультифрактального флуктуационного анализа

```
% для всех остальных случаев
summ = 0;
for i = 1:2*Ns
    summ = summ + G(t,i).^(q(j)./2);
end
Fq(t) = ((1/(2*Ns))*summ).^(1./q(j));
end
end
F(k1,:) = Fq;
k1 = k1 + 1;
end

% определяем поведение дисперсии путем анализа
% логарифмических графиков вычисление показателя Херста
s1 = log10(s);
F1 = log10(F);
for j = 1:v
    z1 = polyfit(s1,F1(j,:),1);
    H(j) = z1(1);
    z2(j,:) = polyval(z1,s1);
end

figure()
plot(s1,z2,'LineWidth',2);
xlabel('s')
ylabel('F(s)')
grid on

figure()
plot(q,H,'rv','LineWidth',2)
xlabel('q')
ylabel('h(q)')
grid on

% вычисление тау и фрактальной размерности
for j = 1:v
    tt(j) = q(j).*H(j) - 1;
    D(j) = 2 - H(j);
end

figure()
plot(q,tt,'bd','LineWidth',2)
xlabel('q')
ylabel('tau(q)')
grid on

figure()
plot(q,D,'r*','LineWidth',2)
xlabel('q')
ylabel('D(q)')
grid on
```

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Г

Листинг метода мультифрактального флуктуационного анализа

```
% вычисление альфа=производная от тау по q - аппроксимация 3-го поряд-
ка
alf(1)=(-11*tt(1)+18*tt(2)-9*tt(3)+2*tt(4))./(6*hq);
alf(2)=(-2*tt(1)-3*tt(2)+6*tt(3)-tt(4))./(6*hq);
for j=3:(v-1)
    alf(j)=(2*tt(j+1)+3*tt(j)-6*tt(j-1)+tt(j-2))/(6*hq);
end
alf(v)=(-2*tt(v-3)+9*tt(v-2)-18*tt(v-1)+11*tt(v))/(6*hq);

% вычисление альфа=производная от h по q - аппроксимация 3-го порядка
dh_q(1)=(-11*H(1)+18*H(2)-9*H(3)+2*H(4))./(6*hq);
dh_q(2)=(-2*H(1)-3*H(2)+6*H(3)-H(4))./(6*hq);
for j=3:(v-1)
    dh_q(j)=(2*H(j+1)+3*H(j)-6*H(j-1)+H(j-2))/(6*hq);
end
dh_q(v)=(-2*H(v-3)+9*H(v-2)-18*H(v-1)+11*H(v))/(6*hq);

% вычисление альфа функции
for j=1:v
    alf_h(j)=H(j)+q(j)*dh_q(j);
end

figure()
plot(q,alf,'rs','LineWidth',2)
xlabel('q')
ylabel('alpha(q)')
grid on

% вычисление спектра фрактальной размерности
for k=1:v
    f(k)=(alf(k)).*q(k)-tt(k);
end

figure()
plot(alf,f,'bo','LineWidth',2)
xlabel('alpha');
ylabel('f(alpha)')
grid on
end
```

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс «Интеллектуальный анализа данных»



МОДУЛЬ #3

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ, ЗАДАНЫХ ВРЕМЕННЫМИ РЯДАМИ

ТЕМА

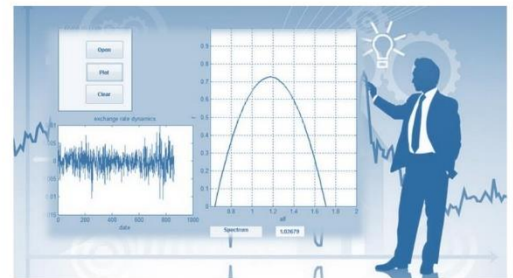
ФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ

ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

направления подготовки:

естественно-научный и инженерный профиль

© Масловская Анна Геннадьевна, д-р физ.-мат. наук, проф.
2024 г.



4 МЕТОДЫ ФРАКТАЛЬНОГО АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Метод Хигучи

ШАГ 2. Вычисление длины кривых результирующих временных рядов:

$$L_m(k) = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor} |Y(m+ik) - Y(m+(i-1)k)| \right) \left[\frac{N-1}{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k} \right],$$

где $\left[\frac{N-1}{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k} \right]$ - нормировочный коэффициент

Полная средняя длина кривой $\langle L(k) \rangle = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k)$

ШАГ 3. Расчет фрактальной размерности:

$$\langle L(k) \rangle \sim k^{-D}$$

Фрактальная размерность D определяется по наклону зависимости $\ln L(k)$ от $\ln k$

ПРОБЛЕМА: Увеличение количества сегментов k увеличивает итоговую фрактальную размерность D

метод расчета такого значения k , при котором D приближена к действительному

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Д

Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс
«Интеллектуальный анализа данных»

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ХИГУЧИ ДЛЯ АНАЛИЗА ДИНАМИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

1. Описание алгоритма Хигучи

Метод Хигучи применяется для исследования сложных нерегулярных нестационарных сигналов. При сравнении данного метода со спектральными, Хигучи проявляет большую чувствительность к исследуемым данным.

Алгоритм Хигучи основан на оценке длины кривой через выделение сегментов k . Вначале входной временной ряд $Y(t)$ необходимо разбить на k новых рядов по следующему правилу:

$$Y_m^k = \left\{ Y(m), Y(m+k), Y(m+2k), \dots, Y\left(m + \left[\frac{N-m}{k}\right]k\right) \right\}, m = 1, 2, \dots, k,$$

где m представляет собой начальное время, k – временную задержку в диапазоне от 1 до k_{max} , « $[]$ » – целая часть от выражения в скобках.

Так, для временного ряда длиной $N = 100$ и максимальным значением $k = 4$ итоговые ряды будут иметь следующий вид:

$$Y_4^1 : Y(1), Y(5), Y(9), \dots, Y(97);$$

$$Y_4^2 : Y(2), Y(6), Y(10), \dots, Y(98);$$

$$Y_4^3 : Y(3), Y(7), Y(11), \dots, Y(99);$$

$$Y_4^4 : Y(4), Y(8), Y(12), \dots, Y(100).$$

Длины кривых результирующих временных рядов вычисляется следующим образом:

$$L_m(k) = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^{\left[\frac{N-m}{k}\right]} \left| Y(m+ik) - Y(m+(i-1)k) \right| \right) \frac{N-1}{\left[\frac{N-m}{k}\right]k},$$

где выражение $\frac{N-1}{\left[\frac{N-m}{k}\right]k}$ является нормировочным коэффициентом.

Полная средняя длина кривой по полученным длинам будет равна:

$$\langle L(k) \rangle = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k).$$

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Д

Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс «Интеллектуальный анализа данных»

Временной ряд обладает свойством фрактальности в том случае, если выполняется условие $\langle L(k) \rangle \sim k^{-D}$. Тогда фрактальная размерность D определяется по наклону зависимости $\ln L(k)$ от $\ln k$.

Увеличение количества сегментов k соответственно увеличивает итоговую фрактальную размерность D . Чтобы избежать ошибки при расчете, рассмотрим метод расчета такого значения k , при котором фрактальная размерность будет максимально приближена к действительному:

$$k = \left[A_1 \sin(B_1 \cdot N + C_1) + A_2 \sin(B_2 \cdot N + C_2) \right].$$

Здесь «[]» также означает целую часть из выражения в скобках.

В таблице 1 приведены ранжирования коэффициентов в формуле.

Таблица 1 – Коэффициенты для расчета значения сегментов k

Коэффициент	Допустимое значение
A_1	129.8 ± 3.0
B_1	$(1.292 \pm 0.045) \times 10^{-5}$
C_1	0.04488 ± 0.02550
A_2	18.82 ± 2.56
B_2	$(6.488 \pm 0.280) \times 10^{-5}$
C_2	1.332 ± 0.220

2. Пример работы программы

Рассмотрим работу алгоритма Хигучи на тестовых искусственно сгенерированных сигналах (с использованием функции Вейерштрасса), которых относятся к разным диапазонам фрактальной размерности: персистентный ($D=1.3$) и антиперсистентный ($D=1.7$).

Персистентный сигнал с заданной фрактальной размерностью 1.3 показан на рисунке 1а. Результирующая аппроксимация представлена на рисунке 1б. Фрактальная размерность по Хигучи данной кривой составила 1.3148.

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Д

Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс «Интеллектуальный анализа данных»

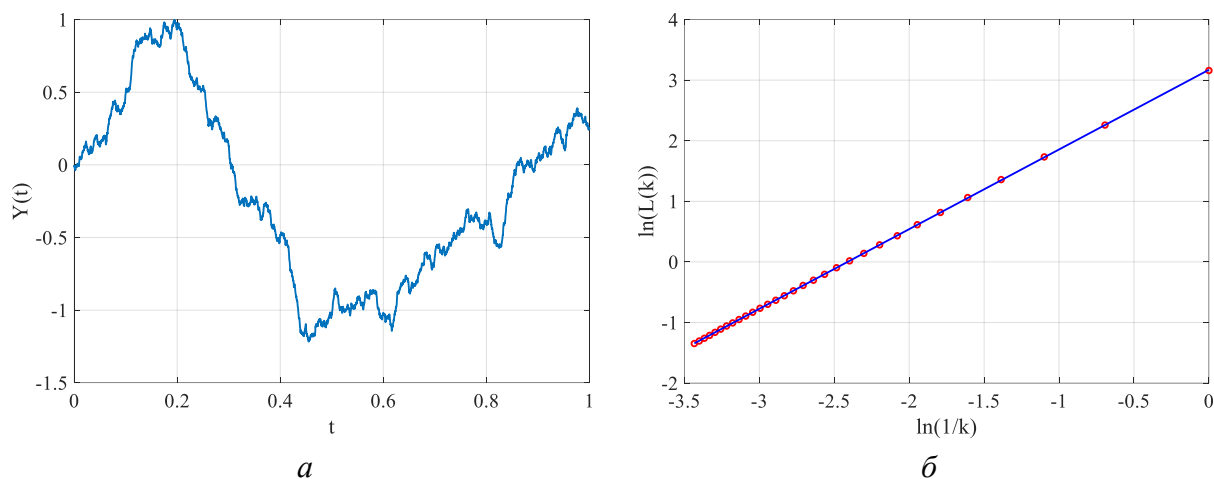


Рисунок 1 – Результат работы алгоритма для тестового сигнала с заданной фрактальной размерностью 1.3

Антиперсистентность характерна для сигнала, показанного на рисунке 2а, заданная фрактальная размерность которого равна 1.7. Результирующая аппроксимация представлена на рисунке 2б. Фрактальная размерность по Хигучи данной кривой составила 1.7084.

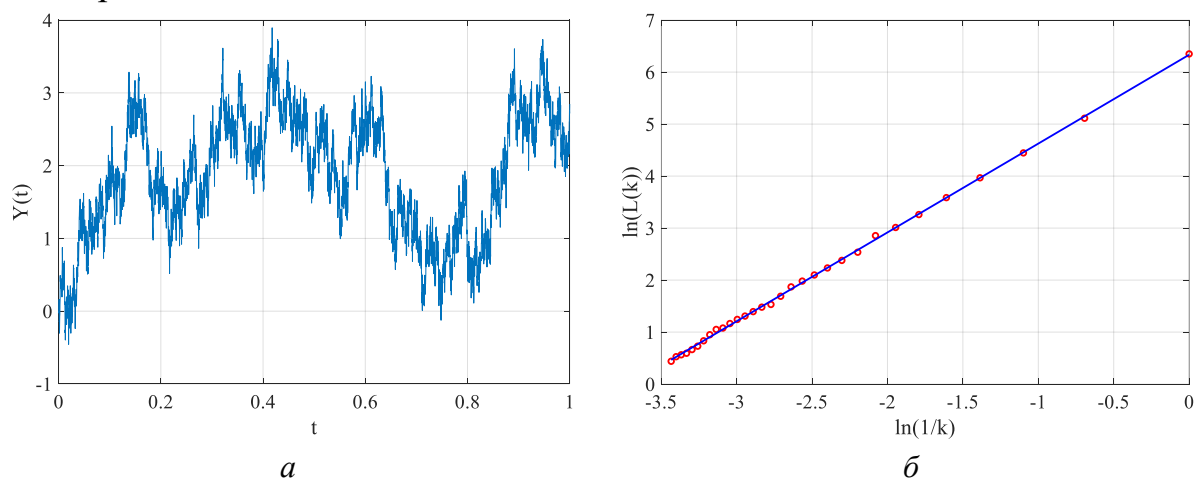


Рисунок 2 – Результат работы алгоритма для тестового сигнала с заданной фрактальной размерностью 1.7

Листинг программы, реализующей алгоритм Хигучи, представлен ниже.

```
clear all; clc;  
  
% Функция Вейерштрасса  
N = 5001;
```

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Д
Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс
«Интеллектуальный анализа данных»

```
U = 501;
b = 1.3;
D = 1.3;
Ran = rand(1,U);
phaz = 2*pi*Ran;
y = zeros(1,N);
t = zeros(1,N);

for i = 1:N
    t(i) = (i - 1)/(N - 1);

    Summa = 0;
    for j = 1:U
        na(j) = ((j - 1) - (U - 1) / 2);
        C1 = cos((b.^na(j)).*t(i) + phaz(j));
        C2 = b.^((2 - D) * na(j));

        Summa = Summa + (cos(phaz(j)) - C1)./C2;
    end
    time_series(i) = Summa;
end

N = length(time_series);

% максимальной степени сокращения/степени растяжения времени
kmax = fix(129.9 * sin(0.00001292 * N + 0.04488) + 18.82 * sin(0.00006488 * N +
1.332));
Lmk = zeros(kmax, kmax);

% средняя длина кривой
for k = 1:kmax
    for m = 1:k
        Lmi = 0;
        for i = 1:fix((N - m)/k)
            Lmi = Lmi + abs(time_series(m + i*k) - time_series(m + (i - 1)*k));
        end
        % нормировочный коэффициент
        Ng = (N - 1)/(fix((N - m)/k)*k);
        % длины кривых
        Lmk(m,k) = (Lmi * Ng)/k;
    end
end

% полная средняя длина кривой
Lk = zeros(1, kmax);
for k = 1:kmax
    Lk(1,k) = sum(Lmk(1:k,k))/k;
end
```

Продолжение ПРИЛОЖЕНИЯ Д
Внедрение материала в качестве лабораторной работы в курс
«Интеллектуальный анализа данных»

```
% рассчитать логарифмические значения для расчета наклона
lnLk = log(Lk);
lnk = log(1./(1:kmax));

% полином первой степени, аппроксимирующий в двойном
% логарифмическом масштабе зависимость log(L(k)) от k
c = polyfit(lnk, lnLk, 1);
s = log(1./(1:0.1:kmax));
z = polyval(c, s);

figure(Name = "Logarithmic dependence")
plot(lnk, lnLk, 'ro', s, z, 'b-', 'LineWidth', 1)
ylabel('ln(L(k))')
xlabel('ln(1/k)')
grid on;

D = c(1);
disp(['Фрактальная размерность равна ', num2str(D)])
```