

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «Владимирский государственный университет имени
Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (ВлГУ)

На правах рукописи



АЕД ВАЛИД МОХАММЕД АХМЕД

**РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ОБРАБОТКИ И
НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА ФОНОКАРДИОСИГНАЛА**

05.12.04 – «Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения»

Диссертация
на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Сушкова Людмила Тихоновна

Владимир 2017

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	4
Глава 1. Современное состояние и перспективы развития фонокардиографической диагностики	10
1.1 Особенности съема, обработки и анализа ФКГ- сигнала	10
1.2 Шумы сердца	19
1.3 Помехи при регистрации фонокардиосигнала	23
1.4 Классическая процедура обработки и анализа ФКС	25
1.5 Анализ современных методов и алгоритмов цифровой обработки фонокардиографического сигнала.....	26
1.6 Выводы	34
Глава 2. Теоретические предпосылки решения задачи обработки ФКС	35
2.1 Цифровая фильтрация ФКС	35
2.1.1 Фильтрация в частотной области	36
2.1.2 Фильтрация ФКС на основе вейвлет-преобразования	38
2.1.3 Адаптивная фильтрация ФКГ-сигнала	40
2.2 Сегментация ФКГ- сигнала.....	44
2.2.1 Методы, основанные на применении опорных сигналов	45
2.2.2 Методы на основе вычисления и оценки энергии сигнала.....	47
2.3 Построение кардиоинтервалограммы на основе ФКС.....	50
2.4 Методы классификации фонокардиосигналов.....	52
2.4.1 Искусственные нейронные сети (ИНС).....	53
2.5 Выводы	60
Глава 3. Совершенствование методов и алгоритмов обработки и анализа фонокардиосигналов	61
3.1 Формирование экспериментального архива данных ФКС	61
3.2 Разработка системы адаптивной фильтрации ФКС и исследование возможности ее применения	64
3.3 Разработка алгоритма сегментации ФКГ - сигнала.....	70
3.4 Разработка алгоритма построения кардиоинтервалограммы на основе	

фонокардиограммы	78
3.5 Исследование нейросетевого подхода к решению задачи классификации фонокардиосигналов	83
3.5.1 Формирования входного образа ФКС	83
3.5.2 Структура база данных ИНС	86
3.5.3 Выбор структуры ИНС и параметров ее обучения	87
3.5.4 Процедура проведения исследований	89
3.6 Выводы	91
Глава 4. Результаты экспериментальных исследований разработанных методов и алгоритмов обработки и анализа фонокардиографического сигнала	92
4.1 Результаты исследования адаптивной фильтрации фонокардиографического сигнала	92
4.2 Программно-алгоритмического обеспечения адаптивной фильтрации ФКГ- сигнала	95
4.3 Результаты алгоритма сегментации ФКГ-сигнала на его основных компонентов	96
4.4 Результаты построения и исследования кардиоинтервалограммы на основе ФКС	97
4.5 Программно-алгоритмическое обеспечение построения и анализа кардиоинтервалограммы на основе ФКС	102
4.6 Результаты исследования искусственной нейронной сети для классификации ФКС	103
4.7 Алгоритма классификации ФКГ - сигналов	106
4.8 Системы обработки и анализа ФКС	108
4.9. Сравнение полученных результатов с аналогом	112
4.10 Выводы	113
Заключение	114
Библиографический список	117
Список сокращений	128
Приложения	129

Введение

Актуальность проблемы.

Широкое распространение в мире заболеваний сердечно-сосудистой системы (ССС), а также их огромная роль в инвалидизации и смертности населения (1-2 место) среди всех заболеваний, является в настоящее время проблемой, имеющей не только медицинское, но и социальное значение. По данным Всемирной организации здравоохранения смертность от этих заболеваний в мире составляет 31%, а в Европе 42%.

Существует ряд методов диагностики сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ). Одним из них является метод фонокардиографии (ФКГ), основанный на регистрации и анализе звуков, возникающих при сокращении и расслаблении сердца, в том числе – сердечные шумы, которые являются первым признаком возникновения нарушений в работе сердца.

Анализ биомедицинских сигналов очень часто является сложной задачей для врача или специалиста в области биомедицинских наук, т.к. клинически важная информация в сигнале, как правило, замаскирована шумами и наводками. Кроме того, параметры сигналов чаще всего не могут быть непосредственно восприняты визуальной и звуковой системами человека-наблюдателя, т.к. большая часть энергии звуков сердца сосредоточена на уровне или даже ниже порога восприятия звука большинством людей. Поэтому надёжность и состоятельность оценки фонокардиосигнала (ФКС), а также понимание наблюдаемых явлений являются субъективными факторами с точки зрения их интерпретации в зависимости от квалификации, опыта и диагностических возможностей врача-специалиста. Эти факторы определяют потребность не только в более совершенной аппаратуре, но также и в развитии методов объективного анализа сигналов в условиях помех с использованием современных алгоритмов обработки и анализа ФКС, реализуемых на основе современных радиотехнических методов и средств.

Поэтому научно-практическое обоснование, разработка и развитие методов и средств достоверной ранней диагностики работы сердца на основе современных радиотехнических методов обработки и анализа биомедицинских сигналов,

способствующих увеличению объёма и качества получаемой информации о функциональном состоянии человека, и, как следствие, созданию более эффективных аппаратно-программных средств, является актуальной проблемой. Основными требованиями к таким методам являются простота реализации, информативность и достоверность результатов профилактической диагностики ССС.

Анализ литературы по методам обработки ФКГ - сигнала показывает, что в настоящее время широкое применение находят амплитудно-частотные и спектральные методы обработки и анализа, скрытые Марковские модели (СММ), опорные векторы (SVM), вейвлет-преобразование (ВП) и искусственные нейронные сети (ИНС).

Большой вклад в развитие методов обработки и анализа ФКГ - сигналов внесли Кельман И.М., Сибиркин Н.И., А.Н. Калиниченко, К.В. Подмастерьев, В.П. Дьяконова, А.Б. Сергиенко, Рангайан Р.М., Gerbarg D. S., Oppenheim A. V., Abbas K. Abbas., Rasha Bassam., L. Hamza Cherif., S. M. Debbal., F. Bereksi-Reguig., и др.

Целью диссертационной работы является развитие методов и алгоритмов обработки и нейросетевого анализа ФКГ-сигнала, способствующих повышению достоверности и информативности функциональной диагностики сердечно-сосудистой системы и расширению возможностей применения фонокардиографических систем.

Объектом исследования является фонокардиография, как метод функциональной диагностики сердца.

Предмет исследования – методы и алгоритмы обработки и анализа фонокардиографического сигнала в условиях помех.

Методы исследования: в работе использовались современные методы цифровой обработки и анализа биоэлектрических сигналов, фильтрации сигналов, методы математического анализа и математической статистики.

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

1. Провести анализ литературы по существующим подходам, методам и алгоритмам обработки и анализа ФКГ - сигнала.
2. Сформировать необходимый объем обучающих и тестовых верифицированных данных записей фонокардиосигналов (в норме и с аномалиями) для функциональной диагностики ССС.
3. Провести исследования современных вариантов и подходов обработки и анализа ФКГ-сигнала, обеспечивающих получение достоверной информации о работе сердца.
4. Разработать алгоритм предварительной обработки ФКГ - сигнала, обеспечивающий эффективное подавление помех и возможность распознавания основных его компонентов.
5. Разработать алгоритм построения кардиоинтервалограммы на основе ФКГ-сигнала для последующего анализа динамических характеристик ритма сердца.
6. Исследовать возможность применения нейросетевой технологии классификации ФКГ - сигнала по типу «Норма/Аномалия».

Научная новизна работы заключается в **разработке и реализации:**

1. **Алгоритма** идентификации и сегментации основных компонентов ФКС (S1, систола; S2, диастола) на основе его энергических свойств;
2. **Методика** построения кардиоинтервалограммы на основе ФКГ-сигнала, позволяющая анализировать динамические характеристики ритма сердца без параллельной регистрации ЭКГ.
3. **Методика** классификации фонокардиографического сигнала по типу «Норма/Аномалия» на основе технологии нейросетевого анализа.

Практическая значимость работы заключается в:

1. Расширении возможности применения и повышении информативности метода фонокардиографии путём построения на основе ФКС кардиоинтервалограммы и ее последующего анализа для оценки динамических характеристик ритма сердца, в том числе его вариабельность. Для сопоставления результатов применения разработанного алгоритма был проведен

корреляционный анализ кардиоинтервалограмм, полученных на основе ФКГ и ЭКГ. Коэффициент корреляции составил порядка 0,99, что подтверждает тесную взаимосвязь полученных результатов.

2. Применении нейросетевой технологии классификации ФКГ- сигнала по типу «Норма/Аномалия», позволяющей повысить эффективность постановки первичного диагноза при использовании простой технологии фонокардиографии, что подтверждается значениями известных критериев: чувствительности (90.06%) и специфичности (88%).

3. Разработке комплекса программ, обеспечивающих регистрацию и предварительную обработку ФКС, в т.ч. фильтрация, а также построение ритмограммы сердца на основе ФКС и последующий анализ для оценки параметров variability сердца.

Достоверность научных положений, выводов и рекомендаций, сформулированных в диссертации, подтверждается:

– результатами тестирования с использованием верифицированных баз данных записей фонокардиографического сигнала из архива PhysioNet, экспериментальных исследований и апробации разработанных специализированных нейросетевых блоков анализа фонокардиографического сигнала на предмет наличия аномалий;

– оценкой эффективности функционирования, разработанной нейросетевой системы классификации фонокардиограммы на основе использования общепризнанного инструмента ROC-анализа и критериев чувствительности, специфичности и точности.

Основные научные положения, выносимые на защиту:

1. **Предложенный алгоритм** идентификации и сегментации основных компонентов фонокардиографического сигнала на основе его энергических свойств не требует применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов.

2. **Разработанная методика** построения и анализа кардиоинтервалов на основе ФКГ- сигнала позволяет оценить вариабельность ритма сердца с достаточной степенью достоверности.

3. **Разработанная методика** нейросетевой технологии классификации функциональных состояний сердца по типу «Норма/Аномалия» на основе ФКГ – сигнала способствует повышению эффективности ранней диагностики работы сердца.

Результаты внедрения работы. Результаты научной работы внедрены в учебный процесс кафедры биомедицинских и электронных средств и технологий ВлГУ по подготовке студентов по направлению «Биотехнические системы и технологии» (бакалавриат и магистратура), а также в научно-исследовательскую деятельность ООО НПЦ «БиоМедИнженерия». Акты внедрения прилагаются.

Личный вклад автора заключается в выполнении основного объема теоретических и экспериментальных исследований, изложенных в диссертационной работе, включая формирование экспериментальных баз данных фонокардиографического сигнала, разработку алгоритмов экспериментальных исследований, проведение исследований, анализ и оформление результатов в виде публикаций и научных докладов.

Апробация работы

Основные положения диссертации докладывались и обсуждались на следующих международных конференциях: IV Всероссийской научной конференции для молодых ученых, студентов и школьников «Актуальные вопросы биомедицинской инженерии» (Саратов, 2014); XXVIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов "Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы", (Рязань, 2015); XI Международной научной конференции "Перспективные технологии в средствах передачи информации" (Владимир-Суздаль, 2015); XII Международной научной конференции "Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии" (Владимир-Суздаль, 2016).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 10 печатных работ, из них три – в журналах, входящих в перечень ВАК РФ. Получено 2 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объём диссертации.

Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения, библиографического списка, включающего 103 наименований, списка сокращений и 4 приложения. Объём диссертации составляет 132 страниц машинописного текста, 62 рисунков и 16 таблиц.

Глава 1. Современное состояние и перспективы развития фонокардиографической диагностики

Функциональное состояние сердечнососудистой системы исследуется с использованием комплекса инструментальных методов, позволяющих объективно оценить биофизические процессы в системе кровообращения (электрическую и механическую активность сердца, внутрисердечную и общую гемодинамику) [5]. Особое место среди таких методов занимает фонокардиография, позволяющая контролировать состояние сердечно-сосудистой системы, нарушения в которой занимают ведущее место среди прочих заболеваний. Фонокардиография (ФКГ) является одним из самых распространенных и эффективных методов исследования динамики сердца и диагностики режима его функционирования.

Метод фонокардиографии основан на регистрации и анализе звуков, возникающих при сокращении и расслаблении сердца, в том числе – сердечные шумы.

1.1 Особенности съема, обработки и анализа ФКГ- сигнала

Для понимания сущности метода фонокардиографии и его клинического использования необходимо привести основные сведения о строении и биомеханике сердца. Фонокардиография является методом функциональной диагностики сердечнососудистой системы, отражающим специфические звуки, соответствующие движению клапанов сердца, сокращению мышц желудочков, движению крови в различных фазах сокращения миокарда. Анализ фонокардиографических записей позволяет успешно диагностировать различные патологии работы сердца.

Сердце выполняет функцию насоса и обеспечивает движение крови по сосудам. Функционально оно имеет четыре полости (камеры): два предсердия (левое и правое), а также правый и левый желудочки. Предсердия собирают

(аккумулируют) кровь, притекающую по венам, и перекачивают ее в желудочки, а желудочки сильными сокращениями выбрасывают эту кровь в систему кровеносных сосудов (артерий).

Сердце имеет свою собственную систему кровеносных сосудов. Выполняя такую огромную работу (каждый из желудочков за сутки перекачивает в среднем 8 ... 10 тыс. литров крови), сердце должно бесперебойно снабжаться кислородом и питательными веществами. Любые перебои в поставке кислорода отрицательно влияют на работу сердца [2].

На рисунке 1.1 приведена более подробная информация о строении сердечно-сосудистой системы. Здесь показаны две главные артерии (аорта и легочная артерия), а также система клапанов, обеспечивающая кровоток между предсердиями и желудочками (так называемые атриовентрикулярные клапаны – митральный и трикуспидальный). Кровоток между желудочками и артериями происходит через полулунные клапаны (аортальный клапан и клапан легочной артерии) [1].

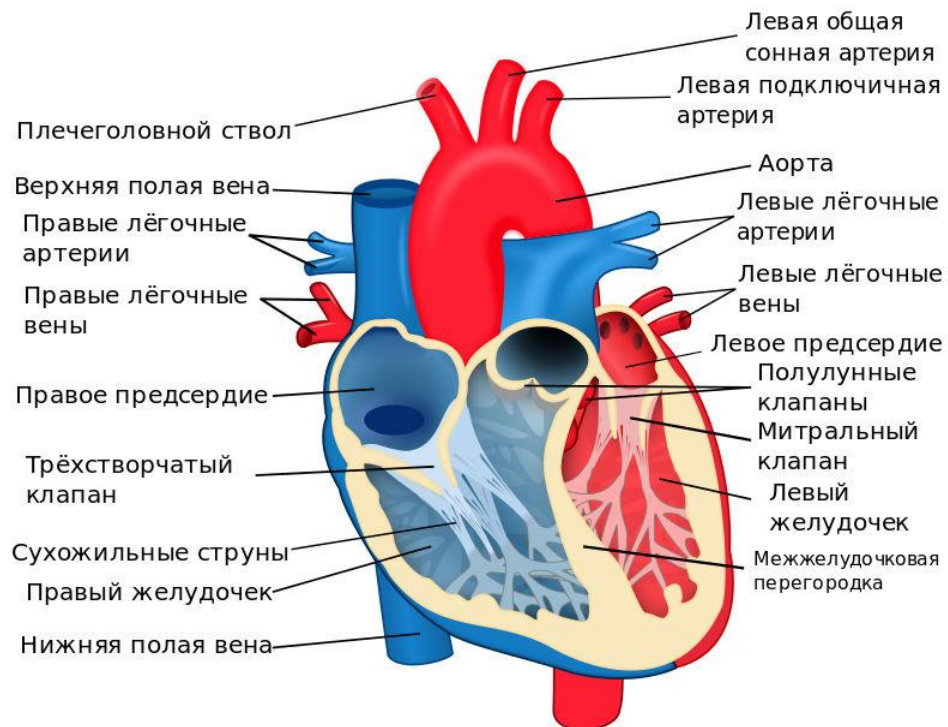


Рисунок 1.1. Строение сердца – клапаны и артерии [1]

Механическая деятельность сердца имеет циклический характер. Каждый сердечный цикл состоит из сокращения – систолы (в это время происходит выброс крови из желудочков в магистральные сосуды) и расслабления – диастолы (время расслабления стенок желудочков).

Цикл начинается с систолы предсердий. Сокращение желудочков продолжается 0,3 секунды, их расслабление – 0,5 секунды [2]. Общее расслабление камер сердца называют общей паузой, продолжительность которой составляет 0,4 секунды. Таким образом, выделяют три фазы сердечного цикла: систола предсердий; систола желудочков; диастола сердца (общая пауза). Общая пауза, предшествующая началу нового цикла, очень важна для наполнения сердца кровью. Перед началом систолы миокард находится в расслабленном состоянии, а камеры сердца наполнены кровью, которая поступает из вен. Более подробная информация о трёх фазах сердечного цикла приведена в таблице 1.

Таблица 1. Характеристика трёх фаз сердечного цикла

№	Фаза цикла	Длительность цикла	Функция			
			Предсердия	Желудочков	Створчатых клапанов	Полулунных клапанов
1	Систола предсердий	Около 0,1 с	Сокращаются, выталкивая кровь в желудочки	Расслаблены. Наполняются кровью.	Открыты	Закрыты. (завершение предыдущего цикла)
2	Систола желудочков	Около 0,3 с	Расслаблены. Начинается пассивное наполнение кровью из вен.	Сокращаются, выбрасывая кровь в аорту и легочную артерию.	Закрыты (удар крови о створки – первый тон сердца)	Открыты
3	Диастола	Около 0,4 с	Расслаблены. Наполняются кровью из вен.	Расслаблены. Начинается пассивное наполнение кровью из предсердий.	Приоткрыты	Закрыты (удар крови о створки при упругом сокращении стенок аорты – второй тон сердца)

Из таблицы 1 видно, что сердечный цикл продолжается примерно 0,8 сек, если считать, что средняя частота сокращений составляет от 60 до 80 ударов в

минуту. Систола предсердий занимает 0,1 с, систола желудочков - 0,3 с, общая диастола сердца – все оставшееся время, равное 0,4 с.

Эти цифры показывают, что 50 % времени миокардиоциты желудочков находятся в активном состоянии и 50 % – «отдыхают». При учащении сердечной деятельности, например во время мышечной работы, при эмоциональном напряжении длительность сердечного цикла укорачивается прежде всего из-за сокращения времени общей паузы. Дальнейшее увеличение нагрузки приводит к уменьшению продолжительности систолы [2].

В этом разделе приведены только основные сведения, связанные со строением и биомеханикой сердца. Они необходимы для лучшего понимания механизма возникновения тонов и шумов сердца, исследуемых в фонокардиографии.

Фонокардиография как метод графической регистрации тонов и шумов сердца, наиболее часто применяется в диагностике врожденных и приобретенных пороков сердца. Она существенно дополняет аускультацию и позволяет объективно определить частоту, форму и продолжительность регистрируемых звуков сердца, а также их изменение в процессе динамического наблюдения за больным.

ФКС несёт в себе информацию о вибрациях или звуковых сигналах, связанных с сократительной активностью сердца и системы кровеносных сосудов и, следовательно, является источником диагностической информации о работе сердечно-сосудистой системы организма человека. Звуки сердца в норме позволяют оценить общее состояние сердца по его ритму и сократимости. Сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) и дефекты вызывают изменения или дополнительные звуки и шумы, которые помогают в диагностике работы сердца [6]. С наибольшей точностью в фонокардиографии исследуются временные и частотные характеристики звуков сердца: их последовательность, продолжительность, конфигурация (характер изменения во времени амплитуды звукового сигнала, время нарастания, максимума, убывания и т.д.), месте и

частоте его максимальной интенсивности, а также наличие и длительность интервалов между звуками [7].

Для реализации метода фонокардиографии используют специализированные регистраторы сердечных звуков – фонокардиографы, обеспечивающие регистрацию звуковых процессов сердца. В современной медицине используются различные аппараты для фонокардиографии. Аппарат любого типа состоит из микрофона, который преобразует звуковую энергию в электрические сигналы. Микрофон максимально чувствителен к сигналам сердца и маловосприимчив к внешним шумам. Также в аппарате есть усилитель, фильтр частот и регистрирующее устройство (рисунок 1.2).

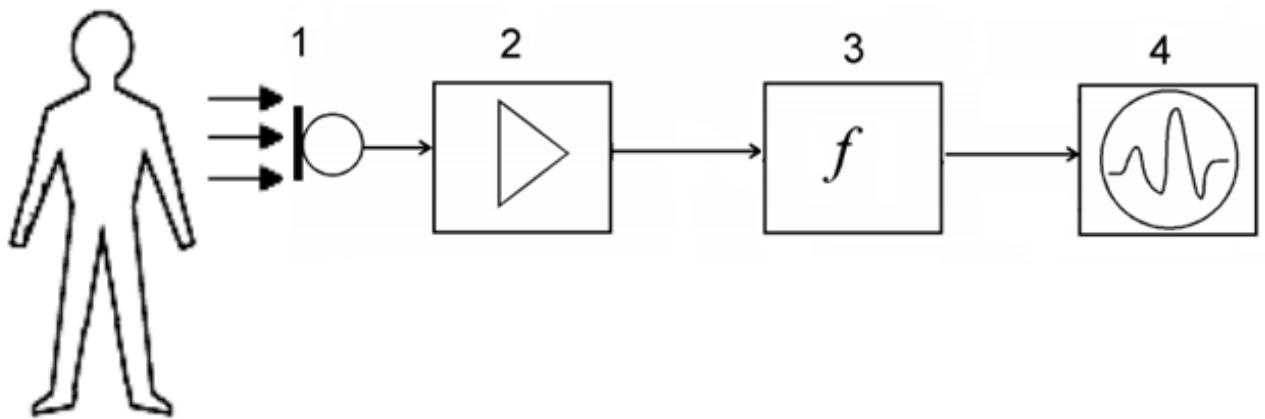


Рисунок 1.2 – структурная схема фонокардиографа [8]: 1- Микрофон, 2- усилитель, 3- фильтр частот, 4- регистрирующее устройство

При записи ФКГ используются следующие частотные характеристики: А-аускультативная (140 ± 25 Гц), Н - низкочастотная (35 ± 10 Гц), С1-среднечастотная-1 (70 ± 15 Гц), С2- среднечастотная-2 (140 ± 25 Гц), В-высокочастотная (250 ± 50 Гц). Для регистрации полученных сигналов используют регистрирующие системы (оптическую или струйную), имеющие малую инерцию [6].

Помещение, в котором регистрируют фонокардиосигнал, должно быть хорошо защищено от посторонних шумов и температура в помещении не должна опускаться ниже $+18^\circ$, т. к. более низкая температура может вызвать чувство холода у человека и провоцировать мышечное дрожание, искажающее

регистрацию ФКГ. Во время записи ФКС соблюдается полная тишина. Пациент, которого исследуют с помощью этого метода, ложится на кушетку. К его грудной клетке прикрепляется микрофон. Для того, чтобы звуки дыхания не искажали ФКС, запись производят при задержанном после выдоха дыхании. В некоторых случаях ФКС регистрируют в нескольких положениях пациента [9].

Регистрация ФКС производится в тех же точках грудной клетки, где осуществляется аускультация сердца (рисунок 1.3). При отсутствии значительных изменений в размерах сердца микрофон устанавливается в области верхушки сердца (в пятом межреберье по левой срединноключичной линии); в точке Боткина-Эрба (в третьем - четвертом межреберье у левого края грудины); в области выслушивания звуков над аортой (во втором межреберье у правого края грудины); в области выслушивания звуков над легочной артерией (во втором межреберье у левого края грудины) и в области трехстворчатого клапана (в четвертом - пятом межреберье у правого края грудины) [10].

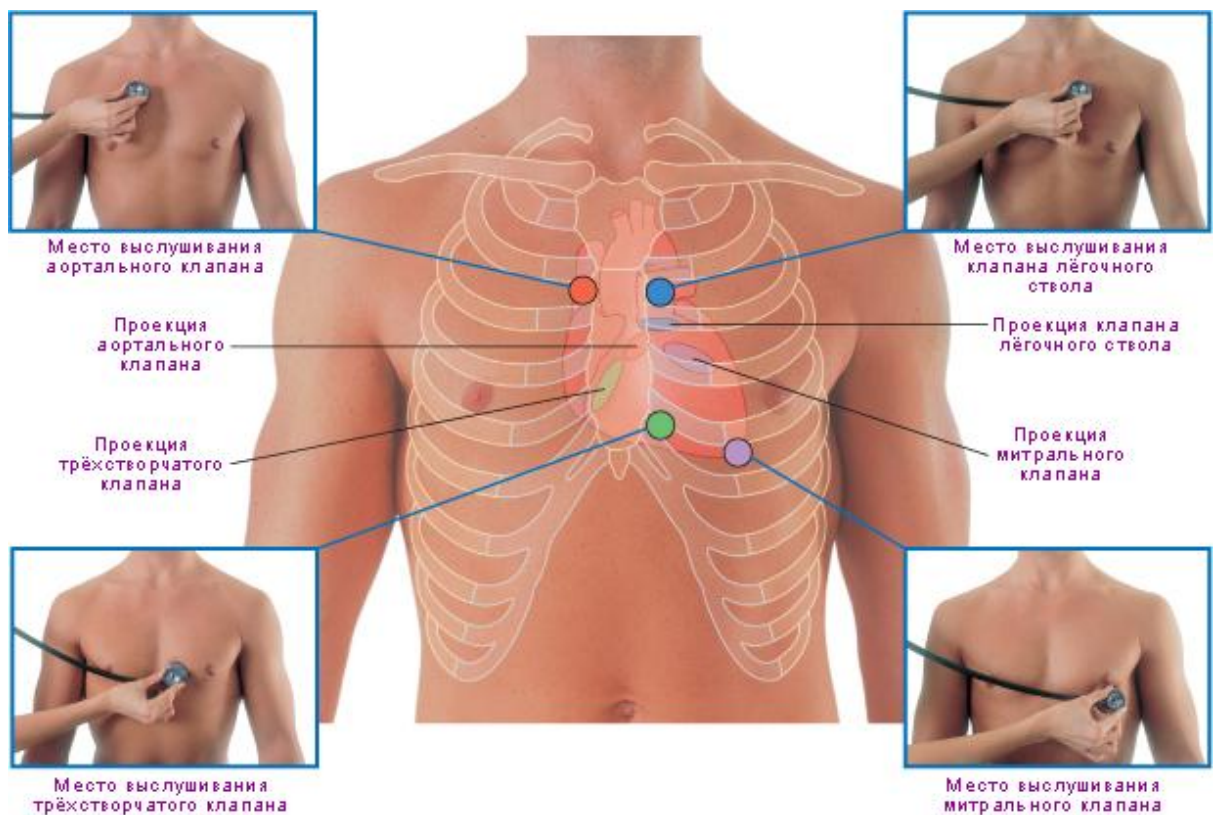


Рисунок 1.3. Схема Проекции клапанов сердца на переднюю поверхность грудной клетки [11]

Достоинством фонокардиографии является [12]:

- Исключение субъективизма в интерпретации тонов сердца и сердечных шумов;
- Возможность регистрации сердечных тонов и шумов во взаимосвязи с электрическими и механическими явлениями, возникающими в процессе сердечного цикла;
- Возможность вычисления и анализа кардиоинтервалов без параллельной регистрации ЭКГ [13], что позволяет анализировать динамические характеристики ритма сердца;
- Простота реализации, информативность и достоверность метода;
- Неинвазивность, безопасность и отсутствие противопоказаний.

Таким образом, метод ФКГ представляется довольно информативным методом, позволяющим детально оценить всю гамму звуков, воспроизводимых сердцем. Их сопоставление с клиническими данными и аускультативной картиной дает исключительный объем информации для диагностики сердечной патологии как у взрослых, так и у детей.

Графическая регистрация звуков сердца, применяемая последние 50 лет клиницистами и физиологами, позволила значительно расширить и углубить представления о механизмах возникновения и свойствах сердечных тонов.

Нормальная фонокардиограмма состоит из двух постоянно присутствующих I и II тонов (Leatham 1975) и из двух пауз: систолической и диастолической. В диастолической паузе иногда встречаются дополнительные диастолические тоны - III, IV, а в патологических случаях в диастоле может быть отмечен высокочастотный экстратон - щелчок открытия митрального клапана, или «митральный щелчок», который обозначается как OS [9].

При патологии сердца и магистральных сосудов на ФКГ можно зарегистрировать такие изменения тонов сердца, как [16]: уменьшение или увеличение амплитуды основных тонов (I и II); расщепление (раздвоение) основных тонов.

Нормальный сердечный цикл содержит два основных звука (тона) - первый тон сердца (S1) и второй тон сердца (S2).

Первоначальные вибрации S1 возникают, когда первые сокращения миокарда желудочков перемещают кровь по направлению к предсердиям, перекрывая атриовентрикулярные (АВ - митральный и трёхстворчатый) клапаны. Вторая компонента S1 начинается в момент резкого напряжения закрытых АВ-клапанов, замедляющих кровь. Далее открываются полулунные (аортальный и легочный) клапаны и кровь выталкивается из желудочков. Третья компонента S1 может быть вызвана колебанием крови между основанием аорты и стенками желудочков. За этим следует четвёртая компонента S1, которая может быть связана с вибрациями, вызванными турбулентностью вытолкнутой крови, быстро проходящей через нисходящую аорту и лёгочную артерию.

Второй тон S2, следующий за систолической паузой в нормальном сердечном цикле ФКГ, вызывается закрытием полулунных клапанов. В то время как первичные вибрации возникают в артериях из-за замедления крови, желудочки и предсердия также вибрируют из-за передачи вибрации через кровь, клапаны и кольца клапанов. S2 имеет две компоненты: первая связана с закрытием аортального клапана (A2), а вторая - с закрытием лёгочного клапана (P2). Аортальный клапан обычно закрывается раньше лёгочного клапана, следовательно, A2 опережает P2 на несколько миллисекунд. Патологические состояния могут приводить к расширению этого промежутка, либо к изменению порядка появления A2 и P2. Промежуток A2-P2 расширяется также в норме во время вдоха.

В некоторых случаях может быть слышен третий тон сердца S3, соответствующий внезапному завершению фазы быстрого наполнения желудочков. В связи с тем, что в этой части диастолы желудочки наполнены кровью и их стенки расслаблены, вибрация S3 имеет очень низкую частоту.

Иногда в поздней диастоле может прослушиваться четвёртый тон сердца (S4), вызванный сокращениями предсердий, перемещающих кровь в расширенные желудочки. Вдобавок к этим звукам часто слышны щелчки и стуки клапанов.

Основные характеристики нормальных сердечных тонов приведены в таблице 2.

Таблица 2. Основные характеристики нормальных сердечных тонов

Тон №	Время, с	Частот, Гц	Источник тона	Отношение к сердечным фазам	Особенности тона
I Тон (S1)	0,08-0,12	20 – 140 Концент-рация энергии обычно наблюда-ется в низких частотах (25-45)	Главенствующая роль в возникновении I тона принадлежит клапанному механизму.	Возникает в начале систолы (сразу после диастолы)	Громкий, низкий, продолжительный, более громкий на верхушке. На ФКГ у здоровых людей записывается 6—10 колебаний различной частоты. Группа этих колебаний имеет три вида осцилляции: в начале и в конце -НЧ, а в середине - ВЧ.
II Тон (S2)	0,05 – 0,09	20 – 200 Концент-рация энергии, как правило, на низких частотах (55 -75)	Происхождение II тона связывают, в основном, с напряжением клапанов аорты и легочной артерии (главный сегмент II тона).	Возникает в начале диастолы (после систолы)	Громкий, высокий, короткий, более громкий в основании. Здесь различают два вида осцилляций: а) ВЧ, что соответствует закрытию аортальных клапанов; б) НЧ, что отображает закрытие клапанов легочной артерии.
III Тон (S3)	0,03 - 0,06	20 – 70	Формируется в фазу быстрого наполнения желудочков сердца первыми порциями крови и отображает колебания их стенок.	Возникает в начале диастолы вскоре после II тона	Тихий, глухой, низкий, короткий. Третий тон сердца представляется небольшой группой коротких осцилляций.
IV тон (S4)	0,03 - 0,08	20- 50	В возникновении тона имеют значение сокращение предсердий, изгнание из них крови и растяжение желудочков.	Возникает в конце диастолы перед I тоном	Тихий, глухой, низкий, короткий. Предсердный тон у здоровых людей не прослушивается из-за очень малой интенсивности и низкой частоты. Наличие этого тона у взрослых и пожилых людей считается патологией

1.2 Шумы сердца

Интервалы между S1 и S2, а также S2 и S1 следующего цикла (относящиеся к систоле и диастоле желудочков соответственно) обычно не содержат звуков. На этих интервалах могут возникать шумы, которые вызываются различными дефектами и болезнями сердечнососудистой системы. Шумы представляют собой высокочастотные звуки, напоминающие помехи и возникающие из-за того, что скорость крови возрастает при протекании через нерегулярности (сужения или препятствия). В сердечнососудистой системе типичными состояниями, вызывающими турбулентность потока крови, являются стеноз и неэффективность клапанов. При стенозе клапанов из-за недостатка кальция или других причин лепестки клапанов теряют гибкость и не открываются полностью и, таким образом, создают препятствие на пути выталкиваемой крови. Неэффективность клапана означает его неполное закрытие и вызывает обратный ток крови через узкое отверстие [18].

При анализе шумов учитывают амплитуду, форму, продолжительность, временные соотношения между шумами и тонами. Фазовые характеристики шумов имеют важное значение для диагностики пороков сердца, а продолжительность и амплитуда — для определения выраженности порока. Как правило, чем больше амплитуда шума, тем тяжелее порок сердца [19]. Форма шума имеет важное значение для диагностики пороков сердца. Одинаковая форма шума в различных точках регистрации указывает на один источник его образования. Шумы бывают по форме убывающие, нарастающие, ромбовидные или веретенообразные и лентообразные (рисунок 1.4).

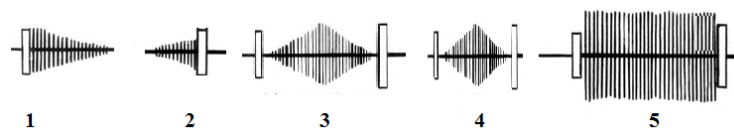


Рисунок 1.4. Виды шумов сердца [12]: 1 – убывающий; 2 – нарастающий; 3 – веретенообразный; 4 – ромбовидный; 5 – лентообразный

В зависимости от времени появления шумы классифицируются, как:

а) **систолический** – обусловлен наличием препятствия на пути крови во время систолы;

б) **диастолический** – обусловлен наличием препятствия на пути крови во время диастолы;

в) **непрерывные сердечные шумы** – слышны во время всего сердечного цикла по причине постоянного градиента давления между двумя структурами, как во время систолы, так и во время диастолы.

Временные соотношения между шумом и тоном помогают дифференцировать шумы. Например, диастолический шум при недостаточности клапана аорты начинается одновременно со II тоном, при стенозе левого предсердно-желудочкового отверстия шум отделен от II тона свободным интервалом и регистрируется после щелчка открытия двустворчатого клапана [20,21].

Шумы имеют различные диапазоны частот и в зависимости от их природы они могут достигать 710 Гц (таблица 3). Дыхательный шум обычно имеет частотный диапазон 200-700 Гц (Tilkian и Коновере 2001). Это делает разделение тонов сердца друг от друга, а также из аномальных звуков или артефактов, невозможным в частотной области. Морфологическое сходство шума в нормальных и ненормальных звуках сердца делает идентификацию чрезвычайно трудной и во временной области.

Таблица 3. Частотный диапазон шумов сердца [1]

Наименование шума	Характерный диапазон, Гц
Диастолический шум при митральном стенозе	90 ... 180
Диастолический шум при аортальной недостаточности	355 ... 710
Систолический дующий шум	180 ... 710
Шум при трении перикарда	355 ... 710

Типичные изменения на ФКГ при клапанной патологии показаны на рисунке 1.5.

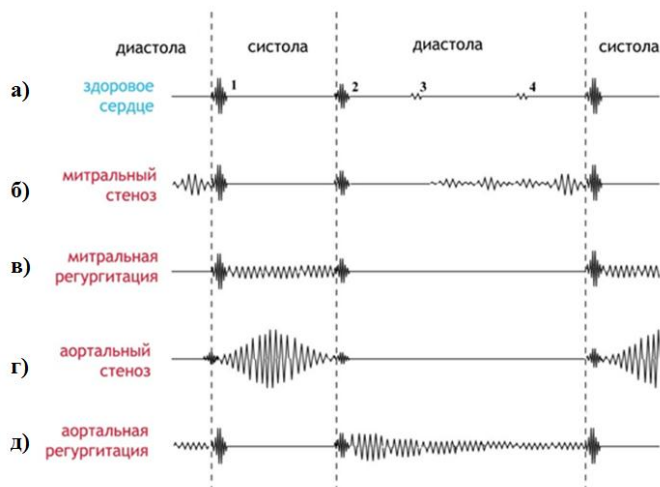


Рисунок 1.5: Типичные изменения на ФКГ при клапанной патологии [1]: а- здоровое сердца; б- митральный стеноз; в- митральная регургитация; г- аортальный стеноз; д- аортальная регургитация

Механизмы, обуславливающие появление шумов[7]:

- 1) ток крови через суженный участок [стеноз аорты];
- 2) ускорение тока крови через нормальную структуру [аортальный систолический шум при увеличении минутного объема кровообращения вследствие анемии] ;
- 3) поступление крови в расширенный участок [аортальный систолический шум при аневризматическом расширении аорты];
- 4) регургитация при недостаточности клапана [митральная недостаточность] ;
- 5) патологический сброс крови из камеры с высоким давлением в камеру с более низким давлением [дефект межжелудочковой перегородки].

Основные характеристики методологии прослушивания шумов сердца сведены в таблице 4.

К общими закономерностями относятся следующие положения [7]:

- а) лучше всего шумы выслушиваются в точках аускультации тех клапанов, в области которых они образовались;
- б) шумы хорошо прослушиваются по направлению тока крови;

в) шумы лучше прослушиваются в той области, где сердце прилежит к грудной клетке и не прикрыто легкими.

Таблица 4. Основные характеристики методологии прослушивания шумов.

Шум	Место аускультации	Область иррадиации
Систолический шум при недостаточности митрального клапана	Верхушка сердца	1) подмышечная область слева 2) II и III межреберье слева от грудины
Систолический шум при недостаточности трехстворчатого клапана	У основания мечевидного отростка грудины	Вверху и вправо, в области правого предсердия
Систолический шум при стенозе устья аорты	II межреберье справа от грудины (грубый и громкий пилящий шум)	1) при аускультации над всей областью сердца 2) межлопаточное пространство 3) область сонных артерий (яремная ямка)
Диастолический шум при сужении левого АВ отверстия	Ограниченный участок в области верхушки сердца	
Диастолический шум при недостаточности аортального клапана	Точка Боткина-Эрба	Вдоль левого края грудины
Диастолический шум при сужении правого АВ отверстия	На ограниченном участке у основания мечевидного отростка грудины	

Таким образом, анализ ФКС включает: а) расчет длительности тонов и выявление добавочных тонов (III, IV, V); б) проведение сравнительной оценки формы и амплитуды I и II тонов в различных точках регистрации; в) выявление расщепления, раздвоения тонов, щелчка открытия митрального клапана и т. д.; г) обнаружение и проведение анализа характеристик шумов сердца в различных диапазонах частот; д) определение соотношения между электрической, механической и электромеханической систолами [12].

1.3 Помехи при регистрации фонокардиосигнала

ФКС кривая является достоверным и информативным отражением биомеханической активности сердца. Однако не все явления, которые могут наблюдаться на регистрируемой записи, являются результатом биомеханической активности сердца. Часть из них искажается помехами, (артефактами). Очень важно заранее (до фильтрации сигнала или его предобработки) иметь хорошее представление о шумовых процессах, связанных с данным сигналом [18,22].

По источнику возникновения помехи ФКГ могут быть разделены на внутренние (физиологические) и внешние (рисунок 1.6). Внутренние помехи возникают от самого биообъекта в результате движения, активной работы мышц и т.д. Внешние же помехи накладываются на ФКГ - сигнал из окружающей среды.

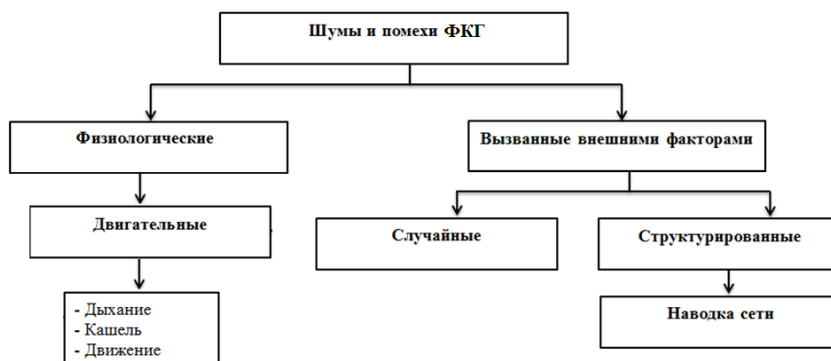


Рисунок 1.6 – Классификация шумов и помех ФКГ по источнику возникновения

Случайный шум относится к помехе, которая возникает из случайного процесса, такого, например, как тепловой шум в электронных устройствах. Когда значения случайного процесса η формируют временную последовательность или функцию от времени, мы имеем случайный сигнал (или стохастический процесс) $\eta(t)$. Изучаемый биомедицинский сигнал $x(t)$ может также для общности рассматриваться как реализация случайного процесса x .

Соответствующие формы вибрации ФКС не являются точно одинаковыми от одного цикла к другому. ФКС может быть представлен как случайный процесс, демонстрирующий определённые характеристики в среднем [18].

Структурированный шум. Сетевая наводка с частотой 50 или 60 Гц является примером структурированного шума: типичная форма этой наводки известна заранее. Однако следует отметить, что фаза этой интерферирующей волны обычно не бывает известна. Более того, интерферирующая волна может не являться точной синусоидой, что проявляется присутствием в спектре сигнала гармоник от основной частоты 50 или 60 Гц [25].

Физиологическая помеха. Человеческое тело представляет собой совокупность сложных систем и процессов. В любой заданный момент времени активными могут быть несколько физиологических процессов. Каждый из них порождает множество сигналов различных типов. Пациент или субъект эксперимента не всегда бывает в состоянии контролировать все физиологические процессы и системы. Появление сигналов от тех процессов и систем, которые не являются в данный момент объектами исследования, может рассматриваться как физиологическая помеха; например звуки от дыхания, лёгких или кишечника, смешивающиеся со звуками сердца [18].

Физиологические помехи не могут быть охарактеризованы какой-либо специфической формой волны или спектральным составом и, как правило, являются динамическими и нестационарными (изменяющимися в соответствии с уровнем активности порождающих их систем и, следовательно, со временем).

Для борьбы с данным видом помех, необходимо ее точное обнаружение и удаление. Для решения данной задачи можно использовать аналоговые фильтры. Однако они могут привести к фазовому сдвигу, что способствует искажению сигнала. Работа аналоговых фильтров также зависит от температуры и особенностей проектирования, а это может привести к появлению ошибок в сигнале. Цифровые фильтры являются более адекватными для решения поставленной задачи. Применение цифровых фильтров для обработки ФКС активно внедряется во всем мире [27].

1.4 Классическая процедура обработки и анализа ФКС

Типовая процедура обработки и анализа ФКГ - сигналов включает в себя фильтрацию, усиление и извлечение информации, классификацию, распознавание, сжатие и хранение. Обработка в системах классификации ФКС включает следующие задачи: фильтрация и подавление шума; сегментация информативных участков; оценка информативных параметров; классификация [12]. В зависимости от решаемой задачи обработки ФКГ – сигналов выбираются и исследуются определенные методы.

Классическая процедура автоматизированной обработки и анализа ФКС представлена на рисунке 1.7:



Рисунок 1.7. Основные этапы автоматизированной обработки и анализа электрокардиограмм.

Этап предварительной обработки ФКС включает в себя: оценку качества сигнала, фильтрацию, извлечение нужных признаков. Основная задача этого этапа – выделить полезный сигнал на фоне помех при минимизации его искажения самой системой обработки. После регистрации ФКС осуществляется его цифровая фильтрация для повышения качества записи и подавления шумов. Большинство методов распознавания характерных элементов ФКС основаны на выделении доминирующих тонов S1 и S2 и последующим определении S3 и S4 тонов, систола и диастола, поэтому фильтрация ФКС существенно повышает качество распознавания.

Последние два этапа в представленной выше процедуре обработки фонокардиографического сигнала (ФКС) относятся к задаче анализа данных, так как позволяют получить информацию о функциональном состоянии сердца, как в количественной, так и в качественной форме. Для решения этой задачи анализа существует множество методов и подходов. При этом используются различная степень детализации описания ФКС [12].

1.5 Анализ современных методов и алгоритмов цифровой обработки фонокардиографического сигнала

Анализ литературы показывает, что научно-практический интерес к обработке и анализу ФКС с точки зрения применения его в задачах диагностики ССС постоянно растёт, о чем свидетельствует множество научных работ. Результаты проведенного анализа наиболее часто используемых методов обработки ФКС представлено на (рисунке 1.8).

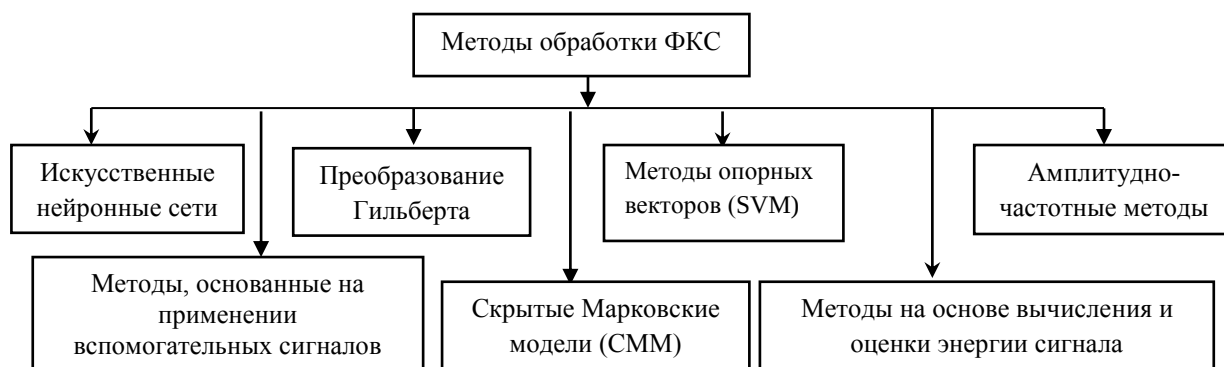


Рисунок 1.8. Наиболее часто используемые методы обработки ФКС

Примеры практического применения известных методов из отечественных и зарубежных источников рассмотрены ниже.

Преобразование Фурье является наиболее широко используемым преобразованием для исследования характеристик сигналов в частотной области [28-29,99,103]. Однако при анализе ФКГ-сигналов с помощью преобразования Фурье многие трудности связаны с тем, что реальные сигналы бывает трудно с достаточной точностью описать при помощи взвешенной суммы синусоид

различных частот. ФКГ сигналы нестационарные, их частотные и масштабные характеристики со временем меняются, причем очень важно бывает локализовать моменты их изменения. Преобразование Фурье не позволяет решать задачу локализации момент изменения частотные и масштабные характеристики ФКС [30].

В работе [28] на этапе подготовки данных для классификации ФКС авторы использовали спектрограмму для визуализации спектра частот ФКС. На спектрограмме показаны изменения в энергии сигнала по временной и частотной компонентам. Для расчета спектрограммы использовалась окно длительностью 12 с. Показано, что имеются соответствующие изменения в диапазоне 100 Гц. Далее для получения основных компонентов спектра первого и второго тона (соответственно S1 и S2) используется полосовой фильтр Баттерворта 3-го порядка с частотами среза 20 Гц и 100 Гц.

В работе [31] приведены результаты обработки ФКС с помощью полосового фильтра (полосы пропускания от 20-40 Гц. до 400-420 Гц.) и оценки частотного спектра основных компонентов (ОС) ФКС S1 и S2. В результате было установлено, что спектр ОС ФКС максимален в полосе 20-40 Гц, пики первого тона S1 в спектре формируются на более низких частотах, чем второй тон S2, и что спектр S2 содержит незначительные пики в диапазоне от 60 до 220 Гц.

В работах [32, 33] разработана программа для моделирования фильтров, в результате были получены усреднённые спектры мощности ОС ФКС S1 и S2 1000 мужчин, 32 студентов и 75 пациентов в больницах. Полученные ими результаты продемонстрировали пиковую мощности для S1 и S2 в диапазоне 60-70 Гц. Спектральные плотности мощности для S1 оказалась меньше чем S2.

В [34] применено быстрого преобразования Фурье для обработки ФКС у 29 пациентов в норме. Спектры быстрого преобразования Фурье были получены для каждого запись, были усреднённые и рассчитанные на отрезке 250 мс, содержащим S1. В результате показано, что частотный спектр первого тона S1 находится в низкочастотном диапазоне 10-50 Гц и в среднечастотном диапазоне

50-140 Гц, и что спектр S2 находится в низкочастотном диапазоне 10-80 Гц, среднечастотном диапазоне 80-220 Гц и высокочастотном диапазоне 220-400 Гц.

В работе [35] рассмотрена возможность обнаружения шумов сердца, связанных с недостаточностью аортального клапана. Установлено, что шум стеноза митрального клапана ограничен частотным диапазоном не выше 400 Гц. А шум в случае аортальной недостаточности в сочетании с митральным стенозом содержит высокочастотную энергию в диапазоне 300-1000 Гц.

В работе [18] для сегментации ФКС использовались сигналы ЭКГ и каротидный пульс для разбиения сигнала ФКГ на систолическую и диастолическую части. Здесь использовался QRS-комплекс ЭКГ для обнаружения S1 а диастолическая выемка в сигнале каротидного пульса для локализации начала S2.

В работе [36] для обнаружения наличия тонов сердца S1 и S2 предложен алгоритм, в основу которого положено одновременное использование ФКГ и ЭКГ сигналов. Причем местоположение S1 и S2 определяется путем оценки мгновенных значений энергии ЭКГ сигнала. Алгоритм был испытан на базе 210 сердечных циклов. На первом этапе для удаления нежелательных помех осуществлялась фильтрация ЭКГ и ФКГ сигналов, после чего по ЭКГ вычислялась мгновенная энергия. На основе полученной информации в конце первого R-пика ЭКГ алгоритм распознает тон S1, а в конце следующего R-пика ЭКГ распознается тон S2. Анализ результатов проведенных исследований позволил автору сделать вывод о возможности применения предложенного алгоритма сегментации звуков сердца на основе одновременного использования двух неинвазивных источников информации о деятельности сердца-ФКГ и ЭКГ, а также реализации автоматизированной системы функциональной диагностики сердца.

Примерами работ по сегментации ФКС на основе ЭКГ также являются [37, 38]. В них дальнейший анализ производится с применением нейронных сетей.

В [39] предложен метод сегментации с использованием энергии Шеннона. Описанный в этой работе алгоритм сегментации позволяет определить начало и

конец каждого сердечного цикла. Алгоритм выделения сердечных звуков, позволяет сегментировать сигнал ФКГ и вычислять различные временные параметры сердечных тонов S1 и S2 и частоту сердечных сокращений. Алгоритм разделения зависит в первую очередь, от обнаружения нормированного среднего энергии Шеннона и выбора порога для идентификации начала и конца тонов сердца S1 и S2. Идентификация звуков осуществляется путем сравнения между двумя последовательными звуками.

В работах тех же авторов [40], рассматривается другой алгоритм сегментации ФКГ сигналов на основе преобразования Гильберта. Алгоритм обеспечивает обнаружения компонентов ФКГ сигнала и вычисление интервалов времени между ними. Проведенное авторами сравнение двух методов показало, что преобразование Гильберта обеспечивает лучшее обнаружение компонентов второго тона сердца S2 (аортной и легочной компоненты), чем алгоритм на основе энергии Шеннона.

Существует ряд работ по применению вейвлет-преобразования (ВП) для анализа ФКГ. Для нахождения оптимального результата ВП ФКС с учётом его особенностей (степени подобия с основными элементами ФКГ - тонами), в работе [30] был проанализирован ряд материнских вейвлетов, среди которых были выбраны следующие: вейвлет Мейера, Добеши db8, симплет sym7, вейвлет Морлета, биортогональный 3.7, биортогональный 3.9. Авторы считают, что применение выбранных вейвлетов дает возможность получить графическое представление вейвлет-преобразования ФКС, на котором можно выделить его основные компоненты.

В работе [42] рассмотрена задача сегментации ФКС на основе ВП, предложен адаптивный пороговый алгоритм, который может отделять S1 и S2 от других компонентов. Автор применял вейвлет Добеши db2 для сегментации ФКГ-сигнала. Процедура включала в себя звуковое разложение с помощью ВП на пяти уровнях, вычисление максимального значения порогов, выполняется восстановление сигнала по различным составляющим ВП, аппроксимация (грубая оценка) и детализация (более точная оценка), вычисление значения параметров

SNR (отношение сигнал/шум), PSNR (пик сигнал-шум), NRMSE (нормированное среднеквадратичное отклонение), затем их сравнение и определение оптимального вейвлета для сегментации.

В работе [43] для сегментации ФКС применяется алгоритм на основе дискретного ВП. В алгоритме используется детализирующие и аппроксимирующие коэффициенты исходного сигнала ФКС. Эти коэффициенты были получены с помощью разложения и реконструкции на каждой полосе частот сигнала. Особенностью предложенного авторами работы [43] алгоритма является применение наряду с ВП для сегментации сигналов на каждом уровне ВП дополнительного алгоритма расчета нормализованного среднего энергии Шеннона.

В работе [44] на этапе предварительной обработки ФКГ-сигналов, т.е. до сегментации, используется ВП с целью фильтрации сердечных звуков от помехи и шумов, поскольку некоторые шумы имеют более высокую частоту, чем нормальные сердечные звуки до 600 Гц. При этом анализируются: семейство ВП, уровни разложения и методы реконструкции. Чтобы правильно идентифицировать частотный диапазон, в котором должна использоваться основная мощность S_1 и S_2 .

В работе [45] предлагается новый алгоритм локализации сердечных звуков с помощью преобразования Гильберта для детектирования огибающей энергии сигнала и формула Герона для вычисления площади сегментов сердечных звуков. При этом сегменты сердечных звуков оцениваются путем сравнения их площади с адаптивным пороговым значением. Предложенный метод основан на принципе, что компоненты сердечных звуков имеют большую площадь, чем у других компонентов сигнала.

В работе [46] рассмотрен аппарат скрытых Марковских моделей применительно к решению задачи распознавания звуковых последовательностей (задача распознавания раздельной речи). Реализована и протестирована экспериментальная система, основанная на использовании кепстральных коэффициентов (MFCC) и коэффициентов линейного предсказания (LPC).

Получены практические оценки точности распознавания для различных параметров модели. Проведенные тесты показали, что применение LPC-преобразования обеспечивает более высокие точности распознавания при меньшем количестве компонент гауссовой смеси, чем с помощью MFCC. Итоговая достоверность достигла 95%.

В работе [47], Мел-кепстральные коэффициенты (MFCC) были использованы совместно со скрытой Марковской моделью (СММ). Исследовалась зависимость от размера кадра, количества состояний и количества смесей в каждом состоянии для автоматической классификации ФКС. Использовались 325 вручную сегментированных кардиоциклов, соответствующих 10 типам сердечных заболеваний. Точность классификации получилась 95,08%, в случае СММ с 4 состояниями, 8 смесями и размером кадра 20 мс.

В работе [48] был разработан алгоритм на основе метода опорных векторов (support vector machines SVM) для классификации двух различных ФКГ сигналов. Изучено 116 ФКГ (нормальных и патологических). Результаты классификации линейных SVM показали, что из 58 нормальных сигналов 56 были правильно классифицированы как нормальные, а 2 были неправильно классифицированы как патологические. Что касается 58 патологических сигналов, из них 51 были правильно классифицированы как патологические и 7 прошли неправильную классификацию.

В работе [49] обработка ФКГ- сигнала состояла из этапа извлечения признаков и этапа классификации. На первом этапе из звуковой записи тестового сердца извлекаются два типа признаков, которые обеспечивают надежную характеристику формы и морфологии каждого сердечного цикла. На этапе классификации, используя SVM с ядром радиальной функции (RBF) каждый вектор признаков классифицируется как «нормальный», «ненормальный» и, возможно, «неуверенный» из-за низкого качества сигнала. Результаты классификации показали чувствительность 0,848 и специфичность 0,776.

Обработка ФКГ на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) для различных случаев была изучена несколькими авторами. Так, в [50,51]

многослойный персептрон обратного распространения был использован для классификации звуков сердца. Двумерная самоорганизующаяся карта была обучена с использованием частотно-временных особенностей трех случаев звуков сердца [52]. Нечеткие нейронные сети также были использованы для выявления ишемической болезни сердца [53].

Анализ публикаций показывает, что в настоящее время, наиболее перспективными и широко используемыми методами обработки ФКГ являются такие методы, как амплитудно-частотные методы, методы, основанные на вычислении и оценке энергии сигнала, преобразование гильберта и искусственные нейронные сети (ИНС).

В таблице 1.5 приведен сопоставительный анализ методов обработки ФКГ наиболее часто используемых в настоящее время.

Таблица 5. Результаты сопоставительного анализа рассмотренных методов

Наименование метода	Особенности реализации	Достоинства	Недостатки
Амплитудно-частотные методы :	В результате ПФ сигнала, заданного во временной области, получается его спектральное представление.	Позволяет определить полную спектральную составляющую сигнала	ПФ не позволяет решить задачу временной локализации сигналов.
а) преобразование Фурье (ПФ)			
б) Оконное преобразование Фурье (ОПФ)	Оно представляет собой ПФ с движущейся по сигналу оконной функцией.	Позволяет определить локальную спектральную составляющую отдельного участка сигнала	При использовании ОПФ невозможно одновременно обеспечить хорошее разрешение по времени и по частоте.
в) Вейвлет-преобразования (ВП)	Преобразование вычисляется для каждой спектральной компоненты, что является наиболее важным свойством ВП.	Позволяет исследовать особенности сигналов не только в частотном, но и во временном диапазоне	При увеличении глубины разложения преобразование отфильтровывается не только шум, но и некоторые локальные особенности (выбросы) исходного сигнала [62]. Зависимость качества фильтрации ФКС от типа базисной вейвлет-функции. Сложность

			преобразования.
Методы, основанные на вычислении и оценке энергии сигнала	Использование информации об изменении энергии сигнала в частотных интервалах	Простота реализации	Не эффективно когда имеется шум высокой интенсивности.
Преобразование Гильберта	Полезно при определении мгновенной амплитуды и мгновенной частоты сигнала.	Позволяет отражать внутренние компоненты сигнала	Не эффективно когда имеется шум высокой интенсивности.
Методы, основанные на применении вспомогательных сигналов	Использование вспомогательных сигналов для сегментации ФКС	Позволяют провести фазовый анализ сердечного цикла и получить информацию о функциональной способности сердечной мышцы.	Существует задержка между электрическими и механическими сигналами деятельности сердца.
Искусственные нейронные сети	Вычислительные модели, которые построены по образцу структуры человеческого мозга. Они имеют способность «обучаться».	Привлекательные и гибкие характеристики ИНС, такие как параллельное функционирование, способность обучаться на примерах.	Необходимость выполнения многоцикловой настройки внутренних элементов ИНС и связей между ними для построения модели объекта.
Скрытые Марковские модели (СММ)	Математический аппарат описания стохастических процессов, для работы с которыми не существует точных математических моделей, а их свойства меняются с течением времени в соответствии с некоторыми статистическими законами.	Достоинством СММ является возможность обработки последовательностей и сигналов разной длины.	Требуется множество образцов сигнала: от нескольких десятков до нескольких сотен экземпляров. Также необходимо соблюдать условие линейной независимости обучающих образцов.
Методы опорных векторов (SVM)	SVM является дискриминационным классификатором, имеет целью разработку алгоритмически эффективных методов построения оптимальной разделяющей гиперплоскости в пространстве признаков высокой размерности.	Быстрый метод нахождения решающих функций. В реальных практических задачах объем данных очень велик, а приемлемое время принятия решения в высоконагруженных системах достаточно мало.	В случае линейной неразделимости классов не существует общего подхода к выбору ядра и построению спрямляющего пространства. Неустойчивость к различным шумам во входных данных.

1.6 Выводы

2. Задача расширения информативности ФКГ-сигнала и повышения качества его обработки с точки зрения точности и достоверности, как основы функциональной диагностики ССС, является актуальной, о чем свидетельствует постоянный рост научно-практического интереса к обработке и анализу ФКС с точки зрения его исследования в задачах диагностики ССС.

3. Качество результатов, получаемых при обработке ФКГ, в значительной степени зависит от особенностей сигнала. Поэтому перспективным направлением представляется разработка эвристических алгоритмов, которые бы в автоматическом режиме выбирали оптимальные алгоритмы обработки или их сочетания.

4. Результаты проведенного анализа наиболее часто используемых методов фильтрации ФКГ- сигнала показали, что адаптивная фильтрация позволяет устранить из ФКС внешние помехи окружающей среды. Это обусловлено тем, что адаптивные фильтры способны подстраиваться под внешними помехами и компенсировать их, не влияя на близкие по частоте составляющие полезного сигнала.

5. При решении задачи сегментации ФКГ-сигнала следует отдавать предпочтение такому методу, который не требует применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов.

6. Обзор литературных источников показывает, что искусственные нейронные сети являются наиболее перспективным методом классификации ФКГ-сигнала.

Глава 2. Теоретические предпосылки решения задачи обработки ФКС

В первой главе было показано, что одним из перспективных направлений решения задач фильтрации фонокардиографического сигнала является применение адаптивной фильтрации. Результаты анализа современных методов сегментации биомедицинских сигналов показали, что наиболее перспективным направлением сегментации ФКГ представляется разработка эвристических алгоритмов на основе вычисления энергии сигналов. Также показано, что искусственные нейронные сети являются наиболее перспективным методом классификации ФКГ-сигнала.

В данной главе будут рассмотрены теоретические основы адаптивной фильтрации, методов сегментации и подходов классификации ФКГ-сигнала. Здесь также исследована возможность построения кардиоинтервалаграмм на основе ФКГ- сигнала.

2.1 Цифровая фильтрация ФКС

ФКС, как и большинство биомедицинских сигналов, является слабым сигналом, в окружении которого присутствуют помехи, артефакты и шумы. Источники шума могут быть как физиологическими, так и вызванными используемой аппаратурой или условиями эксперимента [18]. Для повышения информативности ФКС необходимой и актуальной является процедура устранения различных шумов, т.е. фильтрация.

Подавление шумов обычно осуществляется на этапе предварительной обработки сигнала, до применения процедур последующей обработки, таких, как восстановление, сегментация, классификация и другие [54]. Наличие шумов на ФКС отрицательно влияет на результаты сегментации и, следовательно, на результаты диагностики и последующего лечения. В связи с этим в данной работе

поставлена задача проведения сопоставительного анализа эффективности применения разных шумоподавляющих фильтров с целью обоснования выбора оптимального фильтра для подавления шумов на ФКС.

Наиболее часто применяемых фильтров для подавления шума на ФКС представлена на рисунке 2.1.



Рисунок 2.1. Классификация наиболее часто применяемых фильтров для подавления шума на ФКГ – сигнала

2.1.1 Фильтрация в частотной области

ФКГ-сигнал представляет собой интересный пример сигнала с многими частотными характеристиками: в дополнение к периодичности от комплекса к комплексу (сердечному ритму), звуки сердца внутри отдельного кардиоцикла демонстрируют резонанс. В связи с тем, что сердечная система содержит несколько отделов, можно ожидать, что звуки сердца обладают многочисленными резонансными частотами: это ведёт к необходимости описывать сигнал ФКГ не только в терминах ритма (частоты сердечных сокращений) или единственной резонансной частоты, но также в виде композитного спектра нескольких доминирующих или резонансных частот[18].

Фильтрация в частотной области выполняется над спектром сигнала. В литературе описываются различные типы частотных фильтров, наиболее известными из них для фильтрации ФКС являются фильтры Баттерворта, фильтры Чебышева, эллиптические фильтры и фильтры Бесселя [29, 58-59].

Фильтр Баттерворта, возможно, является наиболее широко используемым фильтром в частотной области, благодаря его простоте и максимально плоской амплитудной характеристике в полосе пропускания [12,13,39,40]. Амплитудно-частотная характеристика фильтра Баттерворта является монотонной как в полосе пропускания, так и в полосе задержки.

Для разработки фильтра Баттерворта необходимо задать два параметра: частота среза Ω_c и порядок фильтра N . Эти два параметра могут быть заданы на основе информации о характеристиках фильтра, а также на основе сведений о характеристиках сигнала и помех. Для фильтра нижних частот Баттерворта порядка N первые $2N-1$ производных от квадрата амплитудно-частотной характеристики равны нулю при $\Omega = 0$, где Ω представляет собой аналоговую частоту в радианах. Амплитудно-частотная характеристика фильтра Баттерворта является монотонной как в полосе пропускания, так и в полосе задержки. Базовая функция фильтра нижних частот Баттерворта задаётся следующим выражением [29]:

$$|H_{\Omega}(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1+(j\Omega/j\Omega_c)^{2N}} \quad (2.1)$$

где H_{Ω} является частотной характеристикой аналогового фильтра и Ω_c - частотой среза (рад/с). Фильтр Баттерворта полностью определяется его частотой среза Ω_c и порядком N . С увеличением порядка N частотная характеристика фильтра становится более плоской в полосе пропускания, а переходная полоса становится короче и круче. $|H_{\Omega}(j\Omega)|^2 = \frac{1}{2}$ для всех N .

Фильтры Баттерворта верхних частот могут быть рассчитаны или получены путём преобразования нормализованных фильтров-прототипов нижних частот [29, 60].

Метод разработки эллиптических фильтров даёт крутую переходную полосу ценой появления пульсаций в полосе пропускания и в полосе задержки. Метод Бесселя даёт групповую задержку, которая является максимально плоской для постоянной составляющей, и фазовую характеристику, которая аппроксимирует

линейную фазовую характеристику. Фильтры Чебышёва отличаются резким спадом амплитудно-частотных характеристик в переходной полосе, но в полосе пропускания эти характеристики не являются плоскими. Детали разработки фильтров Бесселя, Чебышева, эллиптических фильтров и других фильтров широко представлены в других источниках по цифровой фильтрации [29, 58-60].

2.1.2 Фильтрация ФКС на основе вейвлет-преобразования

Широкое распространение ВП получило благодаря своим уникальным свойствам, позволяющим исследовать особенности сигналов не только в частотном, но и во временном диапазоне. В основе алгоритма вейвлет-преобразования (ВП) лежит использование двух, связанных между собой, цифровых фильтров, выполняющих функции масштабирования и ВП (рисунок 2.2.). На основе каждой из этих функций строится свой фильтр. В литературе, посвященной данной тематике, их принято называть низкочастотный (low-pass) фильтр g и высокочастотный (high-pass) фильтр h [61].

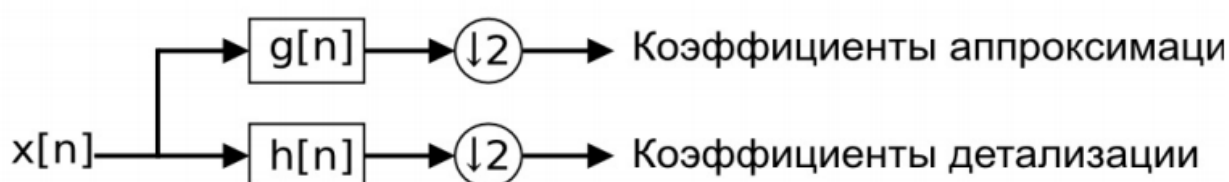


Рисунок 2.2. Дискретное вейвлет-преобразование

Вейвлет преобразование выполняется следующим образом: сигнал независимо пропускается через оба фильтра и из получившихся сигналов выбираются только четные элементы. Таким образом, на выходе формируются две последовательности, каждая из которых в два раза короче исходной. Последовательность, прошедшую h фильтр называют коэффициентами детализации. Последовательность, прошедшую g фильтр называют коэффициентами аппроксимации.

Различают непрерывное и дискретное преобразования. Прямое вейвлет-преобразование осуществляется согласно правилу:

$$W_{\psi}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{C_{\psi}}} \int \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) f(x) dx, \quad (2.2)$$

где a и b — параметры, определяющие соответственно масштаб и смещение функции ψ , называемой анализирующим вейвлетом, C_{ψ} - нормировочный множитель. Интегрирование ведут по всей числовой оси.

Базисный, или материнский вейвлет ψ образует посредством растяжений и сдвигов семейство $\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$.

Вейвлет-функция должна удовлетворять условиям конечности своей энергии и иметь нулевое среднее значение: $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0$.

В отличие от гармоник Фурье большинство вейвлет-функций компактно локализованы в пространстве и частотной областях. На сегодня существуют сотни разновидностей вейвлетов, применяемых в различных областях науки и техники. Многие из них имеют сложный вид и представляются только итерационными методами. На рисунке 2.3. показана масштабирующая анализирующая функция, которая может изменять свою ширину в зависимости от частоты анализируемой информации. Видно, что базисные функции имеют большую ширину во временной области для низкочастотных компонент и малую ширину для высокочастотных компонент.

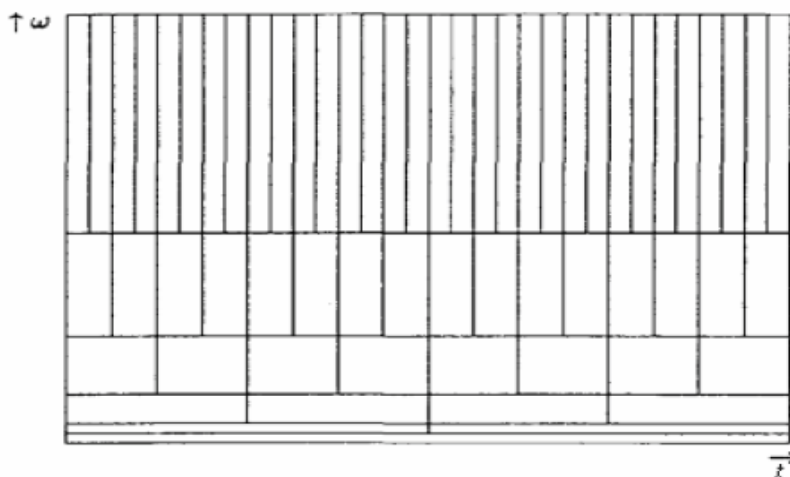


Рисунок 2.3 - Масштабирующая функция

В качестве базисных функций, образующих ортогональный базис, можно использовать широкий набор вейвлетов. Для практического применения важно знать признаки, которыми непременно должна обладать исходная функция, чтобы стать вейвлетом. Основными из них являются [56]:

Ограниченность. Квадрат нормы функции должен быть конечным:

$$\|\psi\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.3)$$

Локализация. ВП в отличие от преобразования Фурье использует локализованную исходную функцию и во времени, и по частоте.

Нулевое среднее. График исходной функции должен осциллировать вокруг нуля на оси времени и иметь нулевую площадь

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (2.4)$$

Недостатком ВП является то, что при увеличении глубины разложения преобразование отфильтровывается не только шум, но и некоторые локальные особенности (выбросы) исходного сигнала [62]. Еще один недостаток ВП – зависимость качества фильтрации фонокардиографического сигнала от типа базисной вейвлет-функции.

2.1.3 Адаптивная фильтрация ФКГ-сигнала

Адаптивные устройства обработки данных отличаются наличием определенной связи параметров передаточной функции с параметрами входных, выходных, ожидаемых, прогнозируемых и прочих дополнительных сигналов или с параметрами их статистических соотношений, что позволяет самонастраиваться на оптимальную обработку сигналов. В простейшем случае, адаптивное устройство содержит программируемый фильтр обработки данных и блок адаптации, который на основании определенной программы анализа входных, выходных и прочих дополнительных данных вырабатывает сигнал управления

параметрами программируемого фильтра. Импульсная характеристика адаптивных систем также может иметь как конечный, так и бесконечный характер [16].

Как правило, адаптивные устройства выполняются для узкоцелевого функционального назначения под определенные типы сигналов. Внутренняя структура адаптивных систем и алгоритм адаптации практически полностью регламентируются функциональным назначением и определенным минимальным объемом исходной априорной информации о характере входных данных и их статистических и информационных параметрах. Это порождает многообразие подходов при разработке систем, существенно затрудняет их классификацию и разработку общих теоретических положений. Но можно отметить, что наибольшее применение при разработке систем для адаптивной обработки сигналов находят два подхода: на основе схемы наименьших квадратов (СНК) и рекурсивной схемы наименьших квадратов (РСНК) [5].

Основные области применения адаптивной фильтрации – очистка данных от нестабильных мешающих сигналов и шумов, перекрывающихся по спектру со спектром полезных сигналов, или когда полоса мешающих частот неизвестна, переменна и не может быть задана априорно для расчета параметрических фильтров [105]. Так, например, в цифровой связи сильная активная помеха может интерферировать с полезным сигналом, а при передаче цифровой информации по каналам с плохими частотными характеристиками может наблюдаться межсимвольная интерференция цифровых кодов. Эффективное решение этих проблем возможно только адаптивными фильтрами [18].

Частотная характеристика адаптивных фильтров автоматически регулируется или модифицируется в соответствии с определенным критерием, позволяющем фильтру адаптироваться к изменениям характеристик входного сигнала. Они достаточно широко используются в радио- и гидролокации, в системах навигации, в выделении биомедицинских сигналов, и многих других отраслях техники. В качестве примера рассмотрим наиболее распространенные схемы адаптивной фильтрации сигналов [64]. Блок-схема фильтра приведена на рисунке 2.4.

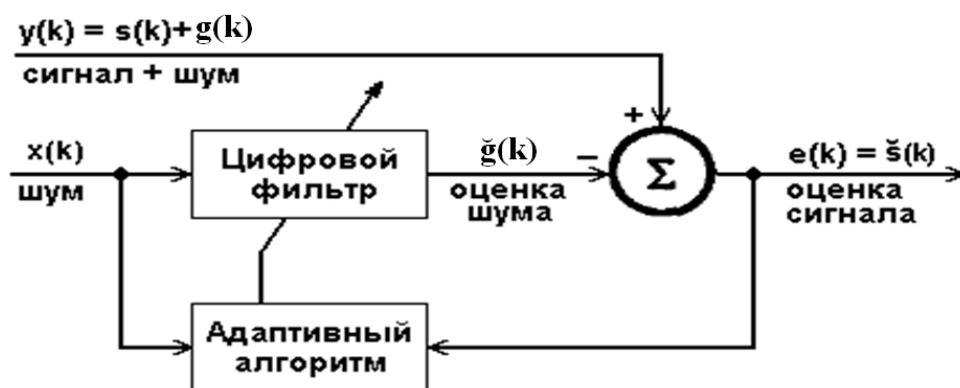


Рисунок 2.4 –Блок-схема адаптивного фильтра [64]

Фильтр состоит из блока цифрового фильтра с регулируемыми коэффициентами и адаптивного алгоритма для настройки и изменения коэффициентов фильтра. На фильтр одновременно подаются входные сигналы $y(k)$ и $x(k)$. Сигнал $y(k)$ содержит полезный сигнал $s(k)$ и некоррелированный с ним загрязняющий сигнал $g(k)$. Сигнал $x(k)$ какого-либо источника шума коррелирован с $g(k)$ и используется для формирования оценки сигнала $\hat{g}(k)$. Полезный сигнал оценивается по разности [64]:

$$\hat{s}(k) = y(k) - \hat{g}(k) = s(k) + g(k) - \hat{g}(k). \quad (2.5)$$

После возведения уравнения в квадрат, получаем:

$$\hat{s}^2(k) = s^2(k) + (g(k) - \hat{g}(k))^2 + 2s(k)(g(k) - \hat{g}(k)). \quad (2.6)$$

Математическое ожидание левой и правой частей этого уравнения:

$$M[\hat{s}^2(k)] = M[s^2(k)] + M[(g(k) - \hat{g}(k))^2] + 2M[s(k)(g(k) - \hat{g}(k))]. \quad (2.7)$$

Последнее слагаемое в выражении равно нулю, поскольку сигнал $s(k)$ не коррелирует с сигналами $g(k)$ и $\hat{g}(k)$. Поэтому:

$$M[\hat{s}^2(k)] = M[s^2(k)] + M[(g(k) - \hat{g}(k))^2]. \quad (2.8)$$

В этом выражении $M[s^2(k)] = W(s(k))$ – мощность сигнала $s(k)$, $M[\hat{s}^2(k)] = W(\hat{s}(k))$ – оценка мощности сигнала $s(k)$ и общая выходная мощность, $M[(g(k) - \hat{g}(k))^2] = W(\varepsilon_g)$ – остаточная мощность шума, который может содержаться в выходном сигнале. При настройке адаптивного фильтра к оптимальному

положению минимизируется мощность остаточного шума, а, следовательно, и мощность выходного сигнала:

$$\min W(\check{s}(k)) = W(s(k)) + \min W(\varepsilon g). \quad (2.9)$$

На мощность полезного сигнала настройка не влияет, поскольку сигнал не коррелирован с шумом. Эффект минимизации общей выходной мощности будет выражаться в максимизации выходного отношения сигнал/шум. Если настройка фильтра обеспечивает равенство $\check{g}(k) = g(k)$, то при этом $\check{s}(k) = s(k)$. Если сигнал не содержит шума, адаптивный алгоритм должен устанавливать нулевые значения всем коэффициентам цифрового фильтра [10].

В таблице 2.1 приведен сопоставительный анализ методов, используемых в настоящее время для фильтрации ФКС.

Таблица 2.1 Сравнительный анализ методов фильтрации ФКС

Метод Свойства	Адаптивный фильтр	Частотный фильтр	ВП
Суть метода	Это фильтр с изменяемыми в процессе работы параметрами, набор которых во многом зависит от критерия работы адаптивного фильтра. Этим критерием часто является достижение минимума некоторой целевой функции, как правило, квадратичной функции ошибки между так называемым требуемым и выходным сигналами адаптивного фильтра. Достижение минимума целевой функции означает, что выходной сигнал	Выделение информативной частотной компоненты сигнала в ограниченной полосе частот на фоне помех. Могут быть реализованы программно после получения преобразования Фурье входного сигнала. Фильтрация	Разложение исходного сигнала по базисным функциям, полученным из некоторого прототипа ("материнский вейвлет" "wavelet") путем сжатий, растяжений и сдвигов по времени [55].

	адаптивного фильтра «близок» к требуемому сигналу, т.е повторяет по форме этот сигнал. [105].	выполняется над спектром сигнала [10].	
Достоинства	Очистка данных от нестабильных мешающих сигналов и шумов, когда полоса мешающих частот неизвестна. Алгоритмическая простота и малая вычислительная сложность. Режим реального времени [10,16]	- Амплитудно-частотная коррекция сигнала (усиление или ослабление отдельных частотных составляющих); - Полное подавление спектра шумов и помех в определенной полосе частот.	Позволяет исследовать особенности сигналов не только в частотном, но и во временном диапазоне [57].
Недостатки	Необходимость получения оценки шума, приводит к усложнению аппаратной части измерительных систем [72].	Линейное фазовое искажение сигнала [10].	Выбор подходящего вейвлета и сложность преобразования [56].

2.2 Сегментация ФКГ- сигнала

На практике при анализе конкретного сигнала возникает необходимость выбора алгоритма, наиболее подходящего для сегментации его основных элементов. Точность алгоритмов сегментации определяет надежность и эффективность выполнения последующих процедур обработки, таких как распознавание, синтез, сжатие. Сегментация может осуществляться вручную (является надежным, но трудоемким способом, особенно если это касается большого объема обрабатываемой информации) или автоматически. Существует

два подхода автоматической сегментации ФКС: первый состоит в сегментации на основе известной последовательности тонов, в то время как во втором подходе сегментация осуществляется на основе изменения характера фонокардиосигнала, включая следующие параметры: частотное содержание, энергия сигнала, временные интервалы и амплитуды, интенсивность звуков и шумов сердца. [12].

Анализ существующих публикаций показывает, что наиболее часто используемыми методами сегментации фонокардиосигналов являются методы, основанные на применении опорных сигналов, ВП [101] и методы на основе вычисления и оценки энергии сигнала[12].

2.2.1 Методы, основанные на применении опорных сигналов

Суть таких методов заключается в использовании сигналов ЭКГ и каротидного пульса для разбиения ФКГ сигнала на систолическую и диастолическую части. Сигналы ЭКГ и ФКГ различаются по своей физической природе, а именно: первый из них электрический сигнал, а второй механический (звук, вибрации). Очень часто запись ЭКГ делают одновременно с записью ФКГ [65].

На рисунке 2.5 представлена одновременная запись ФКГ, ЭКГ и сигнала каротидного пульса пациента (девочки 11 лет) со стенозом аортального клапана. Показана разметка систолической (SYS) и диастолической (DIAS) частей сигнала ФКГ с использованием сигналов ЭКГ и каротидного пульса в качестве опорных. На кривых ЭКГ и сигнала каротидного пульса помечены, соответственно, QRS-комплекс и дикротическая выемка D [18].

QRS-комплекс ЭКГ непосредственно связан с сокращением желудочков как суммарный эффект от потенциала действия клеток мышц желудочков. Во время сокращения желудочков напряжения сухожильных хорд и давления обратного потока крови по направлению к предсердию перекрывают АВ-клапаны, вызывая, таким образом, начальные вибрации S1. Таким образом, S1 начинается

непосредственно после QRS-комплекса. С учётом неспецифической природы сигналов вибрации, а также наличия различных возможностей передачи звуков сердца к точке записи на груди, выделение S1 само по себе является сложной проблемой [18,66,67].

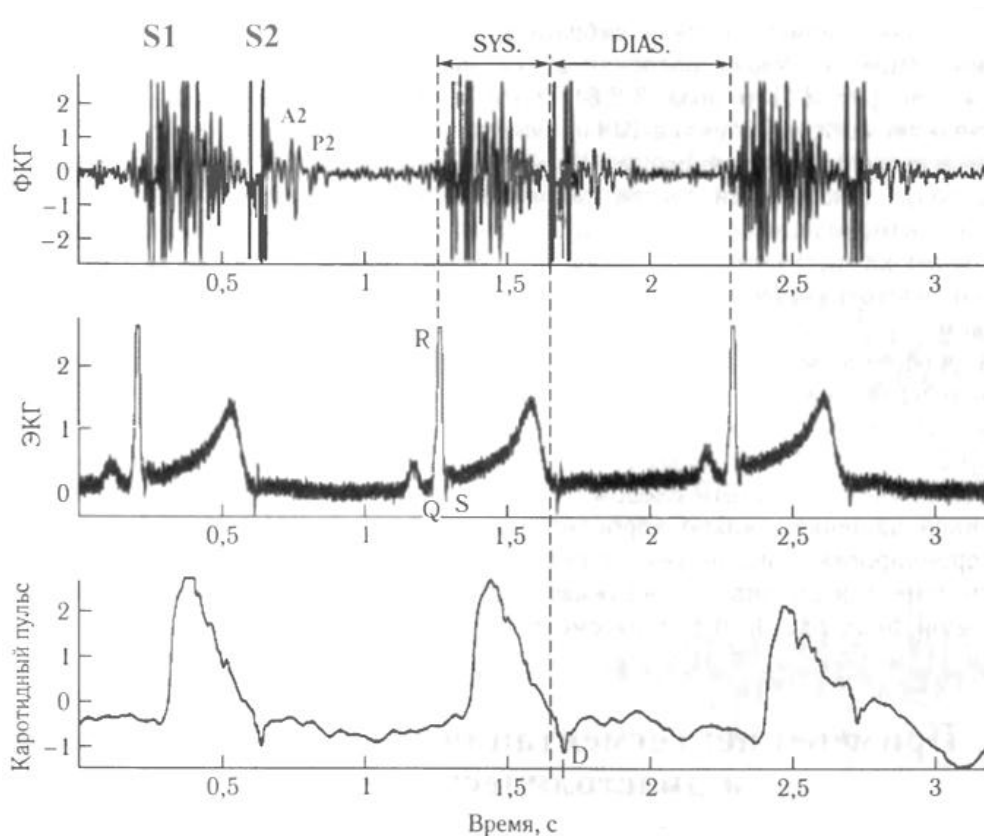


Рис. 2.5. Одновременная трёхканальная запись ФКГ, ЭКГ и сигнала каротидного пульса пациента (девочки 11 лет) со стенозом аортального клапана [18].

Обнаружение QRS-комплексов – это относительно несложная задача, так как QRS-комплекс является наиболее острой волной в кардиоцикле ЭКГ. Таким образом, QRS-комплекс ЭКГ представляет собой надёжный индикатор начала S1 и может быть использован для сегментации записей ЭКГ по отдельным сердечным циклам от начала одного QRS-комплекса (и, следовательно, S1) до начала следующего QRS-комплекса (и следующего S1). Этот метод можно использовать как при визуальном анализе, так и при обработке фонокардосигнала.

Для локализации начала S2 может быть использована дикротическая выемка в сигнале каротидного пульса (КП) [67]. КП это сигнал давления (сфигмограммы),

записанный над сонной артерией в том месте на шее, где она проходит вблизи поверхности кожи. Каротидный пульс (рисунок 2.7.) является полезным дополнением к ФКГ и может оказывать помощь в идентификации тона S2 и его компонент [18].

2.2.2 Методы на основе вычисления и оценки энергии сигнала

Понятие энергии в теории сигналов не относится к характеристикам каких-либо физических величин сигналов, а является их количественной характеристикой, отражающей определенные свойства сигналов и динамику изменения их значений во времени, в пространстве или по любым другим аргументам [68]. Суть этого метода заключается в использовании информации об изменении энергии сигнала $S(t)$ в частотных интервалах.

Энергия сигнала	Мощность сигнала	Средняя мощность
$E = \int_0^t S^2(t)dt$ (2.7)	$P(t) = S^2(t)$ (2.8)	$P_{cp} = \frac{1}{T} \int_0^T S^2(t)dt$ (2.9)

Если энергия сигнала бесконечна, как на пример, у периодических сигналов, то:

$$P_{cp} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S^2(t)dt \quad (2.10)$$

Среднеквадратическое значение сигнала (RMS):

$$\sigma_s = \sqrt{P_{cp}} = \sqrt{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S^2(t)dt} \quad (2.11)$$

Разделение звуков и шумов в сердце основано, прежде всего, на обнаружении боковых минимумов каждого пика огибающей энергии путем применения фиксированного порога [39,40]. Для выделения места нарастания энергии используется так называемый положительный порог, а для выделения места спада энергии используется так называемый отрицательный порог. Математические выражения, описывающие указанные пороги, имеют вид [68]:

$$D_+(f, t) = \max \left[0, + \log \frac{S(f, t - \Delta t/2) + c_{dyn}}{S(f, t + \Delta t/2) + c_{dyn}} \right] \quad (2.12)$$

$$D_-(f, t) = \max \left[0, - \log \frac{S(f, t - \Delta t/2) + c_{dyn}}{S(f, t + \Delta t/2) + c_{dyn}} \right] \quad (2.13)$$

где $D_+(f, t)$ – положительный порог;

$D_-(f, t)$ – отрицательный порог;

$S(f, t)$ – динамический спектр сигнала (сонограмма);

c_{dyn} – константа регуляризации.

Для данного метода сегментации используются две решающих функции:

$$\Psi_+(t) = \int D_+(f, t) df \quad (2.14)$$

$$\Psi_-(t) = \int D_-(f, t) df \quad (2.15)$$

Решение о наличии границы принимается в том случае, если значение решающей функции (2.10) или (2.11) превышает соответствующий порог [68]. Продолжительность звуков и шумов в сердце может измениться, поэтому выбор порога очень важен для обеспечения качественных результатов.

При обработке ФКС энергия сигнала вычисляется в скользящем окне, характеризующем форму временной локализации звуков сердца и сердечных шумов. Разделение тонов зависит, в первую очередь, от обнаружения нормированного среднего значения энергии Шеннона и выбора порога для идентификации начала и конца тонов сердца S1 и S2. Идентификация звуков осуществляется путем сравнения двух последовательных звуков. Каждый сердечный звук (тон) или шум (клик), имеет точное пороговое значение.

В таблице 2.2. приведены данные сравнительного анализа рассмотренных методов сегментации ФКС.

Таблица 2.2 Сравнительный анализ методов сегментации ФКС

Свойства Метода	Суть	Достоинства	Недостатки
Методы, основанные на применении опорных сигналов	Для разбиения сигнала ФКГ на систолическую и диастолическую части в качестве опорных сигналов используются, сигналы ЭКГ и каротидного пульса.	Комплексное использование ФКГ, записанной синхронно с ЭКГ и со сфигмограммой сонной артерии, позволяет провести фазовый анализ сердечного цикла и получить информацию о функциональной способности сердечной мышцы.	1. Задержка между электрическими и механическими сигналами деятельности сердца (зависит от индивидуальных особенностей, а также наличия патологических изменений); 2. Усложнение системы анализа ФКГ и, особенно, интерфейса пациента
Методы на основе вычисления и оценки энергии сигнала	Используется информация об изменении энергии сигнала в частотных интервалах.	Знание формы распределения энергии сигнала, которая определяет границы основных компонентов ФКГ сигнала.	ФКС содержит несердечный шум высокой интенсивности.

При решении задачи сегментации ФКГ следует отдавать предпочтение такому методу, который не требует применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов. Поэтому перспективным направлением представляется разработка эвристических алгоритмов, которые бы в автоматическом режиме выбирали оптимальные алгоритмы сегментации или их сочетания.

2.3 Построение кардиоинтервалограммы на основе ФКС

В настоящее время в клинической и профилактической медицине находит все более широкое применение метод математического анализа сердечного ритма (СР), или анализ вариабельности сердечного ритма (HRV, heart rate variability). Данный метод основан на рассмотрении сердечного ритма как случайного процесса, представленного временным рядом кардиоинтервалов, к которому применимы различные методы статистической обработки [75]. Подобный временной ряд содержит информацию не только о сердечной деятельности, но и о деятельности регуляторных систем более высокого порядка, управляющих многочисленными функциями целостного организма. Таким образом, использование СР в качестве интегрального показателя процессов регуляции дает возможность оценить состояние адаптации организма, в целом, и функционирование вегетативной нервной системы [13].

В данной работе исследуются возможности построения кардиоинтервалограмм (КИГ) на основе фонокардиографического (ФКГ) сигнала с целью расширения возможностей применения ФКГ в задачах медицинской диагностики, в частности для оценки вариабельности ритма сердца.

Для построения КИГ, в принципе, может подойти запись любой пульсовой волны (ЭКГ, ФКГ, реограмма, сфигмограмма, фотоплетизмограмма и др.). Однако при анализе ритма сердца необходимо оценить источник водителя ритма. Кроме того, существует понятие "дефицит пульса" (имеется в виду, что в ряде случаев не каждое сердечное сокращение приводит к возникновению пульсовой волны). Именно поэтому для расчета показателей вариабельности ритма сердца по записи пульсовой волны необходимо использовать запись ЭКГ или ФКГ [13].

Сигналы ЭКГ и ФКГ различаются по своей физической природе, а именно: первый из них электрический сигнал, а второй механический (звук, вибрации). Очень часто запись ЭКГ делают одновременно с записью ФКГ. На рисунке 2.6

представлена типичная одновременная запись ФКГ и ЭКГ (верхний и нижний графики соответственно) с обозначенными на ней основными параметрами [13].

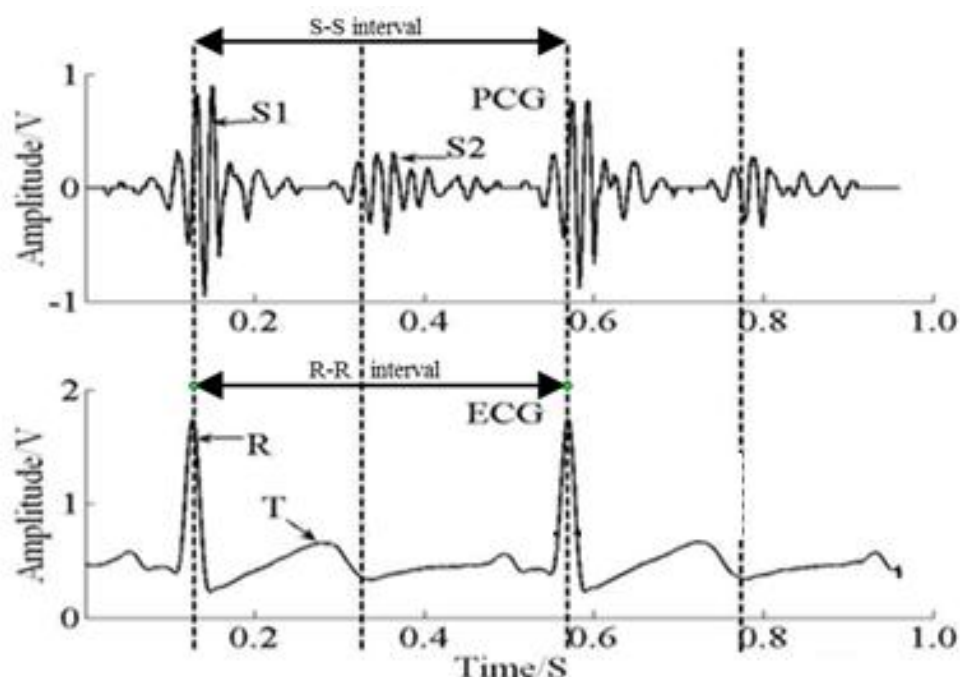


Рисунок 2.6. Совместная запись ЭКГ и ФКГ (нижний и верхний графики соответственно)

Классический метод фонокардиографии не даёт возможности оценить вариабельность ритма сердца. Для этого требуется синхронная запись ЭКГ. Поэтому для расширения возможности и повышения информативности метода ФКГ представляет научной интерес разработка метода выделения и анализа кардиоинтервалограммы (КИГ) без параллельной регистрации ЭКГ, что позволит анализировать динамические характеристики ритма сердца. КИГ представляет собой график, иллюстрирующий изменения длительности R-R интервалов (RR-интервалограмма на ЭКГ) [13].

Как и в случае для R-R-интервалограмм полученных из ЭКГ, для анализа S-S интервалограмм, полученных из ФКС, используются различные методы, в том числе, статистические, геометрические и спектральные методы анализа.

2.4 Методы классификации фонокардиосигналов

Анализ литературы показывает, что наиболее часто встречающимися методами автоматической классификации функционального состояния сердца по принципу «норма» или «аномалия» являются скрытые Марковские модели (СММ), метод опорных векторов (SVM) и искусственные нейронные сети (НС).

Математический аппарат метода скрытых Марковских моделей (СММ англ. HMM, hidden Markov model) представляет собой инструмент описания стохастических процессов, для работы с которыми не существует точных математических моделей, а их свойства меняются с течением времени в соответствии с некоторыми статистическими законами. Наиболее широкое применение СММ нашли при решении таких задач, как распознавание речи, анализ изображений, анализ звуковых сигналов, видео и ряда других [46].

В основе скрытой марковской модели лежит конечный автомат, состоящий из N -состояний, называемых скрытыми. Переходы между состояниями в каждый дискретный момент времени t не являются детерминированными, а происходят в соответствии с вероятностным законом и описываются матрицей вероятностей переходов ANN .

Достоинством СММ является возможность обработки последовательностей и сигналов разной длины. Недостатком является то, что данный метод требует множество образцов сигнала: от нескольких десятков до нескольких сотен экземпляров. Также необходимо соблюдать условие линейной независимости обучающих образцов[46].

Метод опорных векторов – Support Vector Machines (SVM), основан на разработке алгоритмически эффективных методов построения оптимальной разделяющей гиперплоскости в пространстве признаков высокой размерности [79].

К **SVM** преимуществам относятся быстроедействие, возможность нахождения разделяющей полосы максимальной ширины, что позволяет осуществлять более уверенную классификацию. Однако, **SVM** является неустойчивым к различным

шумам во входных данных. При работе с данным методом не всегда понятно, как наиболее правильным образом выбрать коэффициент регуляризации. В случае линейной неразделимости классов не существует общего подхода к выбору ядра и построению спрямляющего пространства.

Наиболее перспективным направлением классификации сигналов является технология искусственных нейронных сетей (ИНС), в основе которой лежит идея создания интеллектуальной системы или устройства по образу и подобию человеческого мозга. Дело в том, что способ обработки информации человеческим мозгом принципиально отличается от способов, используемых в обычных – неймановских компьютерах. Основное преимущество биологического мозга заключается в параллельности производимых им вычислений [82-74].

2.4.1 Искусственные нейронные сети (ИНС)

Термин «нейронные сети» сформировался к середине 50-х годов XX века. Основные результаты в этой области связаны с именами У. Маккалоха, Д. Хебба, Ф. Розенблатта, М. Минского. В 1943 г. У. Маккалоха и У. Питтс предложили модель нейрона и сформулировали основные положения теории функционирования головного мозга, а в 1949 г. Д. Хебб впервые предложил правила обучения нейронной сети [85].

Математическая модель простейшей нейронной сети – персептрон – была впервые предложена Ф. Розенблаттом в 1957 г. В 1969 г. была опубликована книга М. Минского и С. Пейперта «Персептроны», в которой доказываются принципиальная ограниченность возможностей персептронов [85,87].

ИНС это математическая модель, основной частью которой является искусственный нейрон. В этой модели можно выделить три основных элемента [86]: набор синапсов или связей, каждый из которых характеризуется своим весом; сумматор, который складывает входные сигналы, взвешенные относительно соответствующих синапсов нейрона и функции активации ограничивает амплитуду выходного сигнала нейрона. Обычно нормализованный

диапазон амплитуд выхода нейрона лежит в $[0 \ 1]$ или в интервале $[-1 \ 1]$. Искусственный нейрон, осуществляющий нелинейное преобразование F суммы произведения входных сигналов на весовые коэффициенты, (схематично представлены на рисунке 2.7).

$$y = F\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right) = F(S) = F(WX^T) \quad (2.16)$$

где $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ - вектор весовых коэффициентов, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ - вектор входных сигналов, $S = \sum_{i=1}^n w_i x_i$ взвешенная сумма, F - оператор нелинейного преобразования или функция активации.

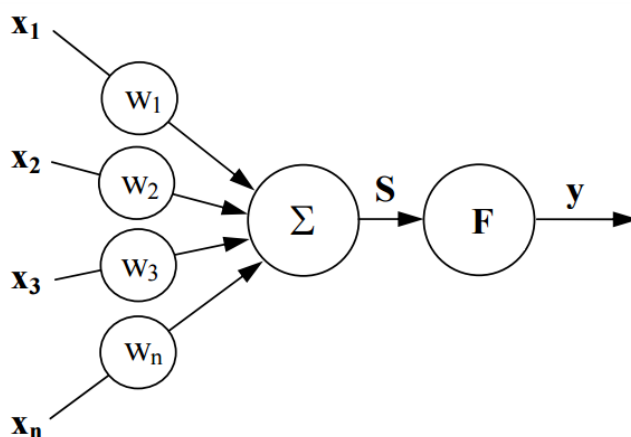


Рисунок 2.7 Схема искусственного нейрона.

Взвешенную сумму S иногда представляют в виде $S = \sum_{i=1}^n w_i x_i - T$, где T - порог нейронного элемента, характеризующий сдвиг функции активации по оси абсцисс. Если продолжить биологические аналогии, то входы x_i являются для искусственного нейрона дендритами, операторы суммирования и нелинейного преобразования – телом нейрона, а выход y – аксоном [88].

В качестве оператора нелинейного преобразования могут выступать различные функции, которые выбираются в соответствии с рассматриваемой задачей и типом ИНС. К наиболее часто используемым функциям активации относятся:

1. Линейная функция: $y = kS$;

2. Пороговая функция: $y = \text{sign}(S) = \begin{cases} 1, S > 0; \\ 0, S \leq 0; \end{cases}$ или $y = \begin{cases} 1, S > 0; \\ -1, S \leq 0; \end{cases}$

3. Сигмоидная функция: $y = \frac{1}{1 + e^{-cs}}$, где $c > 0$ - коэффициент, определяющий ширину функции по оси абсцисс.

Следует отметить, что в силу монотонности и всюду дифференцируемости сигмоидная функция является наиболее распространённой. Её график приведён на рис.2.8.

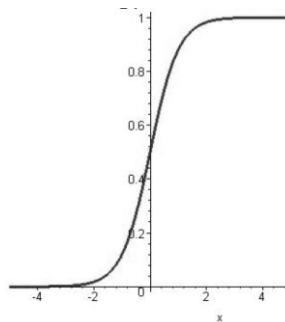


Рисунок 2.8. Сигмоидная функция активации (с=2).

ИНС состоит из нескольких слоев, в которых группируются нейроны. Схематично ИНС представляется следующим образом (рисунок 2.9) [89,90].

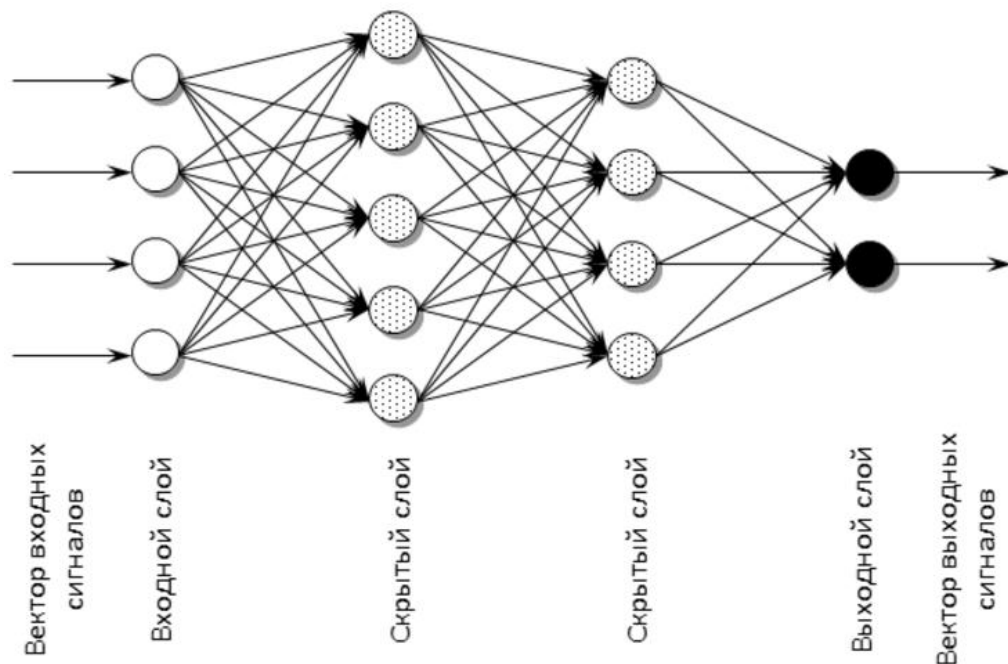


Рисунок 2.9. Искусственная нейронная сеть

На нейроны входного слоя подаются измеренные и преобразованные значения характеристик объекта (образа). Сигналы, поступившие к нейронам входного слоя, передаются на следующий слой (скрытый или выходной) без преобразования (т.е. к ним не применяется функция активации). Скрытые слои и выходной слой, отражающие специфику знаний, преобразуют входные данные. Выходной слой генерирует скаляр (одно значение) или вектор (несколько значений), являющийся решением задачи (в частности распознаваемым образом)[90].

ИНС в соответствии с их структурой можно разделить на сети прямого распространения и сети с обратными связями. Как следует из названия, в сетях первого типа сигналы от нейрона к нейрону распространяются в четко заданном направлении – от входов сети к ее выходам. В сетях второго типа выходные значения любого нейрона сети могут передаваться к его же входам. Это позволяет нейронной сети моделировать более сложные процессы, например, временные, но делает выходы подобной сети нестабильными, зависящими от состояния сети на предыдущем цикле. На рис. 2.10 приведена классификация наиболее распространенных типов нейронных сетей. Разнообразие нейронных сетей увеличивается еще больше, благодаря огромному количеству алгоритмов и методик обучения, а также наличию нескольких видов пороговых функций [91].



Рисунок 2.10 – Классификация ИНС

Топология **многослойной НС** представлена на рисунке 2.11, в которой связанные между собой нейроны (узлы сети) объединены в несколько слоев.

В данной сети имеется выделенное направление распространения нейроимпульсов - от входного слоя через один (или несколько) скрытых слоев к выходному слою нейронов. Нейросеть такой топологии называют обобщенным многослойным персептроном или, просто персептроном [90,91].

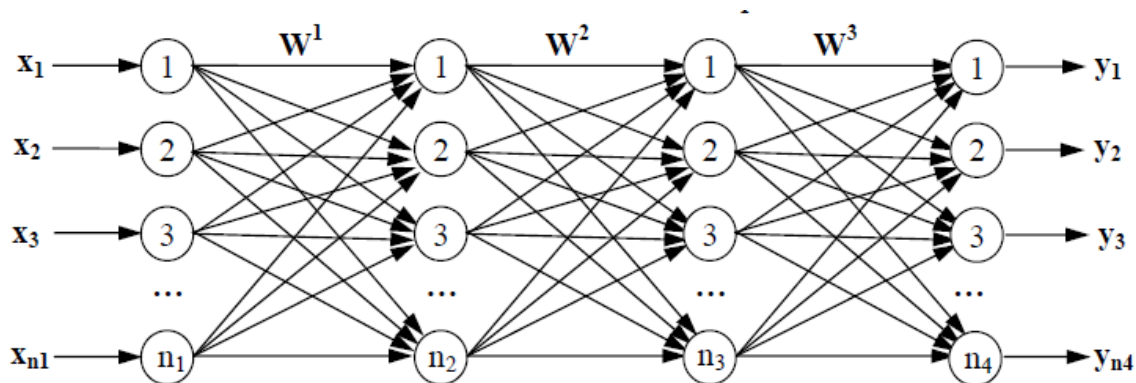


Рисунок 2.11. Топология многослойной нейронной сети.

Персептрон представляет собой сеть, состоящую из нескольких последовательно соединенных слоев формальных нейронов МакКаллока и Питтса. На низшем уровне иерархии находится *входной* слой, состоящий из сенсорных элементов, задачей которого является только прием и распространение по сети входной информации. Далее имеются один или, реже, несколько *скрытых* слоев. Каждый нейрон на скрытом слое имеет несколько входов, соединенных с выходами нейронов предыдущего слоя или непосредственно со входными сенсорами $x_1 \dots x_n$, и один выход. Нейрон характеризуется уникальным вектором весовых коэффициентов w . Веса всех нейронов слоя формируют матрицу, которую мы будем обозначать W . Функция нейрона состоит в вычислении взвешенной суммы его входов с дальнейшим нелинейным преобразованием ее в выходной сигнал:

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-[\sum W_i x_i - \Theta])} , \quad (2.17)$$

где W - вес нейрона, x – вход , y – выход.

Выходы нейронов последнего, выходного, слоя описывают результат классификации $y=y(x)$. Особенность работы персептрона состоит в следующем. Каждый нейрон суммирует поступающие к нему сигналы от нейронов предыдущего уровня иерархии с весами, определяемыми состояниями синапсов, и формирует ответный сигнал (переходит в возбужденное состояние), если полученная сумма выше порогового значения. Персептрон переводит входной образ, определяющий степени возбуждения нейронов самого нижнего уровня иерархии, в выходной образ, определяемый нейронами самого верхнего уровня. Число последних, обычно, сравнительно невелико. Состояние возбуждения нейрона на верхнем уровне говорит о принадлежности входного образа к той или иной категории.

В качестве функций активации во всех нейронных элементах чаще всего используется сигмоидная функция, так как она, является монотонной и всюду дифференцируемой. Для обучения многослойных НС используется алгоритм обратного распространения ошибки, о котором речь пойдет ниже.

Следует отметить, что в основе использования этого типа ИНС лежит теорема А.Н. Колмогорова: любую непрерывную функцию n переменных на единичном отрезке $[0,1]$ можно представить в виде суммы конечного числа одномерных функций:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{p=1}^{2n+1} g\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \varphi_p(x_i)\right), \quad (2.18)$$

где функции g и φ_p являются одномерными и непрерывными, $\lambda_i = \text{const}$ для всех i . Обобщение этой теоремы на многослойные нейронные сети, позволяет сформулировать следующее утверждение [1,4]: любая непрерывная функция $f: [0,1]^n \rightarrow [0,1]$ может быть аппроксимирована с любой степенью точности

трёхслойной нейронной сетью с одним скрытым слоем, весовые коэффициенты которой, настроены с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

В связи с появлением, как минимум, ещё одного слоя, введённые ранее величины изменятся: $y_j = F(S_j)$, где y_j - выход j -го нейронного элемента выходного слоя, S_j : взвешенная сумма j -го нейронного элемента, которая определяется как:

$$S_j = \sum_{i=1}^{n_3} w_{ij} y_i - T_j, \quad (2.19)$$

где w_{ij} - весовой коэффициент связи идущей от i -го нейронного элемента скрытого слоя к j -у нейронному элементу выходного слоя, T_j - порог j -го нейронного элемента выходного слоя.

У каждого вида обучения есть свои круг задач, которые, по большому счету, не пересекаются. На данный момент существует и запатентовано большое количество архитектур нейронных сетей и методов их обучения, основным из которых является метод обучения с учителем (алгоритм обратного распространения ошибки). Как и правило, это алгоритм Вудроу-Хоффа (дельта-правило), который минимизирует среднеквадратичную ошибку ИНС, используя для этого метод градиентного спуска в пространстве порогов и весовых коэффициентов. Процесс работы алгоритма включает в себя две фазы: *фаза прямого распространения входного сигнала* (входной образ подаётся на вход сети и вычисляется выходная активность ИНС) и *фаза обратного распространения сигнала* (по сети, в обратном направлении распространяется ошибка - отклонение полученного выхода от эталонного значения для данного входного образа)[86].

Алгоритм обратного распространения ошибки является наиболее популярным среди алгоритмов обучения сетей типа многослойный персептрон и модульного типа, обладает способностью минимизировать ошибки и считается наиболее подходящим для нейросетей с технологией обучения с учителем.

2.5 Выводы

1. Адаптивная фильтрация необходима и возможна, когда шум (или помеха) нестационарен, а также при неизвестной информации о спектральных характеристиках сигнала и шума, что выполняется для ФКГ- сигналов. Поэтому, в дальнейшем необходимо исследовать различные алгоритмы адаптивной фильтрации с целью выбора оптимального для фильтрации ФКС.
2. Качество результатов, получаемых при сегментации ФКГ, в значительной степени зависит от особенностей сигнала. Проведенный анализ показал, что при решении задачи сегментации ФКГ следует отдавать предпочтение такому методу, который не требует применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов.
3. Применение фонокардиографии (ФКГ) позволяет проводить анализ variability ритма сердца на основе ритмограммы, что открывает новые возможности ее использования.
4. Анализ современных методов классификации ФКС показал преимущество искусственных нейронных сетей, которые обладают достаточной гибкостью, обеспечивают нелинейную обработку исходных данных, имеют хорошую обобщающую способность и возможность обучения.

Исходя из изложенного в следующей главе исследуются целесообразность и особенности применения для фильтрации ФКГ-сигнала адаптивной фильтрации, а для решения задачи сегментации ФКГ необходимо, разработать соответствующий алгоритм, не требующий применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов.

Для классификации ФКГ сигнала представляет научный интерес исследование целесообразности и особенностей применения нейронных сетей. Для этого необходимо: создать обучающую и тестовую базы данных ФКС, разработать структуру ИНС, обосновать выбор функций активации, количество скрытых слоев, число нейронов скрытого слоя и параметры обучения.

Глава 3. Совершенствование методов и алгоритмов обработки и анализа фонокардиосигналов

В главе 2 были рассмотрены основные методы обработки и анализа ФКГ сигнала. Рассмотрены различные варианты цифровой фильтрации ФКГ сигнала. Показано преимущество адаптивной фильтрации при решении задачи улучшения качества ФКС, следовательно, необходима разработка и исследование алгоритмы адаптивной фильтрации для устранения из ФКС внешних помех окружающей среды. При решении задачи сегментации ФКГ-сигнала необходимо разработать алгоритм, не требующий применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов. В данной главе также ставятся задачи формирования экспериментального архива верифицированных данных ФКС, построения кардиоинтервалограмм на основе ФКГ-сигнала и исследования возможности применения ИНС для его классификации по принципу «норма» или «аномалия».

3.1 Формирование экспериментального архива данных ФКС

Для исследования методов обработки и анализа ФКС необходимо создание двух независимых баз данных: исследовательской и тестовой. Первая база данных применяется при разработке и отладке алгоритма анализа, например, для обучения нейронных сетей [92]. Вторая – для проверки достоверности работы разрабатываемой системы обработки и анализа ФКГ-сигнала на неизвестных данных. От методики формирования таких баз данных зависит функционирование и возможности системы обработки и анализа ФКС, так как в ней закладываются основные правила предварительной обработки сигнала и выделения информативных признаков. Поэтому задача совершенствования методик предварительной обработки ФКГ-данных является важным этапом в разработке инновационных систем автоматизированного анализа ФКС.

Для проведения исследований использовалась верифицированная база данных фонокардиосигналов, собранная для международного конкурса «Классификация нормальных / аномальных звуков сердца»: PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2016 [93]. В конкурсе использовались звуковые записи сердца из девяти независимых баз данных, полученных от семи исследовательских групп по всему миру, а именно: MIT (Массачусетский технологический институт), AAD (Ольборгский университет), AUTH (Университет Аристотеля в Салониках), TUT K N (Университет Тооси технологии), UHA (Университет Верхнего Эльзаса), DLUT (Даляньский технический университет), SSH (больница Skejby Sygehus), описанных в [93]. В результате чего, были созданы восемь независимых баз данных звука сердца. Четыре из этих баз данных были разделены на обучающие и тестовые наборы. Остальные четыре базы данных были предназначены исключительно для обучения или тестирования. Обучающие наборы включают в себя данные из шести баз данных (имена файлов с префиксом в алфавитном порядке, от **a** до **f** (таблица 3.1)). Они содержат в общей сложности 3126 звукозаписей сердца от 764 испытуемых пациентов, полученных в клинической и доклинической среде, как от здоровых людей, так и пациентов с патологиями, с различными состояниями, включая болезнь сердечного клапана и болезнь коронарных артерий, продолжительностью от 5 секунд до 120 и более секунд. Тестовые базы данных также включали в себя шесть баз данных (от **b** до **e**, а также **g** и **i** таблица 3.1), содержащих, в общей сложности, 1277 записей звуков сердца от 308 испытуемых / пациентов, продолжительностью от 6 до 104 секунд. Общее количество записей, сформированных для исследований, составило 4430. Вся база данных содержит только записи ФКС, за исключением тестового набора **a**, который также содержит синхронные записи ФКС и ЭКС. Все записи имеют разные частоты дискретизации, поэтому с целью унификации была проведена процедура передискретизации до 2000 Гц. В таблице 3.1. приведено краткое описание сформированных верифицированных баз данных, ФКГ-сигналов.

Таблица 3.1 - Краткое описание сформированных баз данных ФКС

Набор данных		Источник данных	Количество пациентов	Количество записей	Длительность, с	Частота дискретизации, Гц.
Обучающие базы данных	Training-a	MITHSDB	121	409	9.3-36.5	44100 Гц.
	Training-b	AADHSDB	106	490	5.3-8	4000 Гц.
	Training-c	AUTHHSDB	31	31	9.6-122	4000 Гц.
	Training-d	UHAHSDB	38	55	6.6-48	8000 Гц.
	Training-e	DLUTHSDB	356	2054	8.1-101.7	8000-22050 Гц.
	Training-f	SUAHSDB	112	114	29.4-59.6	8000 Гц.
	Total		764	3153	5.3-122	4000-44100 Гц.
Тестовые базы данных	Training-b	AADHSDB	45	205	6.3-8	4000 Гц.
	Training-c	AUTHHSDB	14	14	19.3-86.9	4000 Гц.
	Training-d	UHAHSDB	17	24	6.17.1	8000 Гц.
	Training-e	DLUTHSDB	153	883	8.1-103.6	8000-22050 Гц.
	Training-g	TUTHSDB	44	116	15	4000 Гц.
	Training-i	SSHHSDB	53	35	15.0-68.8	8000 Гц.
	Total		308	1277	6.1-103.6	4000-22050 Гц.

Примеры записей ФКС разного качества представлены на рисунке 3.1

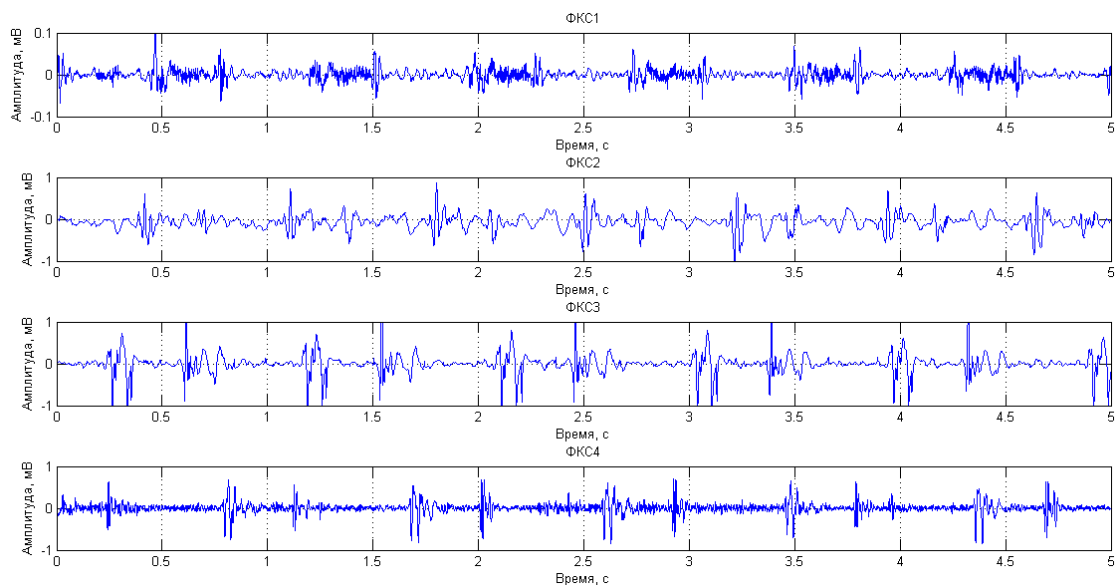


Рисунок 3.1 Примеры записей ФКС разного качества

А на рисунке 3.2 представлены синхронные записи ФКС и ЭКС.

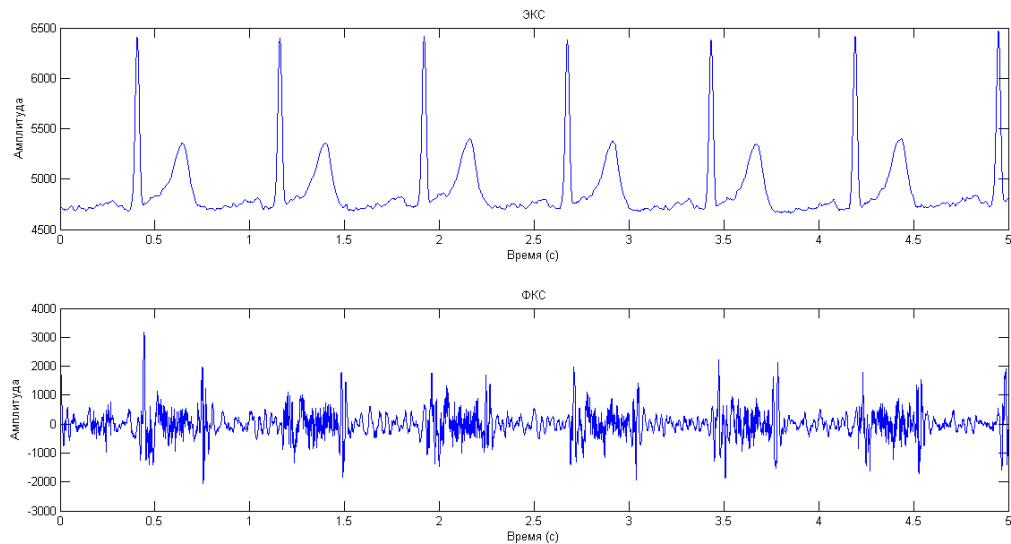


Рисунок 3.2 Синхронные записи ФКС и ЭКС

На рисунке 3.3 показано пример ФКС в норме и патологии.

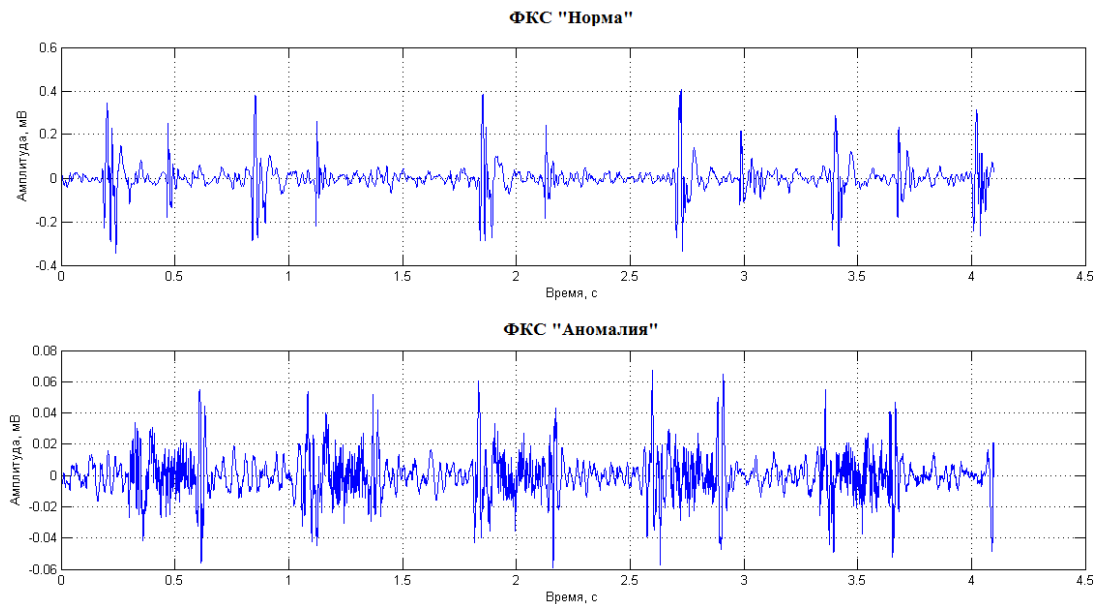


Рисунок 3.3 примеры ФКС в норме и патологии

3.2 Разработка системы адаптивной фильтрации ФКС и исследование возможности ее применения

Ранее было показано, что адаптивная фильтрация цифровых сигналов является мощным математическим инструментом фильтрации, но для ее осуществления требуется наличие образца шумового сигнала. Для получения

образца шумового сигнала необходимо установить второй микрофон в непосредственной близости от источника шума (рисунок 3.4).

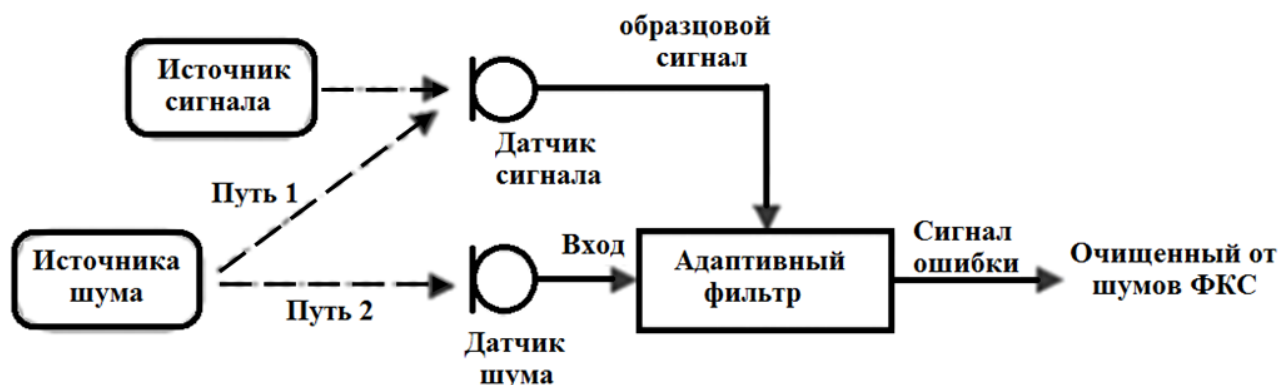


Рисунок 3.4– Схема подавления шума с помощью адаптивного фильтра[105]

Как известно, адаптивный фильтр имеет два входа, один из которых предназначен для зашумленного сигнала, а другой для шума. Для исследования данного фильтра сначала задаются параметры фильтра (длина фильтра и шаг фильтрации), затем на входы фильтра подаются одновременно ФКС и образцовый сигнал (шум), после чего запускается процесс фильтрации. Данная процедура повторяется с изменением параметров фильтра до получения качественного ФКС.

Для исследования возможности адаптивной фильтрации применительно к ФКС был разработан аппаратно-программный комплекс (АПК) для регистрации ФКС с адаптивной компенсацией внешних помех [100,102]. АПК включает в себя два одинаковых пьезоэлектрических датчика, один из которых (датчик ФКС) устанавливается на груди пациента для регистрации ФКС, а другой (датчик шума) для регистрации шумов и помех окружающей среды. Он устанавливается в непосредственной близости от источника шума.

Эти два датчика соединены между собой по схеме стерео микрофона (рисунок 3.5), создавая, при этом, так называемую «микрофонную систему».

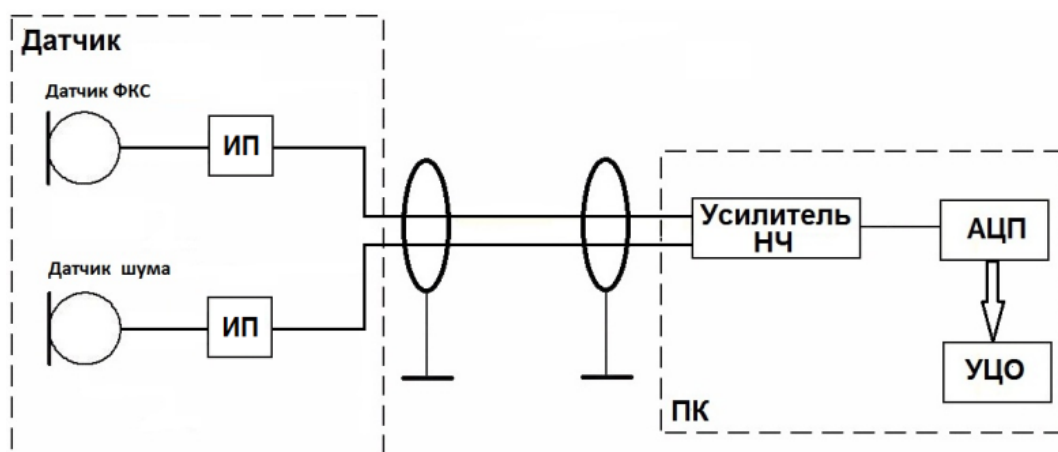


Рисунок 3.5– Структурная схема АПК

В качестве аналого-цифрового преобразователя используется звуковая карта компьютера, к микрофонному входу которой подключается микрофонная система для регистрации и записи сигналов. Следует отметить то, что применение звуковой карты в качестве АЦП обеспечивает сокращение себестоимости устройства, что делает его более доступным.

Регистрируемые с двух каналов зашумленный ФКС и сигнал шума проходят несколько этапов обработки, начиная с преобразования звукового сигнала в электрический с помощью измерительного преобразователя (ИП). После усилителя НЧ они передаются в звуковую карту, где преобразуются в цифровую форму встроенным в микроконтроллере звуковой карты АЦП. Затем по стандартным каналам передачи данных информация передается в программный блок (устройство цифровой обработки «УЦО») (рисунок 3.2).

Программное обеспечение (ПО) АПК разработано в среде Matlab. Алгоритм программного обеспечения АПК представлен на рисунке 3.6.

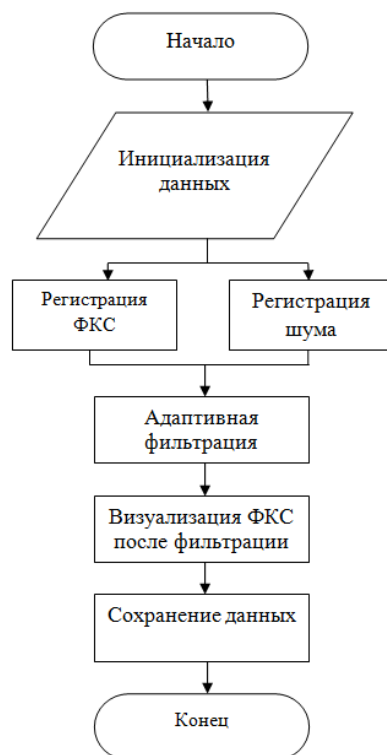


Рисунок 3.6 –Блок-схема алгоритма ПО

Как видно из рисунка 3.6, разработанное программное обеспечение включает в себя следующие основные этапы: инициализация переменных, регистрация ФКС, регистрация шума, запуск процесса фильтрации записанного сигнала, построение ФКГ и, наконец, сохранение полученных данных в памяти ПК.

Для проверки эффективности работы фильтров были зарегистрированы сигналы ФКГ с различными реальными шумами(рисунок 3.7).

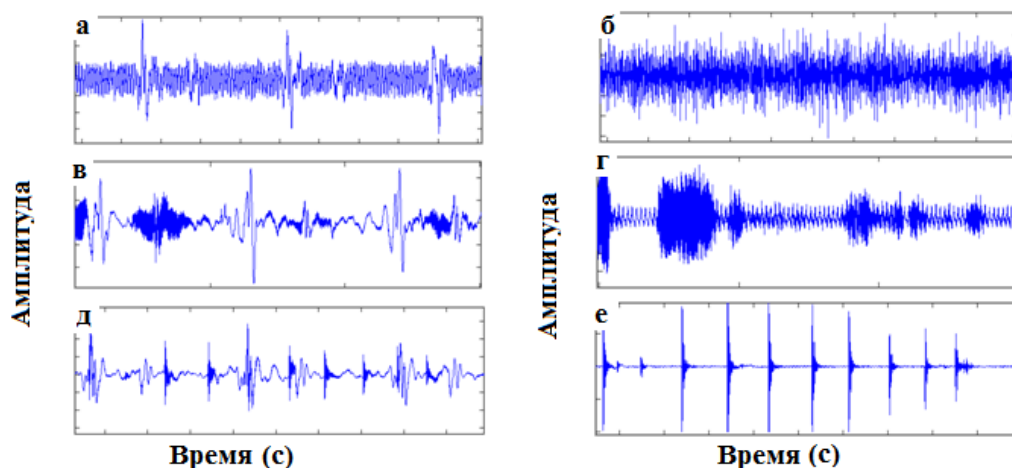


Рисунок 3.7 –ФКС, зашумленный случайным шумом от вентилятора (а); регистрируемый

вторым микрофоном случайный шум «вентилятора» (б); ФКС, зашумленный голосом человека (в); – регистрируемый вторым микрофоном шум «голос» (г); – ФКС, зашумленный импульсным шумом (д); регистрируемый вторым микрофоном импульсный шум(е).

На рисунке 3.7а показан первый зарегистрированный ФКС, зашумленный случайным шумом от вентилятора (рисунок 3.7б), а второй сигнал (рисунок 3.7в) зашумлен голосом человека (рисунок 3.7г). Последний ФКС (рисунок 3.7д) зарегистрирован с импульсным шумом (рисунок 3.7е), представляющим собой стук в дверь, находящуюся вблизи места регистрации. Частота дискретизации все записи 8000 Гц. Длительность 10с.

Исследование адаптивного фильтра LMS типа «Метод наименьших квадратов» и адаптивного фильтра RMS типа «рекурсивный метод наименьших квадратов»

Во второй главе было показано, что наибольшее применение при разработке систем адаптивной обработки сигналов находят два подхода: на основе схемы наименьших квадратов (СНК, LMS) и рекурсивной схемы наименьших квадратов (РСНК, RLS) [10]. Как известно, адаптивный фильтр имеет два входа, один из которых предназначен для зашумленного сигнала, а другой для шума. Исследование данных фильтров проводится следующим образом: сначала задаются параметры фильтра (длина фильтра и шаг фильтрации), затем на входы фильтра подаются одновременно сигнал ФКГ и образцовый сигнал (шум) и запускается процесс фильтрации. Данная процедура повторяется с изменением параметров фильтра до тех пор, пока не получится качественного сигнала ФКГ. При получении желаемого результата фильтрации завершается процесс исследования, и фиксируются параметры фильтра.

Результаты применения адаптивных фильтров «LMS» и «RLS» для фильтрации ФКГ-сигнала представлены на рисунке 3.8.

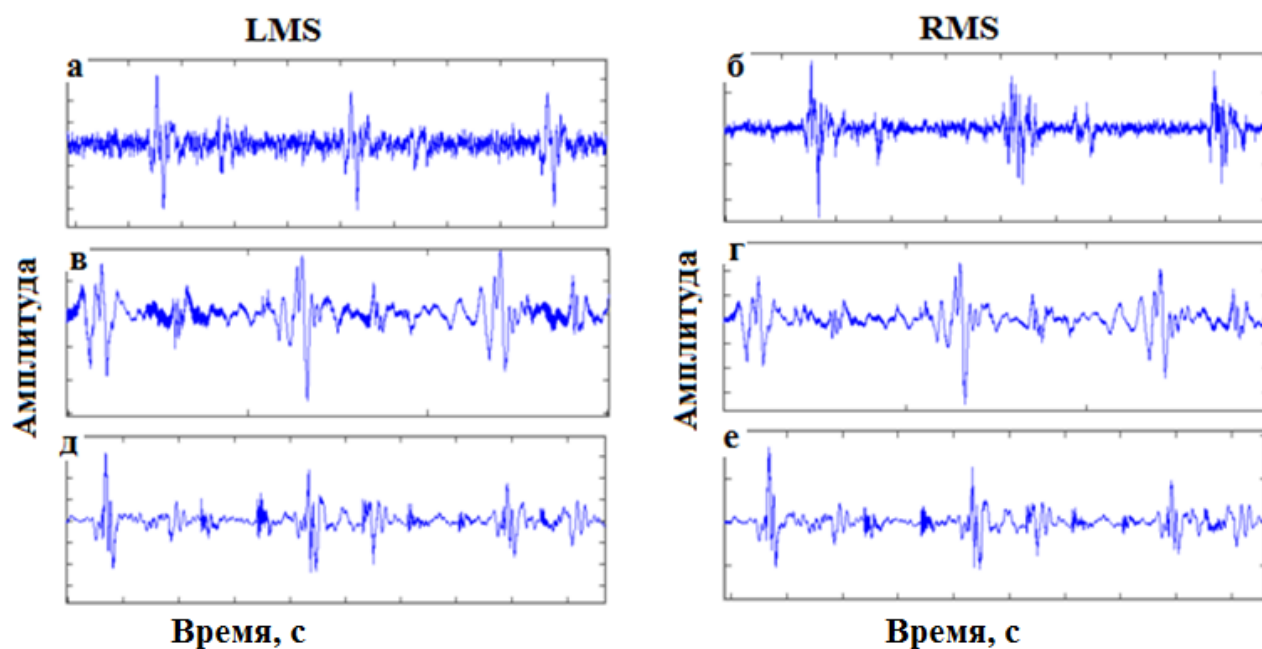


Рисунок 3.8 Результаты фильтрации: а, в, д) - с помощью LMS; б, г, е) - с помощью RMS

На рисунке 3.8 показаны результаты фильтрации ФКС с помощью адаптивных фильтров LMS и RLS, (рисунок 3.8 а, б) ФКС зашумлен случайным шумом от вентилятора после фильтрации, (рисунок 3.8 в, г) ФКС зашумлен голосом человека после фильтрации. Последний ФКС (рисунок 3.8 д, е) зашумлен импульсным шумом после фильтрации.

Разработанная система адаптивной фильтрации ФКС позволяет уменьшить влияние звуковых помех окружающей среды как это видно на рисунках 3.7 и 3.8. Однако на ФКС могут присутствовать и другие шумы и помехи такие, как сетевая наводка, внутренние физиологические помехи и.т.д. Для их подавления необходима дополнительная фильтрация. Анализ литературы показал, что наиболее эффективным фильтром подавления шумов на ФКГ- сигналах является фильтр Баттерворта низких и высоких частот, порядок фильтра $N=3$ и частота среза для ФНЧ $f_c = 25$ Гц; а для ФВЧ $f_c = 400$ Гц. [13,18,39,40,94].

При количественной оценке изменения уровня шума отфильтрованного сигнала относительно исходного в качестве критерия часто применяется отношение сигнал/шум (ОСШ; англ. signal-to-noise ratio, сокр. SNR),

которое определяется отношением мощности полезного сигнала к мощности шума:

$$SNR = \frac{P_{signal}}{P_{noise}} = \left(\frac{A_{signal}}{A_{noise}} \right)^2, \quad (3.1)$$

где P – средняя мощность, A - среднеквадратичное значение амплитуды;

Обычно отношение сигнал/шум выражается в децибелах (дБ). Чем больше это отношение, тем меньше шум влияет на характеристики системы.

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \frac{P_{signal}}{P_{noise}} = 20 \log_{10} \left(\frac{A_{signal}}{A_{noise}} \right). \quad (3.2)$$

3.3 Разработка алгоритма сегментации ФКГ - сигнала

Ранее была показана необходимость и важность процедуры сегментации при решении задачи классификации ФКГ-сигнала, а также для извлечения информативных признаков и выделения основных компонентов сигнала. Сегментация ФКГ-сигналов является второй очень важной и трудной процедурой в анализе ФКГ после фильтрации. Перспективным направлением представляется разработка эвристических алгоритмов, которые бы в автоматическом режиме выбирали оптимальные алгоритмы сегментации или их сочетания. При этом желательно использовать метод, который не требует применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов.

Исходя из этого, в данной работе была поставлена задача разработки нового алгоритма сегментации основных компонентов ФКГ-сигнала, необходимого для дальнейшего анализа и классификации звуков сердца.

Основополагающим этапом анализа работы сердца является выявление состояний в сердечном цикле, таких как диастолический и систолический периоды. Первый сердечный звук (S1) и второй сердечный звук (S2) являются доминирующими звуковыми отражениями и указывают начало систолы и диастолы соответственно [18]. Поэтому в данной работе основной задачей

является идентификация тонов S1 и S2 и, соответственно, периодов систолы и диастолы.

Одним из известных подходов сегментации ФКС являются методы на основе вычисления и оценки энергии сигнала. Для выделения тонов сердца был реализован метод определения уровня свободной энергии Шеннона. Выбор метода связан с его высокой эффективностью при выделении и идентификации тонов сердца на фоне шумов и помех [71]. Кроме того, в отличие от требований метода вейвлет-анализа ФКГ, нет необходимости разделять полосу исследуемого сигнала на поддиапазоны [63,69,70].

Исходя из изложенного, разработан алгоритм сегментации ФКГ-сигнала на основе вычисления и оценки его энергии Шеннона (рисунок 3.9).

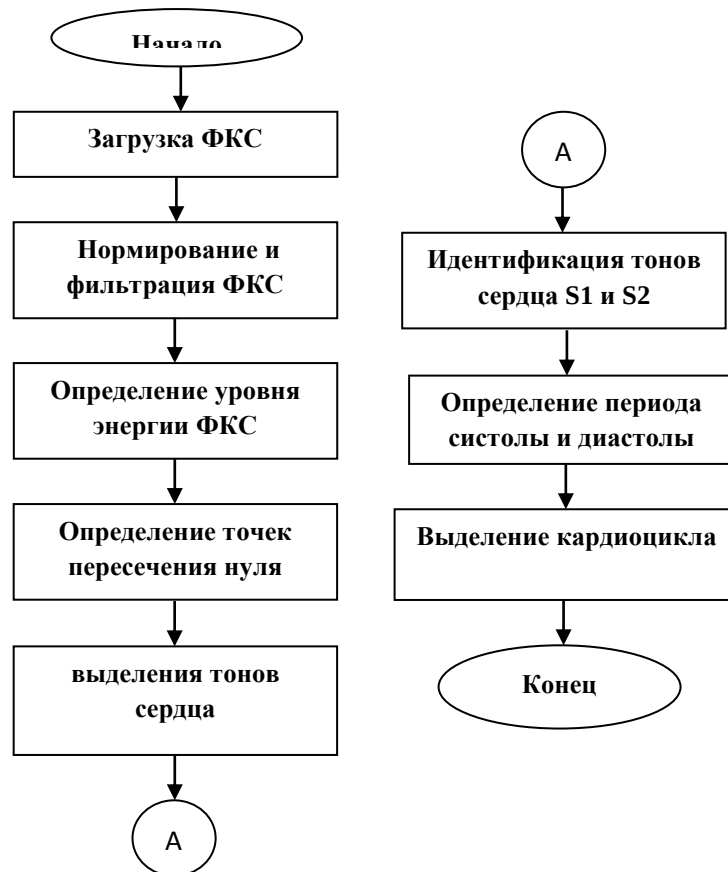


Рисунок 3.9. Блок-схема алгоритма сегментации ФКС

На первом этапе осуществляется предварительная обработка сигнала, которая заключается в нормировании и фильтрации сигнала от шумов,

наложенных на ФКГ-сигнала. Фильтрация проводится при помощи фильтров нижних и высоких частот (частоты среза 400 Гц и 25 Гц соответственно)[83]. Выбор частотного диапазона фильтрации обусловлен тем, что в данном диапазоне сосредоточена полезная информация ФКС. ФКС был нормализован в соответствии с формулой:

$$x_{norm}(t) = \left(\frac{x(t)}{\max(|x(t)|)} \right)^2, \quad (3.3)$$

где $x(t)$ - исходный сигнал, возведение которого в квадрат приводит к тому, что его пик становится более заметным, при этом ослабляется шум.

Результат фильтрации представлен на рисунке 3.10. на рисунке показан ФКС до фильтрации и после фильтрации.

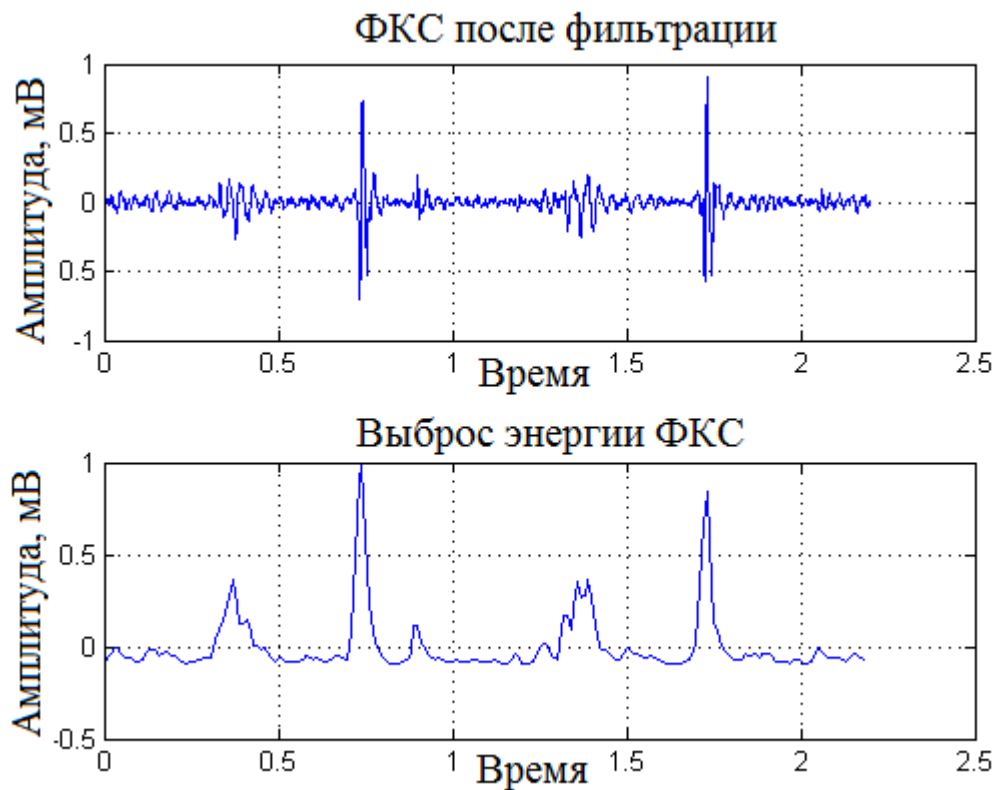


Рисунок 3.10. ФКГ сигнал: а) до фильтрации; б) после фильтрации.

Следующий шаг заключается в вычислении и определении уровня свободной энергии Шеннона (рисунок 3.11).

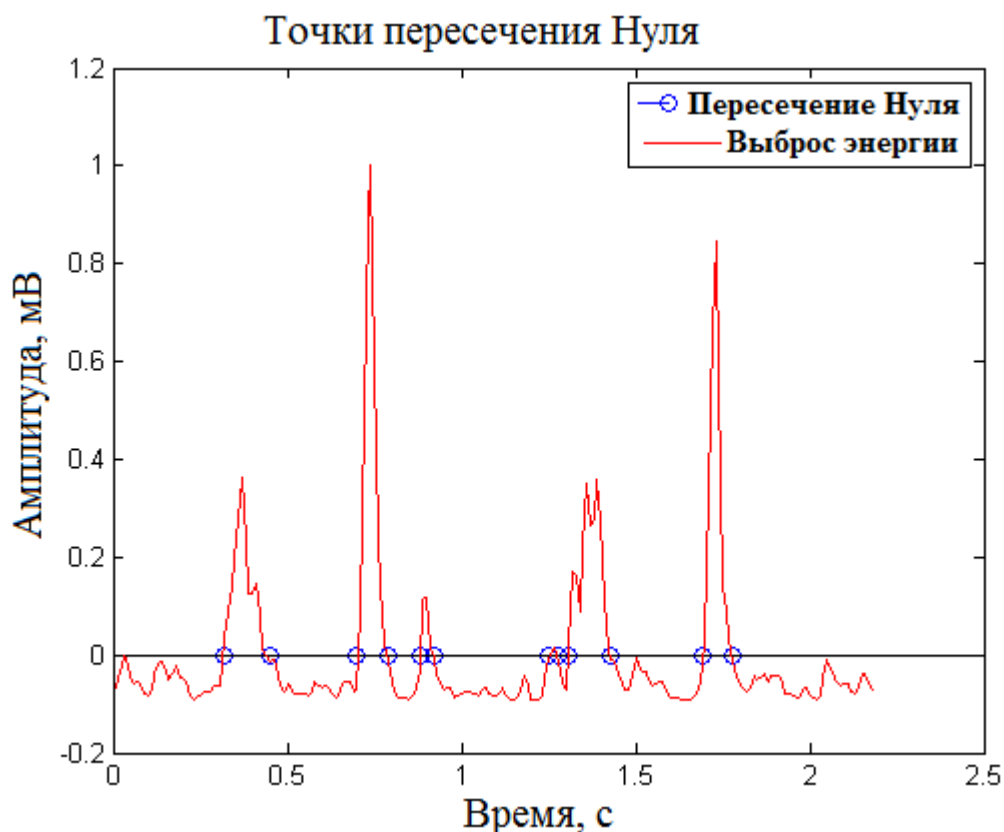


Рисунок 3.11. Профиль свободной энергии Шеннона для ФКС

Расчет уровня свободной энергии производился по известному закону

$$E = -S^2(t) \log S^2(t), \quad (3.4)$$

где $S(t)$ – значение нормализованного сигнала в момент времени t . Нормализация сигнала заключалась в установлении единого уровня изолинии профиля в промежутках между выбросами свободной энергии.

Для идентификации тонов сердца уровень свободной энергии Шеннона был установлен в пределах 20 –25% максимальной амплитуды пиков ее выбросов. Все колебания свободной энергии, лежащие ниже этого уровня, воспринимались как шумы (Рисунок 3.11).

Далее следовал этап определения точки пересечения нуля, для нахождения начала и конца тонов сердца S1 и S2, как показано на рисунке 3.12

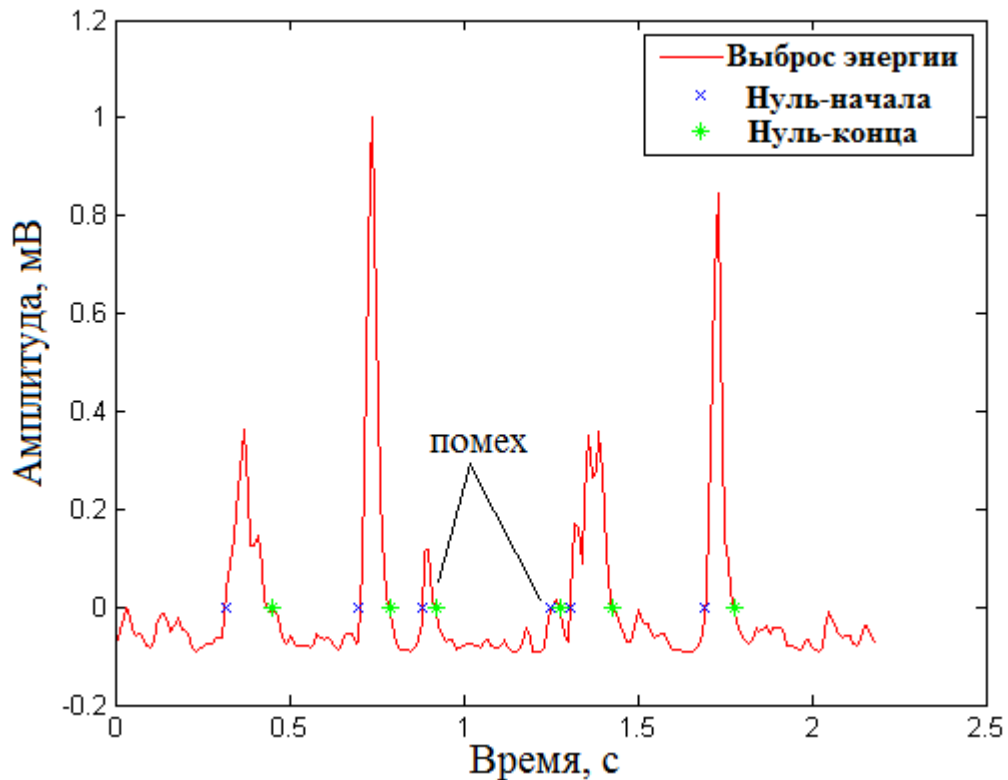


Рисунок 3.12. Результаты определения начала и конца каждого компонента ФКГ - сигнала

Идентификация отдельных тонов сердца по длительности выброса свободной энергии затруднялась наличием артефактов: расщепление пиков. Расщепление пика связано с тем, что вследствие резко немонотонной зависимости энергии Шеннона от времени пороговая фильтрация приводила к образованию последовательности локальных кратковременных выбросов энергии, но относящихся к одному тону сердечного ритма. Поэтому для идентификации S1 и S2, оценивается продолжительность звуков и временной интервал между звуками, а также величина пиковой энергии звуков с учетом следующих рекомендаций [73]:

1) Как для здоровых, так и больных людей все звуки должны быть в интервале между 30мс. и 250мс. Любые звуки за пределами этого диапазона (на рисунке 3.9 отмечено кружком) считаются помехами и отбрасываются при дальнейшей обработке (рисунок 3.10).

2) Если интервал времени между двумя звуками меньше, чем 40мс, то это означает, что звук был разделен (на рисунке 3.12 отмечено кружком). При этом звук с наибольшей энергией хранится для дальнейшей обработки, а другие считаются помехами и отбрасываются, как показано на рисунке 3.13.

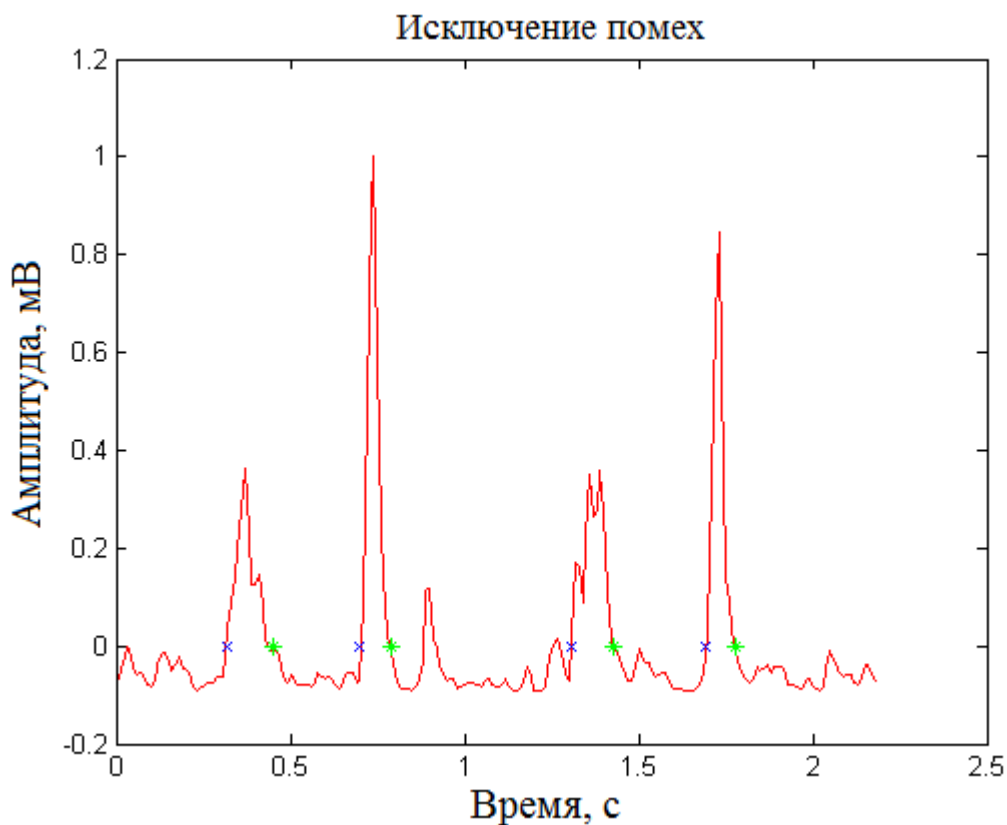


Рисунок 3.13 Исключение помех из ФКГ-сигнала

Результатом данного этапа является определение пиков тонов сердца S1 и S2 без дифференцирования на первый и второй тон (рисунок 3.14). Их определение осуществлялась путём нахождения максимума между точками пересечения нуля после исключения помехи.

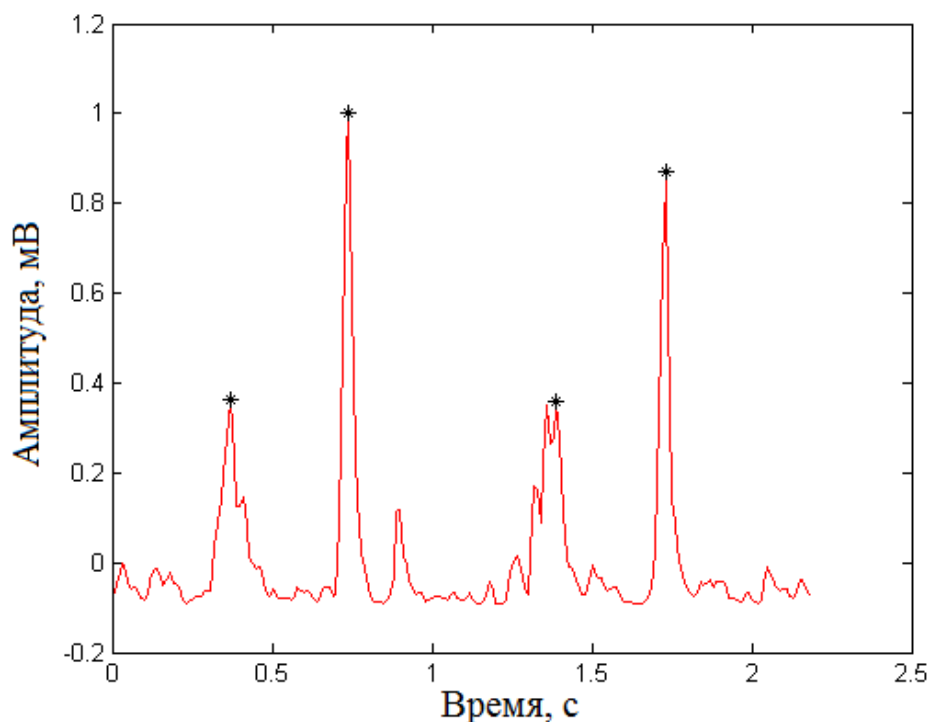


Рисунок 3.14 - Определение пиков S1 и S2

Известно заранее, что продолжительность систолы короче, чем продолжительность диастолы. Систола это интервал от конца первого до начала второго тона, а диастола от конца второго до начала первого тона. На основе этой реальности можно идентифицировать тонов сердца S1, S2, систола и диастола. Обнаружение первого и второго сердечного звука (S1, S2) может быть выполнено с использованием следующих условий (рисунок 3.15):

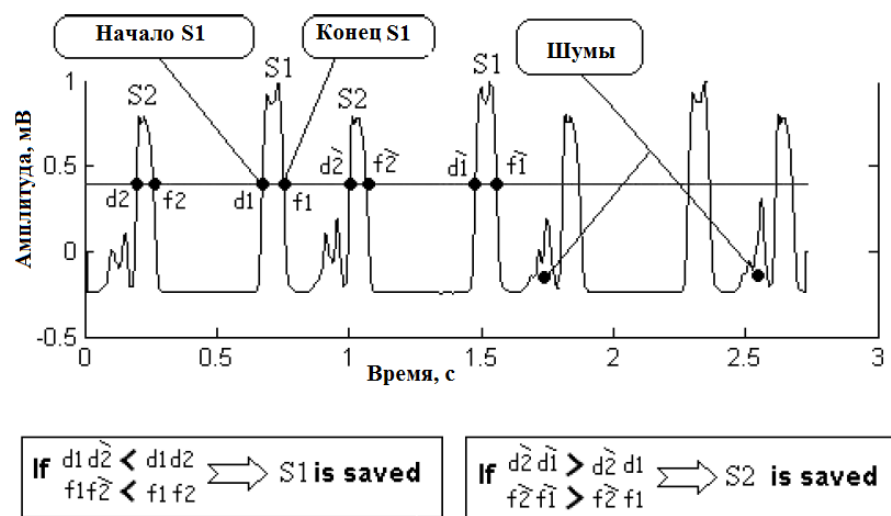


Рисунок 3.15 принцип локализации S1 и S2.

После сравнения интервала времени между полученными точками определяется положение S1 и S2. Результаты определения S1 и S2 представлены на рисунке 3.16.

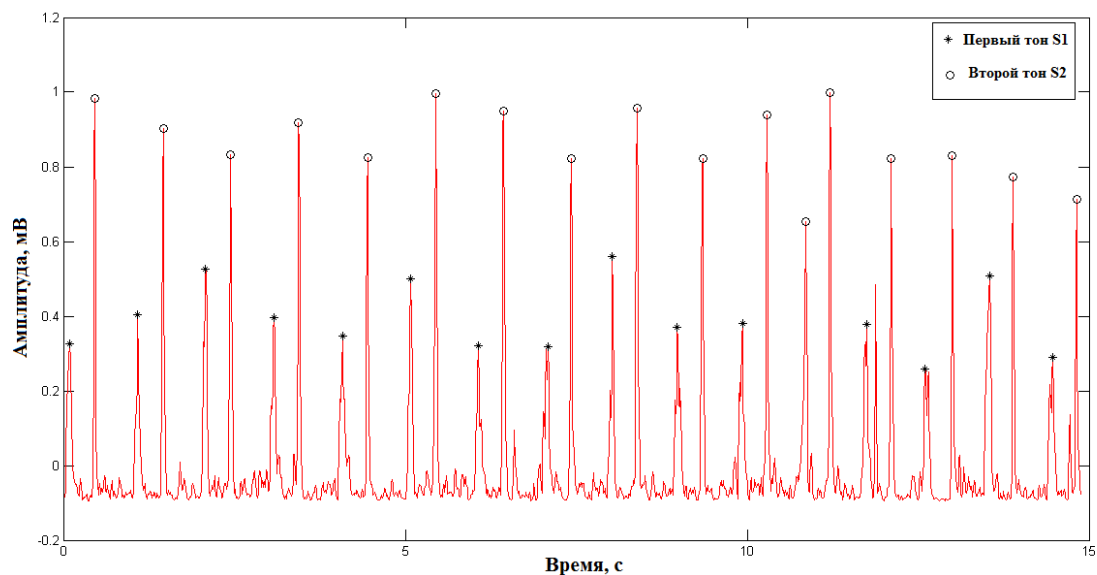


Рисунок 3.16. Локализация S1 и S2.

Заключительным этапом является сегментация систолы и диастолы на основе первого и второго тона (рисунок 3.17) и выделение кардиоцикла (рисунок 3.18).

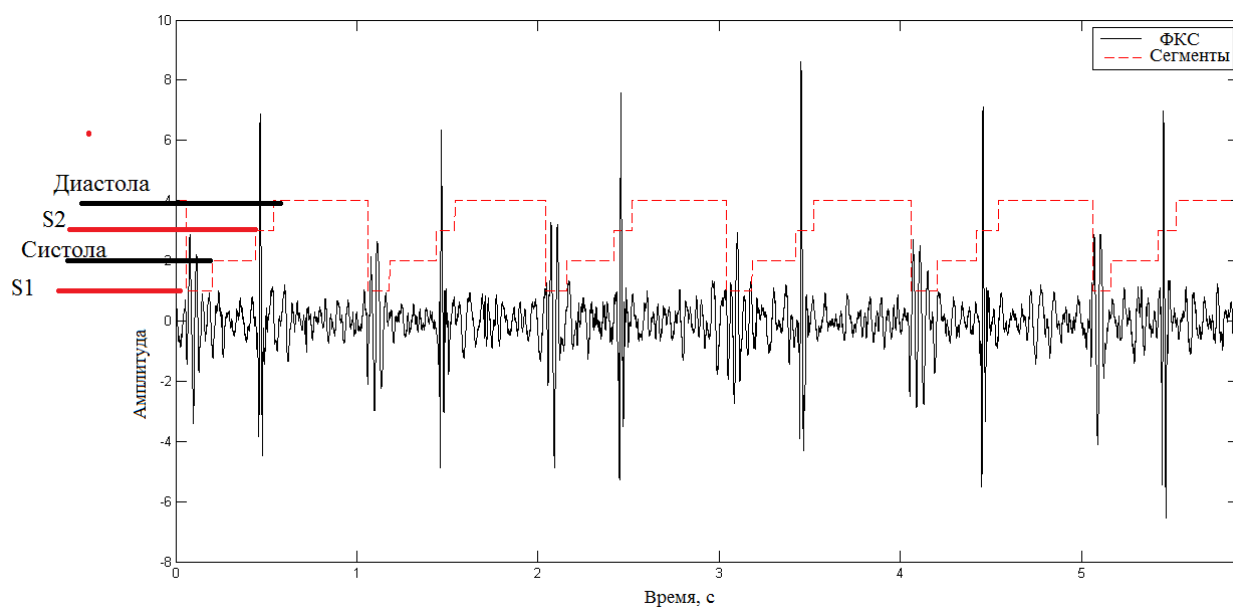


Рисунок 3.17. Конечные результаты сегментации ФКС

На рисунке 3.18 показан пример набора полученных сегментов ФКС, подготовленных по описанной выше алгоритма.

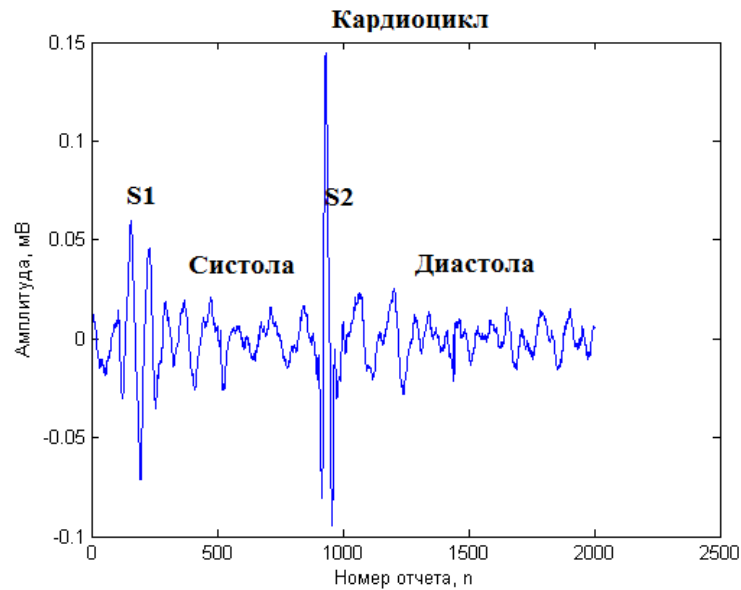


Рисунок 3.18 Пример набора полученных сегментов КЦ

3.4 Разработка алгоритма построения кардиоинтервалограммы на основе фонокардиограммы

Данный раздел связан с исследованием возможности построения кардиоинтервалограмм (КИГ) на основе фонокардиографического (ФКГ) сигнала с целью расширения возможностей применения ФКГ в задачах медицинской диагностики, в частности, для оценки вариабельности ритма сердца. Для построения КИГ, в принципе, может подойти запись любой пульсовой волны (ЭКГ, ФКГ, реограмма, сфигмограмма, фотоплетизмограмма и др.). Однако при анализе ритма сердца необходимо оценить источник водителя ритма. Кроме того, существует понятие "дефицит пульса" (имеется в виду, что в ряде случаев не каждое сердечное сокращение приводит к возникновению пульсовой волны). Именно поэтому для расчета показателей вариабельности ритма сердца по записи пульсовой волны необходимо использовать запись ЭКГ или ФКГ [13].

Для расширения и повышения информативности метода ФКГ разработана методика и соответствующий алгоритм вычисления и анализа кардиоинтервалов (КИ) на базе основных тонов сердца (S1,S2), полученных с помощью разработанного выше алгоритма сегментации ФКГ-сигнала. Алгоритм реализован в среде MATLAB и представлен на рисунке 3.19.

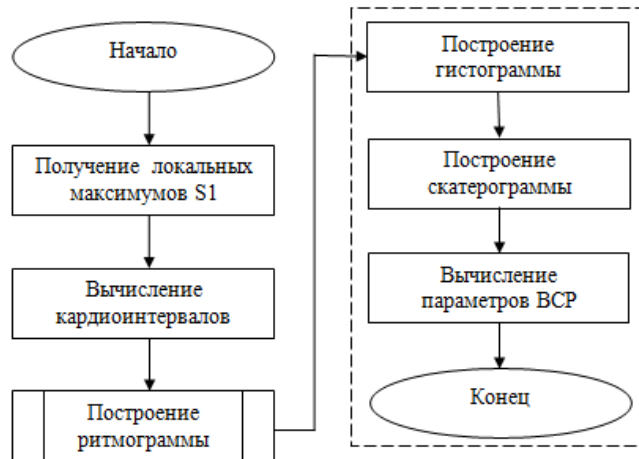


Рисунок 3.19. Блок-схема алгоритма вычисления КИГ и построения ритмограммы

Из анализа блок-схемы алгоритма вычисления и анализа КИГ и построения ритмограммы на рисунке 3.19 видно, что разработанный алгоритм включает в себя следующие основные блоки:

- блок получения локальных максимумов первого тона S1,
- блок вычисления кардиоинтервалов,
- блок построения ритмограммы,
- блок анализа и вычисления параметров кардиоинтервалграммы.

На рисунке 3.20 на основе выше разработанного алгоритма сегментации отображаются ФКГ-сигнал и выделенные точки, соответствующие первому тону.

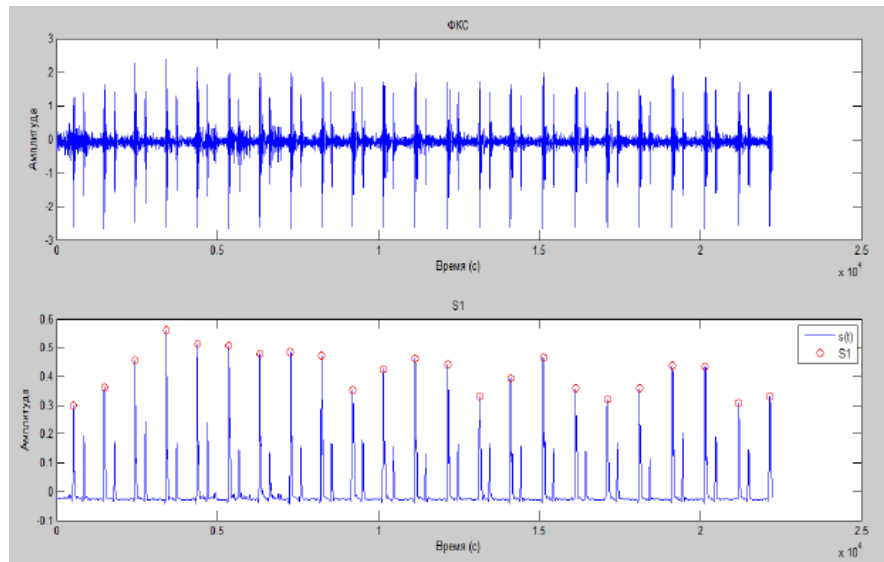


Рисунок 3.20 .Выделение первого тона S1 на ФКС.

На основе полученных значений пиков первого тона S1 вычисляется КИГ, как разница их времен локализации для соседних кардиоциклов (SS-интервалограмма). Результаты вычислений показаны на рисунке 3.21а,б., на которых по (оси у) отложены длительности SS-интервалов по отношению к номеру кардиоинтервала (оси х).

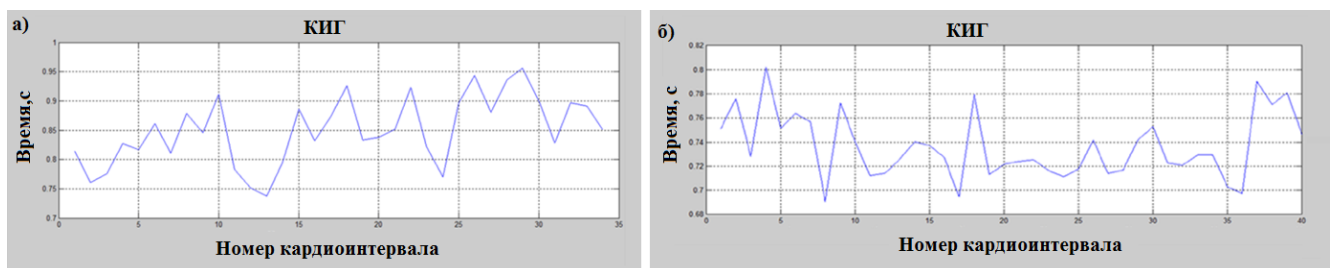


Рисунок 3.21. КИГ (SS- интервалограмма): КИГ здорового человека (а); КИГ для больного человека (б)

Анализ S-S интервалограммы. Как и в случае для R-R-интервалограммы, для анализа S-S интервалограммы используются различные методы, в том числе, статистические и геометрические методы анализа.

К стандартным статистическим характеристикам таких динамических рядов относятся [7]:

- **частота сердечных сокращений ЧСС (HR)**, определяемая как количество (n) NN-интервалов в записи, деленное на продолжительность их записи:

$$HR = 60.0 * \frac{n}{\sum_{i=1}^n NN_i(mc)} \text{ (в 1/мин)}, \quad (3.5)$$

среднее значение:

$$x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(mc), \quad (3.6)$$

где x_i - значение i -го квантованного элемента функции $x(t)$, $i=1,2,...,N$;

- **дисперсия**, приравниваемая к своему выборочному (эмпирическому) значению и рассчитываемая по формуле:

$$D = \frac{1}{(N-1)} \sum_{i=1}^N (x_i - x)^2 (mc^2), \quad (3.7)$$

- **среднеквадратическое отклонение (SDNN)**, определяемое как корень квадратный из дисперсии:

$$\sigma = \sqrt{D}(mc) \quad (3.8)$$

К стандартным геометрическим характеристикам относится гистограмма и скатеррграмма. Гистограмма (графическое изображение сгруппированных значений сердечных интервалов), где по оси абсцисс откладываются временные значения, по оси ординат их количество в процентах. Примеры гистограмм исследованных ФКГ- сигналов представлены на рисунке 3.22а,б. Как несложно заметить, гистограмма показывает распределение значений длительности кардиоинтервалов (КИ) относительно их среднего значения. Это позволяет судить о динамике изменения сердечного ритма с течением времени.

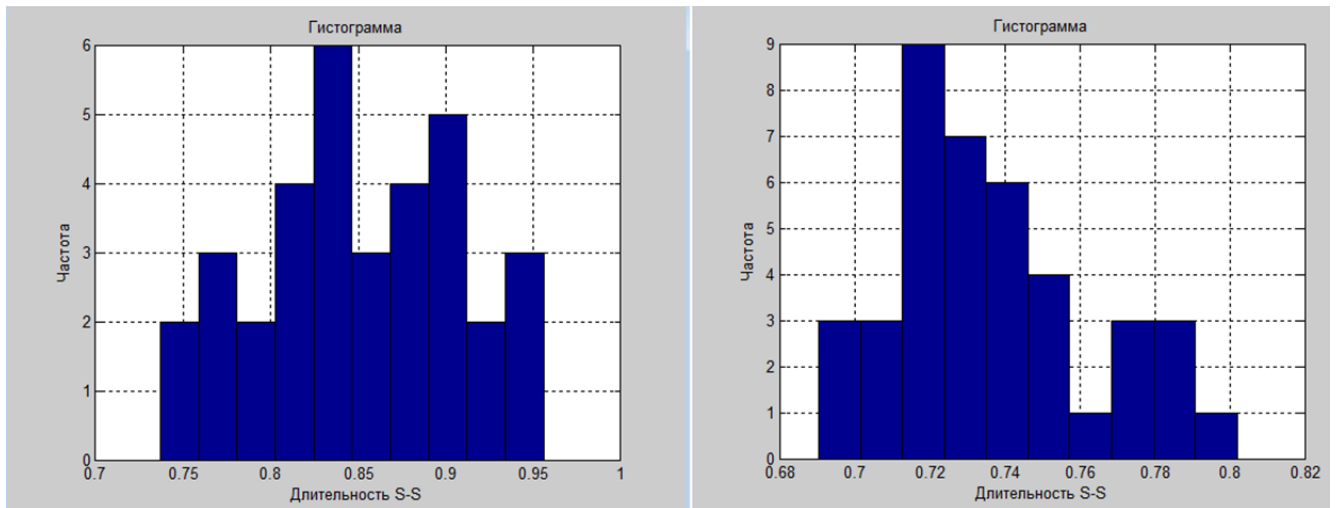


Рисунок 3.22. Гистограмма КИГ ФКГ- сигналов: здорового человека (а); больного человека (б)

Корреляционная ритмография (КРГ) – это метод графического представления динамического ряда кардиоинтервалов в виде "облака" (скатеррграммы) путем построения ряда точек в прямоугольной системе координат. При этом по оси ординат откладывается каждый текущий S-S интервал, а по оси абсцисс – каждый последующий S-S интервал. Важным достоинством этого метода является то, что он позволяет эффективно распознавать и анализировать сердечные аритмии. На рисунке 3.23 представлены КРГ для ФКС условного здорового человека (а) и больного (б).

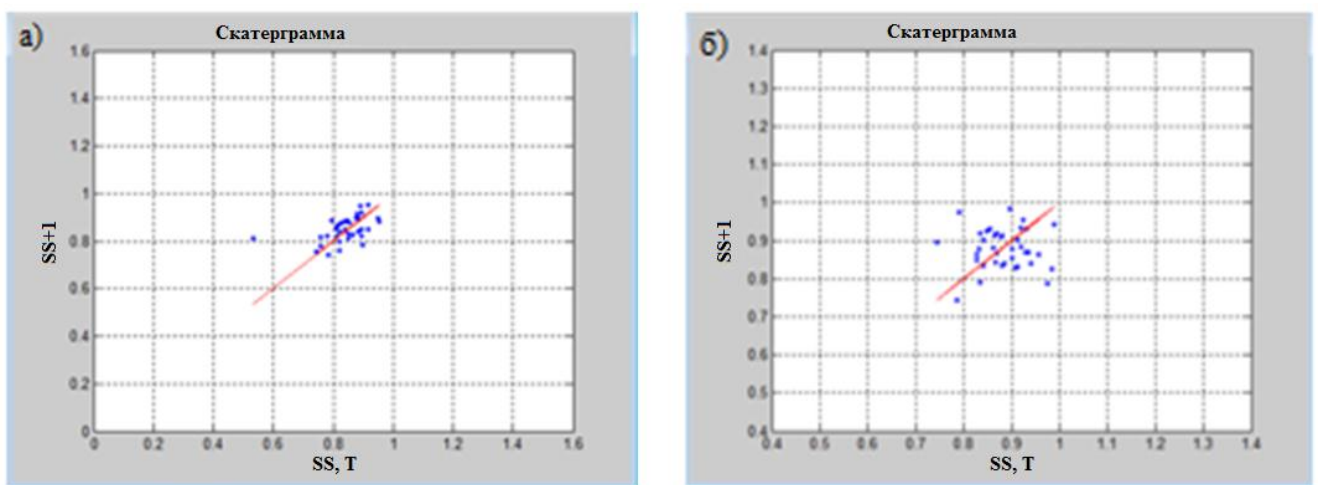


Рисунок 3.23. Корреляционная ритмограмма (скатерграмма): для здорового человека (а); для больного (б).

3.5 Исследование нейросетевого подхода к решению задачи классификации фонокардиосигналов

В главе 2 было показано, что одним из перспективных направлений решения задач классификации фонокардиографических сигналов является применение искусственных нейронных сетей. На основе анализа теории ИНС была выбрана топология искусственной нейронной сети (ИНС), методы и алгоритмы обучения, тип нормализации и критерии оценки нейросетевых систем.

В данном разделе ставятся задачи формирования обучающих и тестовых образов КЦ, разработки структуры ИНС, выбора функций активации, количества скрытых слоев и исследования возможности применения ИНС для классификации ФКС.

3.5.1 Формирование входного образа ФКС

Для исследования ИНС для классификации ФКС необходимо создание двух независимых баз данных: исследовательской и тестовой [24]. Первая база данных применяется для обучения нейронных сетей. Вторая – для проверки достоверности работы разрабатываемой системы на неизвестных данных. От методики создания таких баз данных зависит функционирование и возможности системы классификации ФКС, так как в ней закладываются основные правила предварительной обработки сигнала и выделения информативных признаков.

Важным этапом разработки нейронных сетей является этап формирования обучающей выборки. Необходимый объем обучающих и тестовых ФКГ – данных с «нормальным состоянием» и «имеющих патологии» был сформирован на основе баз данных из архива PhysioBank [93,96].

В обоих обученных и тестовых наборах записи сердечного звука были разделены на два типа: нормальные и аномальные. Нормальные записи были

получены от здоровых людей, а аномальные - у пациентов с подтвержденной кардиальной диагностикой.

Для функционирования и обучения ИНС на вход подается сигнал определённой формы - образ фонокардиосигнала. От методики подготовки образов фонокардиосигнала, соответствующих той или иной категории, зависит качество распознавания функционального состояния сердечно-сосудистой системы. В связи с этим, далее рассматривается технология предварительной обработки сигнала для построения входных фонокардиографических образов и описываются соответствующие алгоритмы подготовки образов, необходимых для последующего создания экспериментальной базы данных (БД). Суть методики формирования образов для БД заключается в выделении кардиоциклы и нормирование их, поскольку имеют разные амплитуды. Анализ существующих современных регистраторов ФКГ показал, что для совместимости разрабатываемого нейросетевого блока с большинством регистраторов ФКГ целесообразно выбрать частоту дискретизации F_s входных образов 200 Гц. В случае сигналов с большей или меньшей частотой дискретизации должна быть предусмотрена процедура передискретизации до выбранной частоты F_s . Поэтому следующим шагом обработки является изменение частоты дискретизации до выбранной частоты F_s . Таким образом, данные, полученные с различных источников были сведены в единую базу с одинаковыми параметрами длительности и частоты дискретизации. На рисунке 3.24 показан алгоритм подготовки входных образов применительно к разным исходным данным (ФКГ-сигналов, взятых из Physiobank).

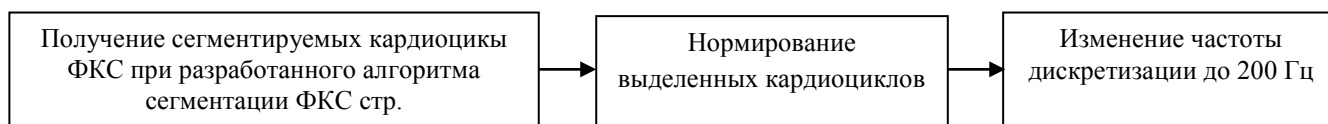


Рисунок 3.24 –Алгоритм подготовки входных образов

В работе исследовались следующие варианты входной информации при обучении нейросетового классификатора:

1. Исходные кардиоциклы (КЦ), полученные в результате выше рассмотренной сегментации (раздел 3.2. стр.);
2. Частотный спектр КЦ, полученный с помощью преобразования Фурье.
3. Огибающая КЦ, полученная с помощью преобразования Гильберта.

Выбор указанных вариантов для исследования обусловлено следующим:

1. Использование исходного КЦ обосновано отсутствием информационных признаков необходимо подать на вход классификатора, чтобы обеспечить требующую точность классификации.
2. Применение спектры Фурье в качестве входной информации НС для классификации ФКС обусловлены предположением о том, что частотный состав ФКС в норме отличается от патологии.
3. Применение огибающей ФКС получаемый с помощью преобразование Гильберта (ПГ) (рисунок 3.8) полезно при определении мгновенной амплитуды и мгновенной частоты сигнала. В работе [40] рассматривается алгоритм обработки ФКС на основе преобразования Гильберта, где показано, что оно обеспечивает высокую эффективность при обнаружении компонентов второго тона сердца S2 (аортной и легочной компоненты) (рисунок 3.5).

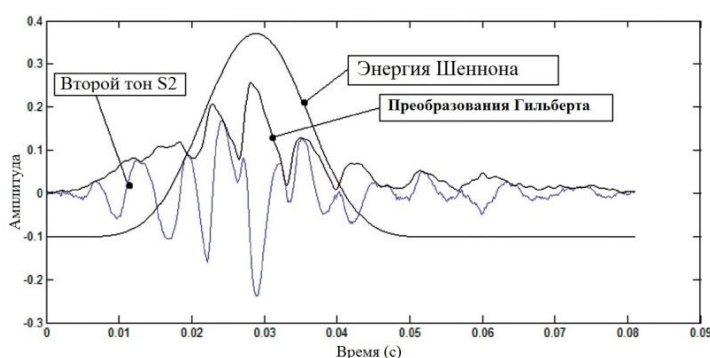


Рисунок 3.25 Преобразование Гильберта второго тона сердца [40]

ПГ сигнала $x(t)$ определяется по формуле:

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{\tau - t} d\tau = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (3.9)$$

Из этого выражения видно, что ПГ есть результат свертки сигнала $x(t)$ с функцией $1/\pi t$, называемой ядром ПГ.

При разработке алгоритма выделения огибающей была использована стандартная функция MatLAB hilbert которая позволяет провести преобразование Гильберта для любого процесса.

Примеры рассмотренных и исследованных трех вариантов входного образа представлены на рисунке 3.26.

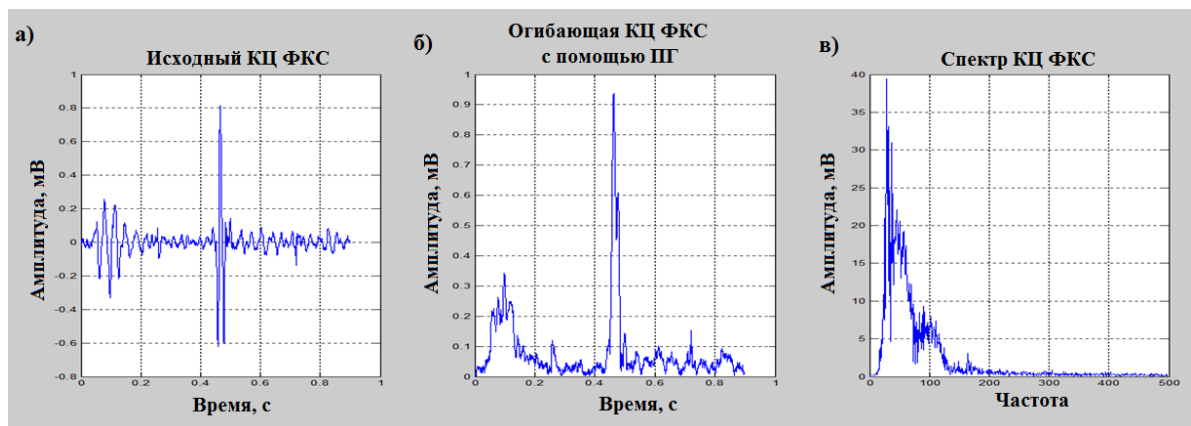


Рисунок 3.26. Примеры трех вариантов входного образа

3.5.2 Структура база данных ИНС

Как известно, для исследований нейросетевых автоматизированных систем требуется создание соответствующих БД. В данной работе для решения задачи нейросетевого анализа ФКГ- сигнала с целью последующей его классификации требуемые базы данных должны содержать реальные примеры разновидностей состояния ФКГ «Норма / Аномалия». В таблице 3.3. представлена обобщенная структура БД.

Таблица 3.2 - Обобщённая структура базы данных

X_1	X_2	...	X_M	Y
Образы «Нормальный ФКГ- сигнал»				1
Образы «Аномалия ФКГ- сигнал»				0

$X_1 \dots X_M$ – вектор образов ФКГ - сигналов,

Y – выход, соответствующий тому или иному классу.

Для разработки автоматизированной системы анализа и классификации ФКГ-сигнала и исследования её эффективности были сформированы соответствующие базы данных ФКС, объем которых представлены в таблице. 3.4

Таблица 3.3 - Объемы выборки исходной базы данных ФКГ

Тип БД Образы ФКГ-сигнала	Обучающая база данных	Тестовая база данных	Всего записи ФКС
«Норма»	1008	1008	2016
«Аномалия»	1008	1008	2016

3.5.3 Выбор структуры ИНС и параметров ее обучения

В [23,15] показано, что наилучшим вариантом архитектуры ИНС для решения задачи анализа ФКС является многослойный персептрон. На рисунке 3.23 приведена структура многослойного персептрона, в которой каждый нейрон произвольного слоя связан со всеми аксонами нейронов предыдущего слоя или, в случае первого слоя, со всеми входами нейросети. Как видно из рисунка 3.27, представленная ИНС является полносвязной, т.е. каждый нейрон одного слоя связан со всеми нейронами соседних слоёв.

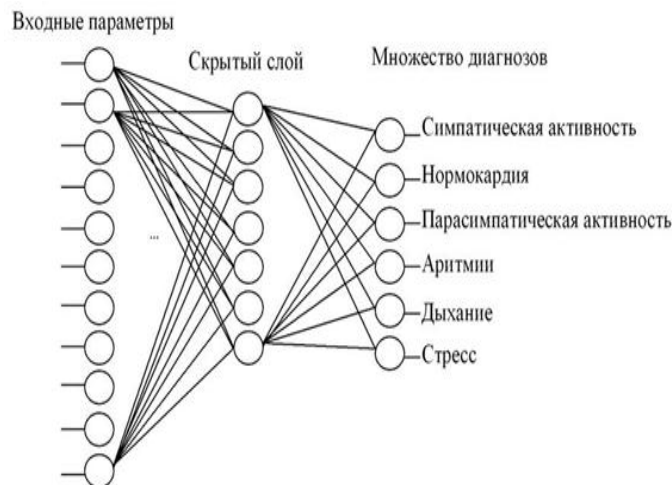


Рис.3.27. Структура многослойного персептрона для анализа ФКС.

Представленные в [3] результаты исследования наиболее распространенных и часто применяемых для биомедицинских задач функций активации (линейная функция, сигмоидальная и гиперболический тангенс), а также влияние количества скрытых слоев на эффективность работы нейронной сети показали, что лучшими результатами обладает ИНС с двумя скрытыми слоями и сигмоидальной функцией. Исходя из этого, в данной работе использовался МП с двумя скрытыми слоями (рисунок 3.28) и указанными функциями активации, причем количество нейронов во втором скрытом слое было выбрано равным половине их количества в первом скрытом слое, что позволяет обеспечить важное свойство ИНС - возможность обобщения информации.

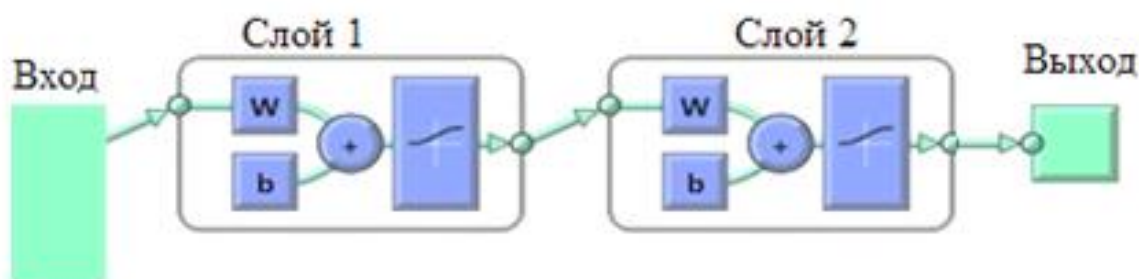


Рисунок 3.28 - Структура нейросетевой системы классификации ФКГ - сигналов

На основе результатов исследований [4] выбор необходимого количества нейронов в скрытых слоях МП определяется по формуле $2M+1$, где M - количество входов МП. Показано, что при исследовании количества нейронов скрытого слоя от 1 до $2M+1$ с шагом 10 можно определить оптимальное количество нейронов скрытого слоя, при котором обеспечивается достаточная эффективность работы МП.

При обучении НС были использованы следующие параметры:

- Алгоритм обучения: градиентный метод;
- Количество циклов обучения - 10000;

- Минимальная ошибка, при достижении которой прерывается обучение, равна 0.0001.

3.5.4 Процедура проведения исследований

В качестве программной среды для проведения исследований был выбран широко известный пакет MATLAB, имеющий большие возможности работы с *нейронными сетями* в том числе "Neural Network Toolbox", входящий в стандартную поставку MATLAB.

Преимущество пакета MATLAB состоит в том, что при его использовании нет ограничений для моделей *нейронных сетей* и их параметров, что дает возможность самостоятельно сконструировать ту сеть, которая считается оптимальной для решения поставленной задачи. Использование "Neural Network Toolbox" совместно с другими средствами MATLAB открывает широкие возможности для эффективного комплексного использования современных математических методов для решения различных задач прикладного и научного характера.

В работе использовалась оригинальная библиотека функций Matlab для исследования нейронных сетей при распознавании отклонений функционального состояния сердца от нормы, разработанная на кафедре биомедицинских и электронных средств и технологий Владимирского государственного университета при участии автора, а именно:

SDetector.m – функция обнаружения S1 и S2 - тонов во всей записи ФКГ-сигнала;

Segmentation.m– программа сегментации образов ФКГ- сигнала в базе данных образов;

Hilbert_Envelope.m- функция построения преобразование Гильберта или огибающая ФКС.

NNWTeachMod.m – функция построения, обучения нейронной сети с применением сегментированных образов ФКГ- сигнала;

NNWTestMod.m – функция тестирования нейронной сети с применением сегментированных образов ФКГ- сигнала;

AutoIssledovanie.m – программа для автоматизации исследований модульных нейросетей нейронных сетей с применением сегментированных образов ФКГ- сигнала;

ROCanalisMod.m – программа для построения и анализа ROC-кривых нейронных сетей и расчет площадей под ROC -кривыми (AUC).

Find_cutoff.m - скрипт для нахождения оптимального порога отсечения.

Обучение и тестирование производилось с помощью программы AutoIssledovanie.m, вследствие чего в директории создаются текстовые файлы содержащие результаты тестирования ИНС для размеров скрытого слоя от одного до $2n$, где n -размер входного образа нейронной сети.

В настоящее время для оценки эффективности решения задач классификации широко используется так называемая **ROC- кривая**, в основе которой лежат критерии: **чувствительности (Se)**, характеризующей способность классификатора (в данном случае ИНС) обнаруживать присутствие патологии и **специфичности (Sp)**, отражающей точность определения отсутствия патологии.

ROC-кривая показывает зависимость количества верно классифицированных положительных результатов от количества неверно классифицированных отрицательных результатов. Для построения ROC-кривой для каждого значения порога, которое меняется от 0 до 1, с шагом 0.1, для МП рассчитываются значения чувствительности Se и специфичности Sp и строится график их зависимости. Визуальный анализ ROC-кривых не дает явного ответа, какой из вариантов более эффективен. Поэтому был применен количественный метод сравнения ROC-кривых – вычисление площади AUC

3.6 Выводы

1. Для исследования методов обработки и анализа ФКГ- сигналов были созданы две независимых верифицированных баз данных: обучающей и тестовой. Первая база данных применялась при разработке алгоритма анализа, например для обучения нейронных сетей, а вторая – для проверки достоверности работы разрабатываемых алгоритмов сегментации и классификации ФКГ-сигнала.
2. Разработана система адаптивной фильтрации ФКС и исследованы методы ее реализации, а именно: методы наименьших квадратов (LMS) и рекурсивной методы наименьших квадратов (RLS). В результате был разработан алгоритм адаптивной фильтрации фонокардиографического сигнала, построенного на основе получения образца шумового сигнала путём установления второго микрофона, позволяющего уменьшить влияние звуковых помех окружающей среды.
3. Разработан алгоритм идентификации и сегментации основных компонентов ФКС (S1, систола; S2, диастола) на основе энергии Шеннона, не требующего применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов.
4. Для расширения функциональных возможностей и повышения информативности метода ФКГ разработан алгоритм выделения и анализа кардиоинтервалов (КИ) на базе основных тонов фонокардиосигнала S1 и S2. Результаты исследований показали возможность применения ФКГ- сигналов для построения кардиоинтервалограммы (КИГ).
5. Разработан алгоритм классификации фонокардиографического сигнала по типу «норма» или «аномалия» на основе нейросетевого анализа.

Глава 4. Результаты экспериментальных исследований разработанных методов и алгоритмов обработки и анализа фонокардиографического сигнала

4.1 Результаты исследования адаптивной фильтрации фонокардиографического сигнала

Для проверки эффективности фильтрации ФКГ-сигнала с помощью адаптивного фильтра были зарегистрированы ФКГ- сигналы с различными реальными шумами (рисунок 4.1) Первый ФКС зашумлен случайным шумом от вентилятора (рисунок 4.1а), а второй сигнал зашумлен человеческим голосом (рисунок 4.1б). Третий и четвертый ФКС зашумлены сгенерированным акустическим периодическим шумом синусоидальной формы с частотами $f=1$ кГц, $f=10$ кГц, соответственно (рисунок 4.1в,г) Последний ФКС зарегистрирован с импульсным шумом, представляющим собой стук в дверь, находящуюся вблизи места регистрации (рисунок 4.1д). В качестве критерия эффективности использовалось отношение сигнал/шум (ОСШ).

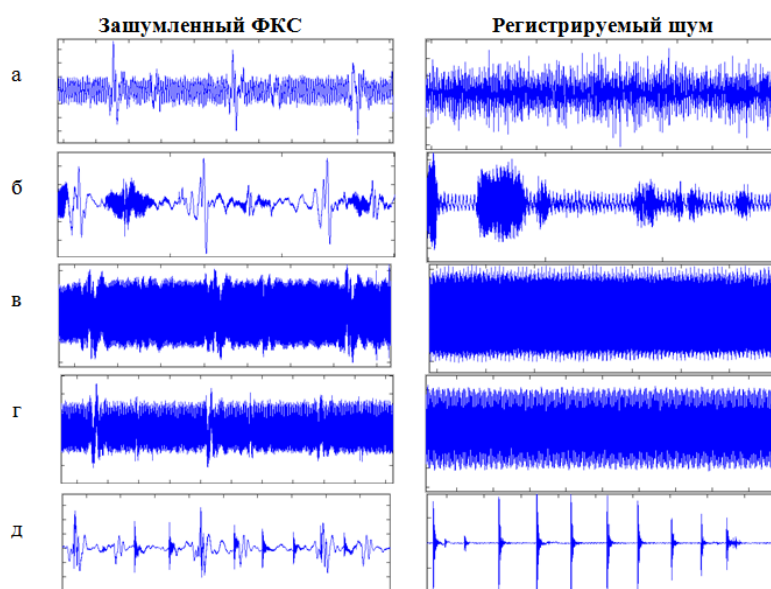


Рисунок 4.1 Зарегистрированные ФКС с различными реальными шумами: а) случайный шум; б) голос человека; в) синусоидальный шум с частотой $f=1$ кГц; г) синусоидальный шум с частотой $f=10$ кГц; д) импульсный шум.

Программное обеспечение процедуры фильтрации включает в себя регистрацию двух вариантов два варианта адаптивного метода компенсации помех: рекурсивный адаптивный фильтр наименьших квадратов «RLS» и нерекурсивный фильтр наименьших квадратов «LMS». Результаты фильтрации представлены на рисунке 4.2.

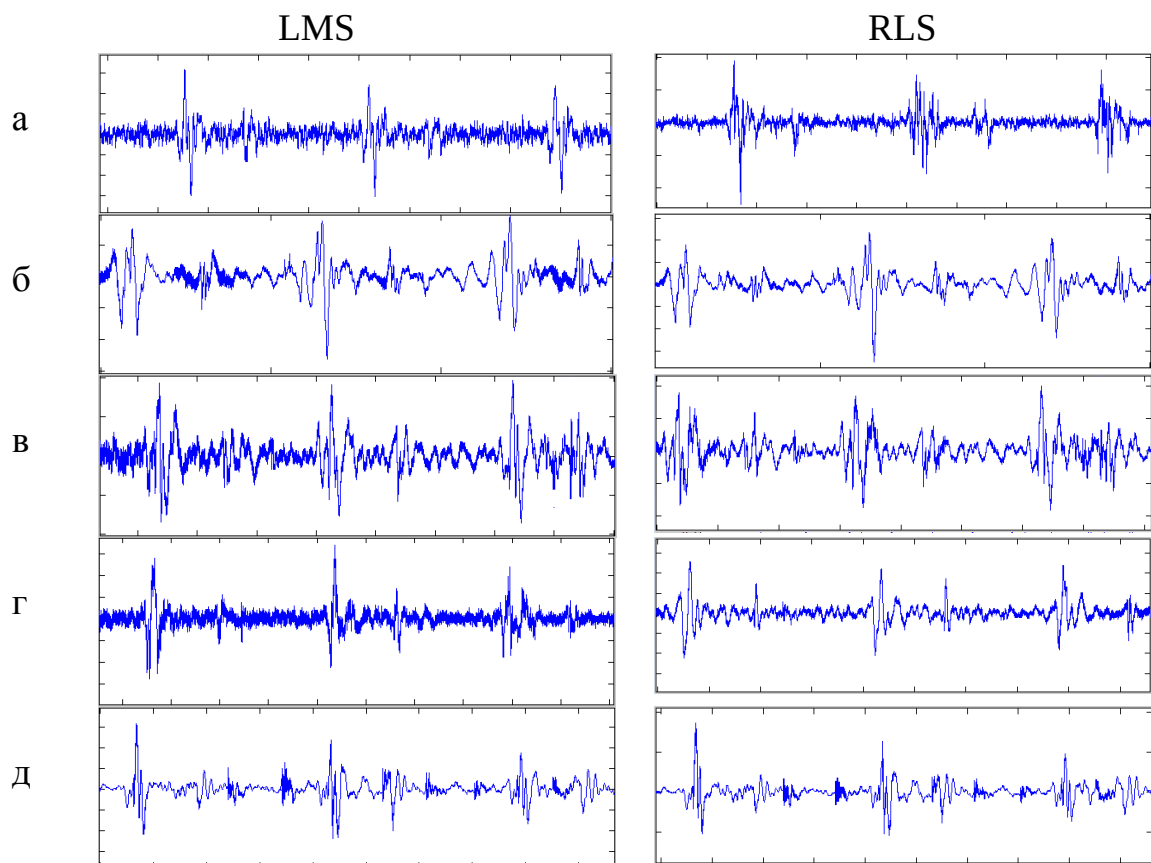


Рисунок 4.2 Результаты исследования адаптивных фильтров LMS и RLS типа на ФКС: а) ФКС, зашумленный случайным шумом; б) ФКС, зашумленный голосом человека; в) ФКС, зашумленный синусоидальным шумом с частотой $f=1 \text{ кГц}$; г) ФКС, зашумленный синусоидальным шумом с частотой $f=10 \text{ кГц}$; д) ФКС, зашумленный импульсным шумом

В таблице 4.1 приведены результаты сопоставительного анализа исследуемых фильтров по критерию отношения сигнал/шум ОСШ для зашумленного ФКС.

Таблица 4.1– Отношение сигнал/шум, дБ

Тип шума	Адаптивный фильтр RLS типа рекурсивный			Адаптивный фильтр LMS типа нерекурсивный		
	Параметры фильтра		С/Ш, дБ	Параметры фильтра		С/Ш, дБ
	Длина фильтра	Шаг фильтрации		Длина фильтра	Шаг фильтрации	
Случайный	200	0.98	15.7	1000	0.08	12.5
Речевой	100	0.995	15	100	0.2	12.5
Периодический с частотой $f=1кГц$	120	0.996	13.9	100	1	12.7
Периодический с частотой $f=10кГц$	320	0.999	14.1	100	3.1	13.1
Импульсный	300	0.9996	14	400	0.06	9.7

Анализ результатов эффективности фильтров типа LMS и RLS по критерию ОСШ свидетельствует о том, что адаптивный фильтр RLS типа является более предпочтительным вариантом для фильтрации ФКС. Однако, алгоритм работы данного фильтра требует больше времени для обработки сигнала, чем алгоритм LMS.

Главным достоинством алгоритма RLS является быстрая сходимость, которая обеспечивается за счет значительно более высокой (по сравнению с алгоритмом LMS) вычислительной сложности. При оптимальной организации вычислений для обновления коэффициентов фильтра на каждом такте требуется пара операций «умножение–сложение» [18].

В данной работе рассматриваются возможности повышения качества регистрируемого ФКС за счёт комплексного использования двух методов адаптивной фильтрации при обработке сигнала. Данная система может быть использована в кардиологии для регистрации и анализа звуков сердца, и, как следствие, обнаружения патологических шумов.

4.2 Программно-алгоритмическое обеспечение адаптивной фильтрации ФКГ-сигнала

Выше было показано, что применение адаптивного фильтра достаточно эффективно повышает качество сигнала и устраняет шумы и помехи, создаваемые окружающей средой.

Исходя из этого разработано соответствующее программное обеспечение (ПО) адаптивной фильтрации ФКС в системе Matlab [97]. Алгоритм работы программного обеспечения представлен в разделе 3.2 на рисунке 3.3. ПО запускается с помощью команды PCG в командном окне программы Matlab, тем самым открывается основное окно программы (рисунок 4.3).

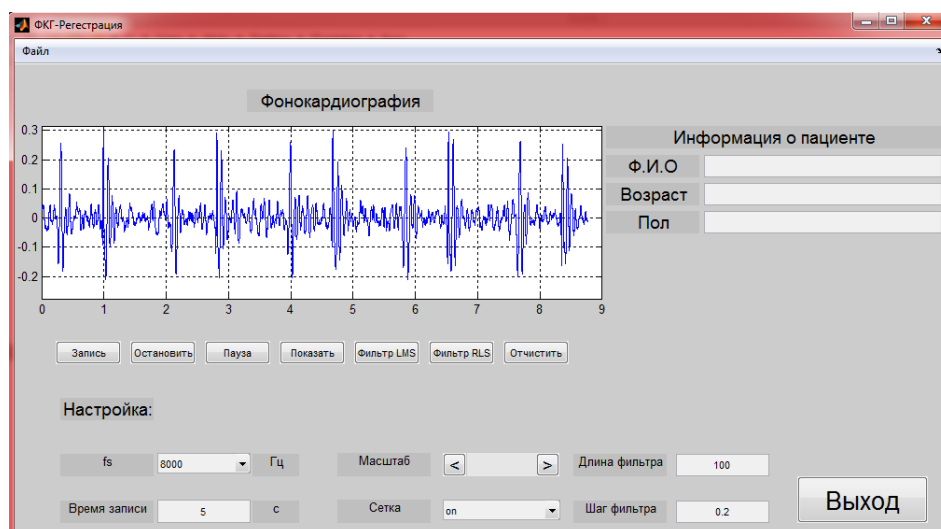


Рисунок 4.3– Интерфейс разработанного ПО.

Интерфейс программного обеспечения включает в себя следующие блоки: настройка, информация о пациенте, панель кнопок, график ФКГ, меню. Описание их представлено ниже.

Программа предназначена для регистрации и фильтрации фонокардиографического сигнала. Программа позволяет повысить качество

регистрации ФКС за счёт использования адаптивной фильтрации. С целью обеспечения возможности повышения качества фильтрации в программе предусмотрено два варианта фильтрации двумя различными алгоритмами адаптивного метода компенсации помех: LMS типа «Метод наименьших квадратов» и RLS типа «Рекурсивный фильтр». Адаптивная фильтрация ФКС является мощным математическим средством фильтрации, но для его осуществления требуется получить образец шумового сигнала. Для получения образца шумового сигнала необходимо установить второй микрофон в непосредственной близости от источника шума.

Данная программа может быть использована в кардиологии для регистрации и анализа звуков сердца, а также обнаружения патологических шумов сердца.

4.3 Результаты алгоритма сегментации ФКГ-сигнала на его основных компонентах

Для оценки качества решения задачи сегментации ФКГ – сигналов, результаты работы разработанного алгоритма были сравнены с эталонной аннотацией обучающей базы данных, полученной с использованием алгоритма сегментации Спрингера (Springer и др., 2016) с последующей ручной коррекцией опытными врачами - специалистами [93].

При этом оценка качества выполнялась с использованием критериев, предложенных для тестирования алгоритма сегментации основных компонентов ФКГ – сигнала:

$$Se = \frac{ДП}{ДП + ЛО} * 100\% \quad (4.1)$$

$$Sp = \frac{ДО}{ДО + ЛП} * 100\% \quad (4.2)$$

Показатель Se носит название чувствительности и определяется как процент числа правильно обнаруженных основных компонентов ФКГ – сигнала ($S1$,

систола; S2, диастола) *ДП* по отношению к сумме этой величины *ДП* и числа ложно определяемых алгоритмом компонентов ФКГ – сигнала *ЛО*. Показатель *S_p* называют специфичностью и определяют как процент достоверноотрицательных результатов тестирования (*ДО*) по отношению к сумме *ДО* и числа ошибочно обнаруженных компонентов ФКГ – сигнала *ЛО*.

Оценки качества алгоритма сегментации основных компонентов ФКГ – сигнала, полученные с использованием записей из верифицированных базы данных, приведены в таблице 4.2.

Таблица 4.2. Оценки качества алгоритма сегментации основных компонентов
ФКГ – сигнала

Основные компоненты ФКГ – сигнала	Показатель	
	<i>Se</i> , %	<i>P</i> , %
S1	99,13	98,76
Систола	99,29	98,06
S2	98,93	98,34
Диастола	98,02	98,05

4.4 Результаты построения и исследования ритмограммы сердца на основе ФКС

В данной работе исследовалась возможность применения фонокардиографии (ФКГ) для решения задач анализа variability ритма сердца. Классический метод фонокардиографии не позволяет оценить variability ритма сердца. Поэтому для расширения функциональных возможностей и повышения информативности метода ФКГ разработан алгоритм вычисления и анализа кардиоинтервалов (КИ) на основе основных звуков сердца ФКС (S1,S2), полученных с помощью разработанного алгоритма сегментации ФКГ- сигнала в разделе 3.3.(стр. 67). Исследование построения кардиоинтервалограммы сердца проведено на реальных ФКС, взятых с открытых ресурсов «PhysioNet / Computing

in Cardiology Challenge 2016» [84]. Алгоритм реализован в среде MATLAB и представлен на рисунке 4.4.



Рисунок 4.4.Блок-схема алгоритма вычисления и анализа КИГ и построения ритмограммы

Из анализа блок-схемы (рисунок 4.4) алгоритма вычисления и анализа КИГ, а также построения ритмограммы видно, что работа разработанный алгоритм включает в себя следующие основные блоки:

- блок получения локальных максимумов первого тона S1,
- блок вычисления кардиоинтервалов,
- блок построения ритмограммы,
- блок анализа и отображения параметров кардиоинтервалграммы.

В результате разработанного алгоритма получена кардиоинтервалограмма (КИГ) ФКС и произведен ее анализ (рисунок 4.5).

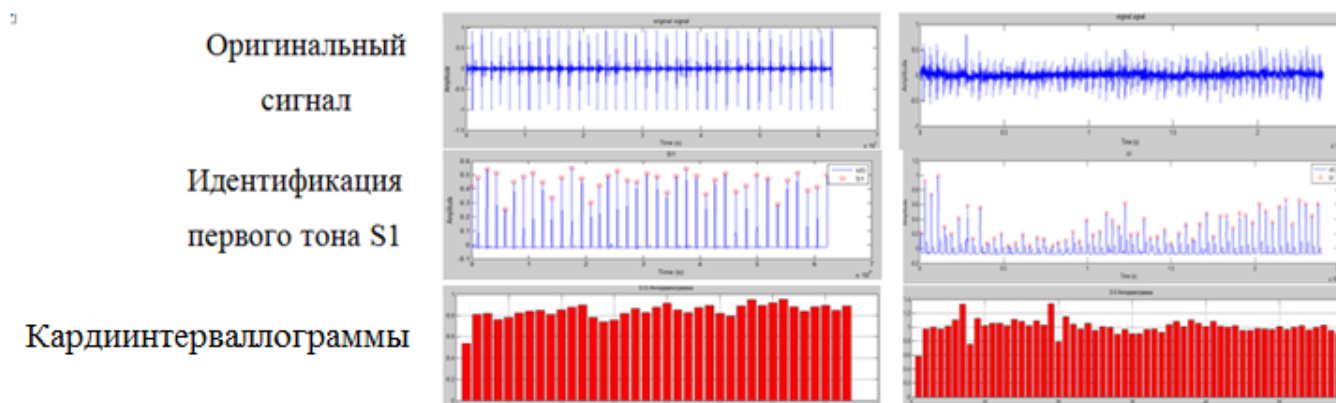


Рисунок 4.5 Результаты получения кардиоинтерваллограммы на основе ФКС

Для анализа S-S интерваллограммы использовались различные методы, в том числе статистические и геометрические методы. К стандартным статистическим характеристикам таких динамических рядов относятся: среднеквадратическое отклонение, дисперсия, ЧСС. К стандартным геометрическим характеристикам относится гистограмма и скатеррграммы. Результаты исследований показали возможность применения ФКГ для построения КИГ с высокой эффективностью.

Полученные результаты могут быть использованы в компьютерных системах ФКГ-диагностики, что позволит повысить эффективность диагностики скрытых патологий сердечно-сосудистой системы, а также при разработке новых систем исследования функционального состояния организма. Перспективой развития данного алгоритма является использование более сложных алгоритмов обработки ФКС, реализация подходов к локализации всех компонентов фонокрадиографического сигнала и классификации его патологических изменений.

Результаты сравнения КИГ, построенных на основе ФКГ и ЭКГ

Необходимым этапом данной работы является верификация разработанного алгоритма, которая заключается в сравнении результатов построения КИГ на основе ФКГ с КИГ, полученной из ЭКГ. Для этого использовалась

верифицированная база данных из [93], включающая в себя записи ФКГ и ЭКГ, зарегистрированные синхронно для одного и того же исследуемого. Основные характеристики записей сигналов: количество каналов – 2 (1 канал- ФКГ, 2 канал – ЭКГ), частота отсчетов – 2000 Гц, длительность записи – 23 и 20 секунд, масштаб сигнала – произвольные единицы. На этих данных в ходе решения указанных задач и принятия ряда дополнительных мер на стадии предварительной обработки сигнала удалось получить точность работы алгоритма построения КИГ по ФКГ сигналу, сравнимую с аналогичными алгоритмами для ЭКГ сигналов. Результаты сравнения представлены на рисунке 4.6.

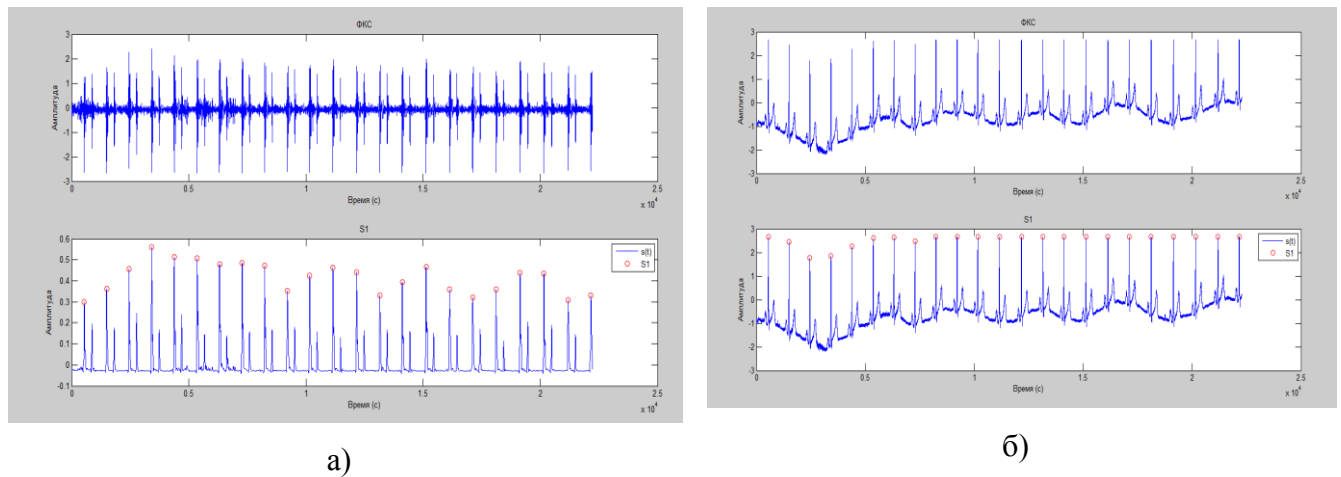


Рисунок 4.6. Точность нахождения: а) S1-тонов на ФКГ и б) R-зубцов на ЭКГ.

Для сопоставления результатов разработанного алгоритма был проведен корреляционный анализ КИГ, полученной на основе ФКГ, и КИГ, полученной на основе ЭКГ. Коэффициент корреляции составил порядка 0,99, что подтверждает тесную линейную связь между полученными результатами. Рисунок 4.7 иллюстрирует совпадение КИГ, полученной из ФКГ (пунктирная линия), и КИГ, полученной из ЭКГ (сплошная линия). Качественный анализ результатов характеризует точность разработанного алгоритма.

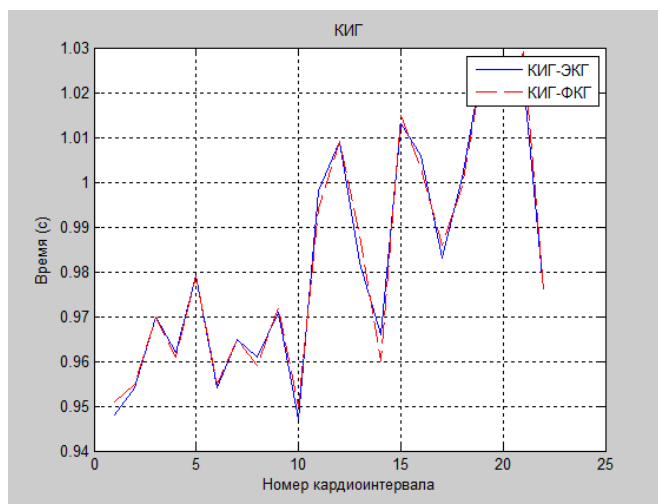


Рисунок 4.7. КИГ, полученные из ФКГ и ЭКГ.

Для более подробной оценки был проведен количественный анализ полученных КИГ, построены гистограммы и скатерограммы (рис.4.8), а также рассчитаны ряд статистических параметров, приведенных в таблицах 1 и 2.

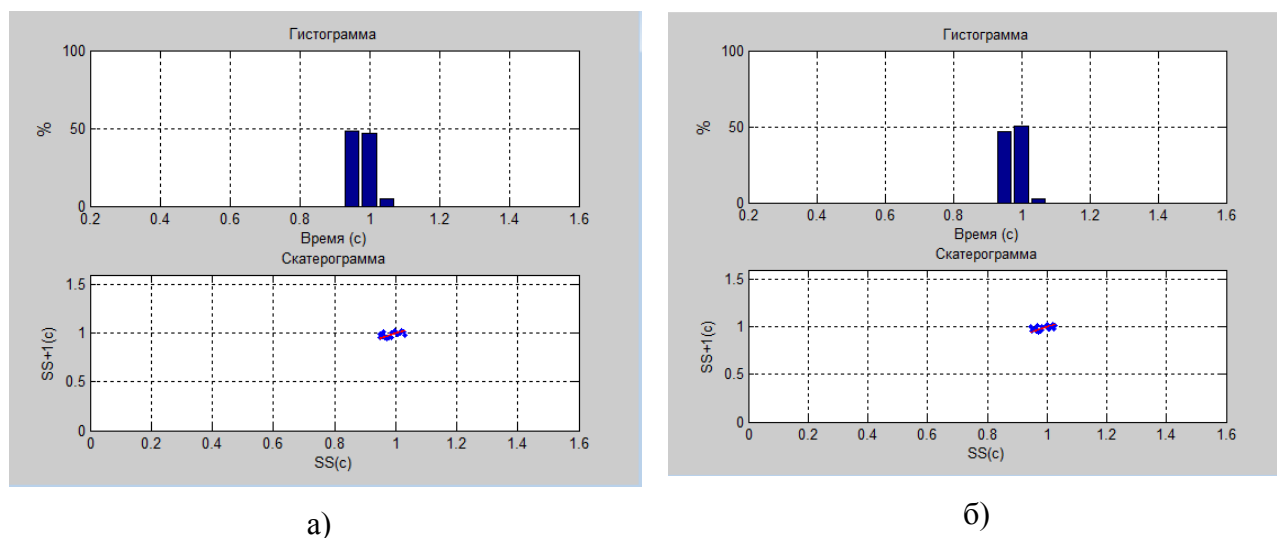


Рисунок 4.8. Гистограммы и скатерограммы на основе КИГ, полученных на основе ФКГ (а) и ЭКГ (б).

В таблицах 4.3 . приведены значения параметров КИГ, а также разница между ними в процентном соотношении. В примере разница между значениями параметров средней длительности СР, минимальной длительности СР, максимальной длительности СР, вариационного размаха, моды, амплитуды моды

и ЧСС стремится к нулю, а для параметров СКО и эксцесса разница составляет 1,3 %.

Таблица 4.3 - Результаты анализа КИГ на основе ФКГ и ЭКГ

Параметр	ФКГ	ЭКГ	Расхождение
Средняя длительность СР	1.2722	1.2721	0.007%
Минимальная длительность СР	1.0480	1.0480	0 %
Максимальная длительность СР	1.3990	1.3990	0%
среднеквадратическое отклонение	0.1172	0.1188	1.3 %
ЧСС	48	48	0%
мода	1.3	1.3	0%
Амплитуда мода	52.6316	52.6316	0%
Вариационный размах	0.3782	0.3822	0%
Эксцесс	1.8343	1.8088	1.3%
Коэффициент корреляции	0.9995		

С точки зрения статистического подхода при построении КИГ такое расхождение между ФКГ И ЭКГ сигналами является несущественным. Обработка других фонокардиограмм предложенными методами также дала идентичные результаты, что свидетельствует об устойчивости разработанного алгоритма.

4.5 Программно-алгоритмическое обеспечение построения и анализа кардиоинтервалограммы на основе ФКС

В среде MATLAB был разработано программно-алгоритмическое обеспечение построения и анализа кардиоинтервалограммы на основе ФКС [94]. Программа запускается с помощью команды ФКС в командном окне программы Matlab, тем самым откроется основная фигура программы (рисунок 4.9).

Программа предназначена для построения и анализа кардиоинтервалограммы на основе фонокардиографического сигнала (ФКС) без применения синхронной

записи электрокардиограммы [98]. Данная программа позволяет расширить функциональные возможности метода ФКГ путем анализа динамических характеристик ритма сердца. Программа запускается с помощью команды PCG в командном окне программы Matlab, тем самым откроется основная фигура программы.

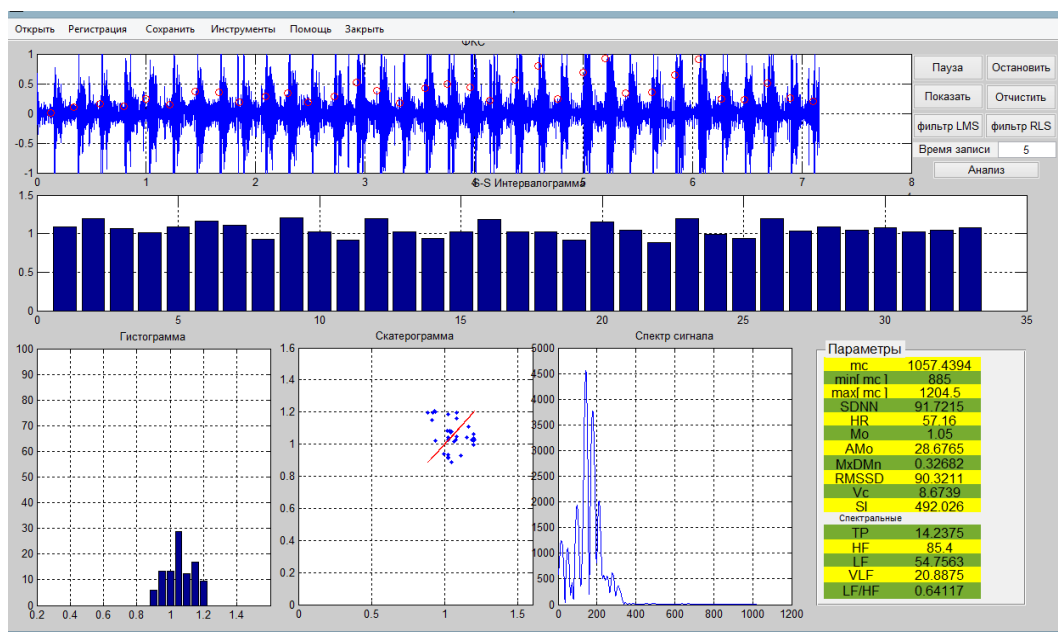


Рисунок 4.9 – Рабочее окно ПО.

Разработанная программа может быть использованы в компьютерных системах ФКГ-диагностики, что позволит повысить эффективность диагностики скрытых патологий сердечно-сосудистой системы. А также при разработке новых систем исследования функционального состояния организма.

4.6 Результаты исследования искусственной нейронной сети для классификации ФКС

Для решения задачи классификации фонокардиосигнала по принципу «норма» или «патология» для последующей интерпретации в данном разделе приводятся результаты экспериментальных исследований искусственных

нейронных сетей. В качестве входной информации для исследования ИНС, использовались:

1. Исходные кардиоциклы (ИКЦ), полученные в результате рассмотренной в разделе 3.3 (стр. 67) сегментации;
2. Частотный спектр полученных КЦ (ЧсКЦ);
3. Огибающая кардиоцикл (ОКЦ), сформированный с помощью преобразования Гильберта.

Результаты тестирования трех вариантов исследования ИНС показаны на рисунке 4.10.

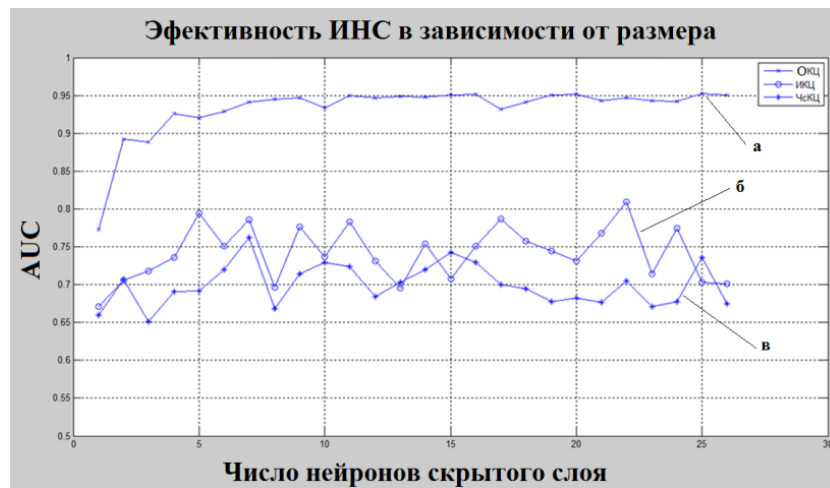


Рисунок 4.10 – Результаты исследования влияния количества нейронов скрытого слоя на эффективность работы МП при использовании в качестве входной информации ИКЦ (а); ПГ (б); ЧсКЦ (в).

Проведенный сравнительный анализ результатов трех указанных подходов показал преимущество варианта использования преобразования Гильберта в качестве входной информации при обучении ИНС.

В таблице 4.4 сведены результаты исследования трех указанных выше подходов. Количественный анализ полученных результатов служит основой для дальнейшего выбора оптимального варианта решения задачи классификации ФКС при его автоматическом распознавании.

Таблица 4.4. Количественное сравнение результатов работы ИНС в случае входной информации: ИКЦ, ЧсКЦ и ПГКЦ.

Входной сигнал	Чувствительность Se, %	Специфичность Sp, %	Точность %	AUC
ИКЦ	73	74	73.5	0.79
ЧсКЦ	70	70	70	0.76
ПГКЦ	90	88	89	0.95

Из таблицы видно, что вариант использования огибающей КЦ в качестве входной информации при обучении ИНС является более эффективным по сравнению с вариантами, где входной информацией для ИНС является ИКЦ и ЧсКЦ. А именно повышение значений чувствительности, специфичности и точности на 17%, 14% и 16% соответственно.

На графиках рис.4.16 показана зависимость значения AUC (по оси ординат) от количества нейронов в скрытых слоях (по оси абсцисс). Необходимо отметить, что на графиках показано лишь количество нейронов первого скрытого слоя **n1**. Количество нейронов во втором скрытом слое **n2** зависит от количества нейронов первого слоя и выражается через формулу $n2 = n1/2$. Из рисунка 4.11 видно, что более высокими результатами обладает МП с максимальным значением критерия оптимальности AUC, равным 0.95. Структура выбранного МП имеет 242 нейрона в первом скрытом слое и 121 нейрон во втором.

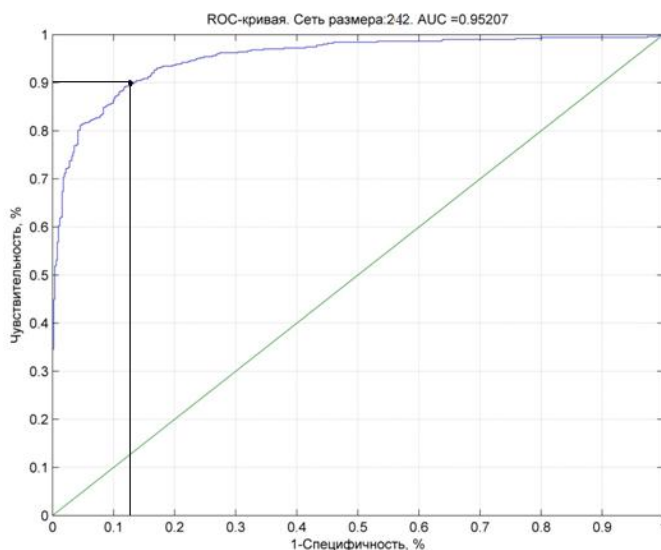


Рисунок 4.11 - ROC-кривая выбранного МП с оптимальным количеством

нейронов в скрытых слоях

Значения чувствительности, специфичности и точности выбранного МП приведены в таблице 4.5. при разных значениях порога отсечения НС. В таблице приведены значения критерия оптимального сочетания значений чувствительности и специфичности. При значении порога отсечения **0,4** разница между чувствительностью и специфичностью минимальная и равна **2,16**. Таким образом, при таком пороге чувствительность составила **90,06**, специфичность **87,90**, а чувствительность **88,98**.

Таблица 4.5. Значения чувствительности, специфичности и точности выбранного МП при различных пороговых значениях

Значение порога	Чувствительность Se, %	Специфичность Sp, %	Точность %	Se-Sp
0	99,00	35,72	67,33	63,29
0,1	98,61	52,58	75,57	46,02
0,2	97,42	67,46	82,42	29,95
0,3	93,04	78,97	85,99	14,07
0,4	90,06	87,90	88,98	2,16
0,5	85,09	92,26	88,68	7,17
0,6	77,93	95,83	86,89	17,90
0,7	68,19	98,02	83,12	29,82
0,8	59,25	99,21	79,25	39,96
0,9	49,11	99,60	74,38	50,49
1	32,80	99,80	66,34	66,99

Таким образом, использование в качестве входной информации кардиоциклов, подверженных преобразованию Гильберта для последующей классификации по типу «норма» или «аномалия» показало свою эффективность в решении поставленной в диссертации задачи.

4.7 Алгоритма классификации ФКГ - сигналов

Результаты классификации ФКГ-сигнала зависят от алгоритма, используемого для данной задачи. Такой алгоритм должен отвечать таким

требованием, как: простота, гибкость и минимальные временные и вычислительные затраты. В данной работе разработан алгоритм классификации функциональных состояний ФКС сердца по фонокардиограмме (ФКГ) по типу «норма» и «аномалия» (рисунок 3.12) на основе искусственных нейронных сетей (ИНС).



Рисунок 4.12 –Блок-схема алгоритма классификации ФКГ - сигналов.

Исследуемый ФКС проходит процедуру сегментации и подготовка образов в виде кардиоциклов. На рисунке 4.13 показан пример набора полученных сегментов КЦ ФКС, подготовленных по описанному выше алгоритму (раздел 3.2 стр. 67).

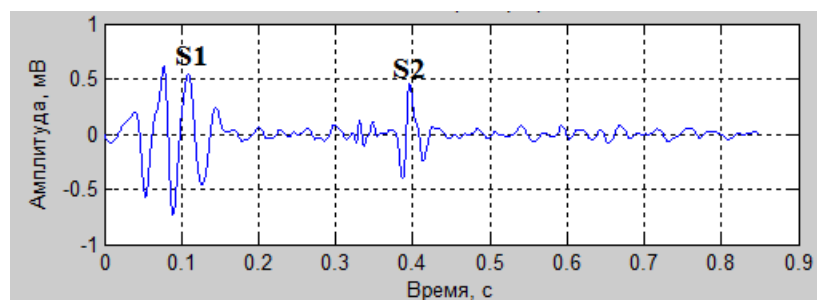


Рисунок 4.13 Пример полученных КЦ ФКС

Сформированные КЦ подвергаются преобразованию Гильберта, которое обеспечивает лучшие результаты по сравнению с остальными вариантами (рисунок 4.14).

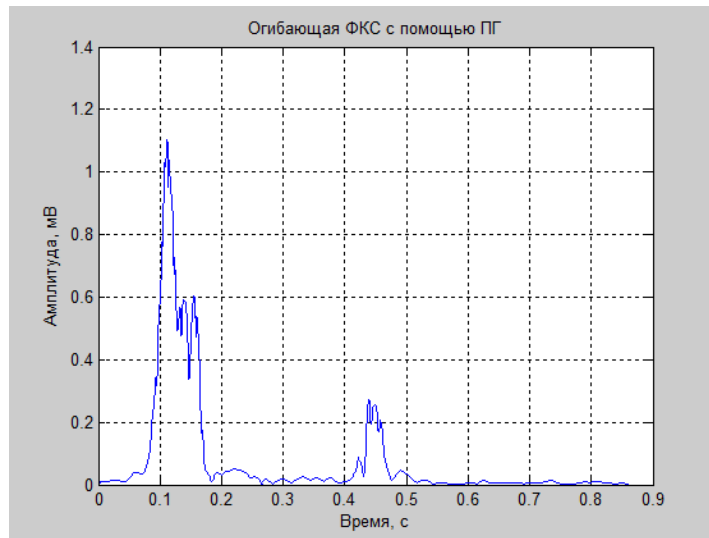


Рисунок 3.14 Огибающая КЦ ФКС, полученная с помощью преобразования Гильберта.

Далее, полученные участки огибающих КЦ нормируются, поскольку имеют разные амплитуды, т.к. входная информация ИНС должна быть нормированной.

Далее для сокращения пространства информативных признаков входного сигнала предусмотрена процедура децимации с коэффициентом децимации, равным 10. Таким образом, длина входного вектора огибающей была сокращена с 1300 до 130 отсчетов. Классификация функциональных состояний проводится по типу «Норма» или «Аномалия».

Вектор значений фонокардиоинтервала подается на входы НС, далее они обрабатываются скрытыми слоями нейросети и принимается решение о принадлежности сигнала к одному из двух выше указанных классов. Процесс создания и обучения ИНС производился в среде MatLab.

4.8 Система регистрации, обработки и анализа ФКС

На основе полученных результатов разработана структурная схема системы обработки и анализа ФКС, представленная на рисунке 4.15.

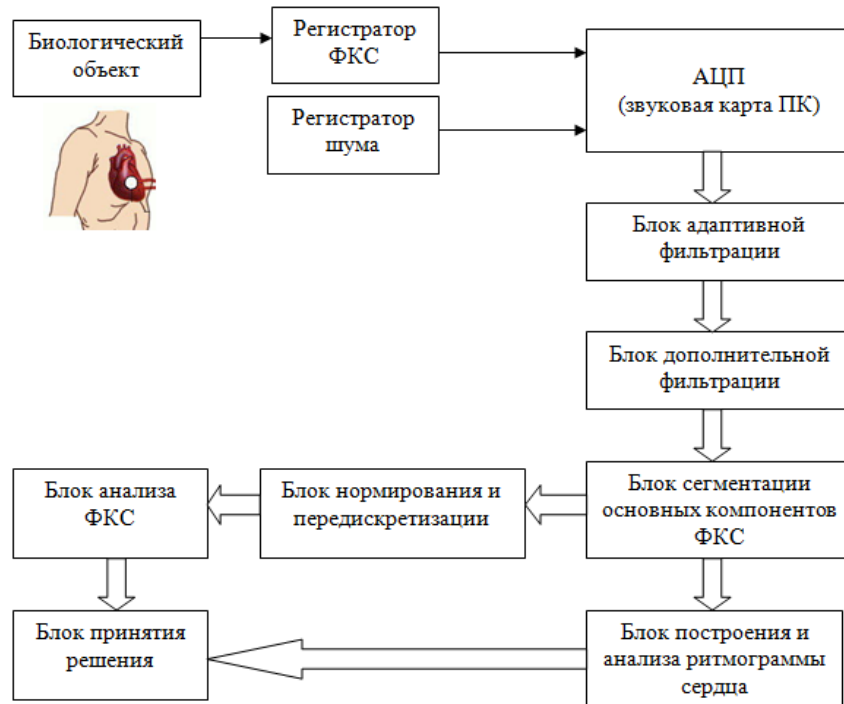


Рис.4.15. – Система классификации ФКС по типу «Норма» или «Аномалия»

Система обработки и анализа ФКС имеет в своем составе два блока регистрации, в каждом из которых есть пьезоэлектрический датчик: датчик ФКС, устанавливаемый на груди пациента для регистрации ФКС и датчик шума для регистрации шумов и помех окружающей среды. Эти два датчика соединены между собой по схеме стерео микрофона, создавая, при этом, так называемую «микрофонную систему».

В качестве аналого-цифрового преобразователя используется звуковая карта компьютера, к микрофонному входу которой подключается микрофонная система для регистрации и записи сигналов. Следует отметить то, что применение звуковой карты в качестве АЦП обеспечивает сокращение себестоимости устройства, что делает его более доступным.

Регистрируемый ФКС проходит несколько этапов обработки, начиная с преобразования звукового сигнала в электрический с помощью измерительного преобразователя. Далее сигнал передаётся в звуковую карту ПК, где он усиливается и преобразуется в цифровую форму в микроконтроллере звуковой

карты АЦП и далее обрабатывается в соответствии с алгоритмом разработанной программы.

В данной системе обработки предусмотрены два блока фильтрации: первый блок повышает качество регистрируемого ФКС за счёт возможности использования метода адаптивной фильтрации при обработке сигнала. Применение адаптивного фильтра устраняет шумы и помехи, создаваемые окружающей средой. На ФКС могут присутствовать и другие шумы и помехи такие, как сетевая наводка, внутренние физиологические помехи и.т.д. Для их подавления необходима дополнительная фильтрация, которая осуществляется во втором блоке фильтрации на основе фильтров низких и высоких частот.

Далее осуществляется сегментация ФКС, которая является важным этапом обработки при решении задачи классификации ФКГ-сигнала, а также для извлечения информативных признаков и выделения основных компонентов сигнала. Основопологающим этапом анализа работы сердца является выявление состояний в сердечном цикле, таких как диастолический и систолический периоды. Первый сердечный звук (S1) и второй сердечный звук (S2) являются доминирующими звуковыми отражениями и указывают начало систолы и диастолы соответственно [18]. Поэтому в данной работе основной задачей является идентификация тонов S1 и S2 и, соответственно, периодов систолы и диастолы.

Сегментация основных компонентов ФКС обеспечивает повышение информативности и достоверности диагностической информации о состоянии ССС.

Далее - блок построения кардиоинтерваллограммы и анализа ритмограммы сердца. Это связано с тем, что в настоящее время в клинической и профилактической медицине находит все более широкое применение метод математического анализа сердечного ритма (СР), или анализ вариабельности сердечного ритма (HRV, heart rate variability). Данный метод основан на рассмотрении сердечного ритма, как случайного процесса, представленного временным рядом кардиоинтервалов, к которому применимы различные методы

статистической обработки. Подобный временной ряд содержит информацию не только о сердечной деятельности, но и о деятельности регуляторных систем более высокого порядка, управляющих многочисленными функциями целостного организма. Таким образом, использование сердечного ритма в качестве интегрального показателя процессов регуляции дает возможность оценить состояние адаптации организма, в целом, и функционирование вегетативной нервной системы.

Классический метод фонокардиографии не даёт возможности оценить вариабельность ритма сердца. Для этого требуется синхронная запись ЭКГ. Поэтому в данной работе для расширения возможностей и повышения информативности метода ФКГ разработан метод выделения и анализа кардиоинтервалограммы (КИГ) без параллельной регистрации ЭКГ, что позволяет анализировать динамические характеристики ритма сердца. КИГ представляет собой график зависимости длительности R-R интервалов (RR-интервалограмма на ЭКГ) и S-S интервалов на ФКГ.

Наряду с этим в разработанную систему входит блок классификации функциональных состояний (ФС) сердца по фонокардиограмме (ФКГ) на основе искусственных нейронных сетей (ИНС). Предлагаемый алгоритм классификации по сравнению с другими алгоритмами представляется более перспективным благодаря своей универсальности, простоте и наглядности. Рассмотрен вопрос точности и корректности процедуры сегментации, обеспечивающей качество исходных данных для ИНС. Классификация функциональных состояний сердца по ФКГ проводится по типу «Норма» или «Аномалия». Полученные в данной работе результаты классификации функциональных состояний показали достаточно высокую эффективность данного подхода, что подтверждается значениями общепризнанных критериев: чувствительность (90%), специфичность (88%) и точность (89%). Это свидетельствует о высокой эффективности оценки функциональных состояний сердца по ФКГ.

Данная система может быть использована в кардиологии для регистрации, анализа ФКС по типу «Норма» или «Аномалия» и обнаружения патологических

шумов. Разработанная система дает качественный инструмент врачу для постановки первичного диагноза при использовании достаточно простой технологии фонокардиографии.

4.9. Сравнение полученных результатов с аналогом

В качестве аналога была взята работа Potes et al. занявшая первое место в конкурсе Physionet Challenge 2016 [93], проведенном на базе международного сообщества Physionet. Конкурс был посвящен решению задачи классификации нормальных / аномальных ФКГ- сигналов, полученных из семи исследовательских групп по всему миру. Общее количество записей, созданных для задачи, составило 4430, продолжительностью от 5 секунд до 120 и более секунд. С целью унификации все записи были передискретизированы до 2000 Гц. В конкурсе приняли участие 48 научных коллективов.

Задача состояла в разработке алгоритма классификации ФКГ на нормальных / аномальных ФКГ- сигнала. По завершению конкурса были объявлены результаты и опубликованы тезисы лучших работ.

В таблице 4.6. приведено количественное сравнение результатов тестирования аналога [41] и разработанной в диссертационной работе системы классификации ФКГ- сигнала.

Таблица 4.6 - Количественное сравнение аналога и разработанной системы классификации ФКГ- сигнала (СК ФКГ- сигнала)

	Специфичность Sp %	Точность %
Potes et al. (Physionet Challenge 2016)	78	86
Предлагаемая СК ФКС - сигнала	88	89
Разница	10	3

Сравнение показывает превосходства разработанной системы классификации ФКГ- сигнала по критериям специфичности и точности.

Результаты показывают улучшение от 3 % до 10.08 % по сравнению с аналогом, что свидетельствует о практической значимости полученных в работе результатов.

4.10 Выводы

1. Полученные в данной главе результаты исследования адаптивной фильтрации ФКГ-сигнала показали преимущество её применения адаптивной фильтрации для решения задачи подавления внешних помех окружающей среды. Отфильтрованные рекурсивным адаптивным фильтром наименьших квадратов «RLS» сигналы имеют высокое отношение сигнал/шум по сравнению с сигналами, отфильтрованными нерекурсивным фильтром наименьших квадратов «LMS», а это означает, что адаптивный фильтр RLS типа является лучшим вариантом для фильтрации.
2. Сравнение результатов разработанного алгоритма построения кардиоинтерваллограммы на основе ФКГ с кардиоинтерваллограммой, полученной из ЭКГ показывает тесную линейную связь между полученными результатами, о чем свидетельствует коэффициент корреляции, который составил порядка 0,99. Это позволит расширить функциональные возможности и повысить информативность метода ФКГ.
3. Проведенный сравнительный анализ результатов трех указанных подходов формирования входного образа для ИНС а именно: исходные кардиоциклы (КЦ) полученные в результате разработанной процедуры сегментации; частотный спектр КЦ, полученных с помощью преобразования Фурье; огибающая КЦ полученная с помощью преобразования Гильберта, показал преимущество использования варианта огибающей КЦ в качестве входной информации при обучении ИНС, а именно, повышение значений чувствительности, специфичности и точности на 17%, 14% и 16% соответственно.

4. Полученные в данной главе результаты исследования нейросетевой системы классификации ФКГ-сигнала показали преимущество применения ИНС для решения задачи классификации ФКГ-сигнала по типу «Норма» или «Аномалия» и, в частности, случай, когда в качестве входной информации выступает огибающая КЦ.
5. Результаты исследования нейросетевого подхода для решения задачи классификации ФКС позволили разработать систему классификацию ФКС по типу «Норма» или «Аномалия»;
6. Сопоставительный анализ результатов исследования системы классификации ФКС с аналогом, в качестве которого выбраны работы, занявшая первое место в конкурсе Computing in Cardiology Challenge 2016 на базе известного сайта PhysioNet, показал повышение эффективности классификации ФКГ по критериям специфичности и точности на величины порядка **10%** и **3%** соответственно.

Заключение

Целью диссертационной работы является развитие методов и алгоритмов обработки и нейросетевого анализа ФКГ-сигнала, способствующих повышению достоверности и информативности функциональной диагностики сердечно-сосудистой системы и расширению возможностей применения фонокардиографических систем.

В ходе решения поставленной задачи было осуществлено следующее:

1. На основе проведенного анализа литературы по существующим подходам, методам и алгоритмам обработки и анализа ФКГ-сигнала было показано, что одним из перспективных направлений решения задач фильтрации ФКС является применение адаптивной фильтрации, а для решения задачи сегментации основных компонентов ФКГ-сигнала (тоны S1, S2) необходима разработка эвристических алгоритмов на основе использованием энергических свойств.

Также показано, что искусственные нейронные сети являются эффективным инструментом классификации ФКГ-сигнала.

2. Для повышения качества обработки и анализа ФКГ-сигнала был разработан алгоритм адаптивной компенсации внешних помех, построенного на основе получения образца шумового сигнала путём установления второго микрофона, позволяющего уменьшить влияние звуковых помех окружающей среды, а для дополнительной фильтрации использована полосовая фильтрация в полосе от 25 Гц до 400 Гц.

3. С целью идентификации и сегментации основных компонентов фонокардиографического сигнала (S1, систола; S2, диастола) разработана методика и соответствующий алгоритм вычисления и определения уровня свободной энергии ФКГ- сигнала, не требующие применения дополнительных (вспомогательных) биоэлектрических сигналов, эффективность работы которых подтверждается значениями критериев: чувствительности (порядка 98-99 %) и специфичности (98%) по сравнению с эталонной аннотированной обучающей базой данных ФКС.

4. Для расширения возможности применения фонокардиографии в задачах медицинской диагностики, в частности, для оценки вариабельности ритма сердца разработана методика и соответствующий алгоритм построения кардиоинтервалограмм на основе ФКС. Корреляционный анализ кардиоинтервалограмм, полученных с помощью разработанного алгоритма и кардиоинтервалограмм, полученных на основе ЭКГ, показал коэффициент корреляции порядка 0,99, что подтверждает тесную взаимосвязь сравниваемых подходов и возможность использования ФКС для оценки динамических характеристик работы сердца.

5. Для осуществления классификации ФКС по типу «Норма/Аномалия» выбрана ИНС, при обучении и тестировании которой были использованы записи ФКС, собранные для международного конкурса «Классификация нормальных / аномальных звуков сердца: PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2016».

6. Для обоснования выбора структуры и параметров ИНС, способствующих более эффективному анализу ФКГ-сигнала, в диссертационной работе проведен анализ литературы эффективности функционирования ИНС в зависимости от: выбора типовых функций активации; количества скрытых слоев и соотношения нейронов в первом и втором скрытых слоях, определяющих типы структуры ИНС (сужающаяся, равная или расширяющаяся). Результаты проведенного анализа показали, что наиболее эффективной структурой для обнаружения типовых искажений в ФКС является нейросетевая система типа многослойный персептрон с сигмоидальными функциями активации.

7. С целью поиска более эффективного варианта построения системы классификации ФКГ-сигнала проведены исследования и количественный анализ работы ИНС для трех вариантов входного образа, а именно: исходные кардиоциклы (КЦ), полученные в результате разработанной процедуры сегментации; частотный спектр КЦ, полученных с помощью преобразования Фурье; огибающая КЦ, полученная с помощью преобразования Гильберта. Показано преимущество варианта использования огибающей КЦ, а именно, повышение значений чувствительности, специфичности и точности на 17%, 14% и 16% соответственно.

8. Проведенные экспериментальные исследования разработанной нейросетевой системы классификации ФКГ-сигнала по типу «Норма / Аномалия» показали следующие результаты: чувствительность 90%, специфичность 88% и точность 89%. При сопоставительном анализе полученных результатов с аналогом, представляющим собой работу, занявшую первое место в конкурсе «Computing in Cardiology Challenge 2016» на базе известного сайта PhysioNet, показал повышение эффективности классификации ФКГ по критериям специфичности и точности на 10% и 3% соответственно.

Полученные результаты позволили разработать систему цифровой обработки и нейросетевого анализа ФКГ-сигнала, способствующей расширению функциональных возможностей фонокардиографии и повышению достоверности и информативности ранней диагностики работы сердца.

Библиографический список

1. Краснов, Л. А. Фонокардиография. Технические средства электронной и компьютерной диагностики в медицине [Текст] : учеб. пособие / Л. А. Краснов, В. П. Олейник. // Х. : Нац. аэрокосм. ун-т им. Н.Е. Жуковского «Харьк. авиац. ин-т».2013– 64 с.
2. Пуговкин, Основы физиологии сердца / Пуговкин, А. Евлахов, В. Рудакова, Т. Шалковская, Л. // ISBN 9785040091034 / 2017 г.- 479с.
3. GD Clifford, Signal Quality Indices and Data Fusion for Determining Acceptability of Electrocardiograms Collected in Noisy Ambulatory Environments / GD Clifford, D Lopez, Q Li, I Rezek . // Computing in Cardiology 2011;38:285–288.
4. Dieter Hayn, Quality Assessment for Patient Empowerment in mHealth Applications ECG / Dieter Hayn, Bernhard Jammerbund, Günter Schreier. // Computing in Cardiology 2011;38:353-356.
5. Сибиркин Н.И. В помощь изучающему фонокардиографию.- Ленинград: Ордена трудового красного знамени, 1969.- 32 с.
6. Юлдашев К.Ю., Краткое пособие по электро- и фонокардиографии / Юлдашев К.Ю., Хайдарова Т.С., Кушаков В.И.. – Ташкнт. // Медицина, 1984.- 191 с.
7. Кукес В.Г., Врачебные методы диагностики / Кукес В.Г., Маринин В. Ф., Реуцкий И. А., Сивков С. И., // учеб. пособие. - 2006. - 720 с.
8. Катона Золтан Электроника в медицине. - М.: Советское радио, 1980.- 144 с.
9. Остроухов В.Д., Медицинская аппаратура для функциональной диагностики и ортопедии / Остроухов В.Д., Карпинский М.Ю. // Учебное пособие по курсу «Теория, расчет, проектирование медицинской аппаратуры».-Харьков: Крокус, 2003.-204 с.
10. Сергиенко А.б., цифровая обработка сигналов : учебное пособие. – 3-е изд. – СПб.: БХВ-Петербург, 2011.

11. Места проекции клапанов сердца на грудную клетку и точки их выслушивания / [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.studfiles.ru/preview/5243991/page:4/> Дата обращения: 25 марта 2015.
12. Аед, В.М.А. Методы сегментации фонокардиограмм/ Аед В.М.А., Сушкова Л.Т., Исаков Р.В., (обзор) Изд-во «Радиотехника», Журнал «Научные технологии» №10 за 2015 г. Москва . с 72-82.
13. Аед, В.М.А. Алгоритм построения кардиоинтервалограммы на основе фонокардиограммы/ Аед В.М.А., Сушкова Л.Т., Исаков Р.В., Аль-Хайдри В. А.// Радиотехнические и телекоммуникационные системы, 2016, №2 ISSN 2221-2574, с 34-43.
14. Федоров, В. А. Радиотехнические методы в функциональной диагностике человека, уч. пособие по курсу: Автоматизированные системы функциональной диагностики / В. А. Федоров; под ред. проф. С. М. Смольского. – М. : Изд. дом МЭИ, 2008, – 128 с.
15. Аль-Хулейди Н.А., Результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания вариабельности сердечного ритма. Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 6. , 2012г., С. 61-67
16. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. - СПб.: Питер, 2002. - 608 с.
17. Sava, H. Application of matching pursuit method for structural decomposition and averaging of phonocardiographic signals/ Sava H., Pibarot P., Durand L.// In Medical and Biological Engineering and Computing. 1998. V.36. No.3 P.302-308.
18. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Пер. с англ. под ред. А.П. Немирко. - М.: ФИЗМАТЛИТ. 2007. - 440 с.
19. Welch P.D. "The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms." IEEE Trans. AudioElectroacoust. Vol. AU-15 (June 1967). Pgs. 70-73. "
20. Кельман И.М. Электроардиография и фонокардиография.-М.: Медицина, 1974.-134 с.

21. Масленников, М.Ю. Справочник разработчика и конструктора РЭА./ Масленников М.Ю, Соболев Е.А. Элементная база- М.: ТОО «Прибор», 1993.-158 с.
22. Гезеловиц Д. Б. К теории электрокардиограммы // ТИИЭР, том 77, № 6, июнь 1989.
23. Аль-Хулейди Нашван Амин. Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики. Автореферат диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук, Владимир, 2014.
24. Аль Мабрук Мохаммад. Аппаратно–программные средства и алгоритмы распознавания патологий сердца на основе персептронных сетей. Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. Рязань 2011.
25. Аль-Хайдри Валид Ахмед. Нейросетевая система обнаружения искажений при автоматическом распознавании электрокардиосигнала : диссертация кандидата технических наук : 05.11.17 / Аль-Хайдри Валид Ахмед; [Место защиты: Рязан. гос. радиотехн. акад.]. - Владимир, 2016. - 152 с. : ил. Приборы, системы и изделия медицинского назначения 61 16-5/2295.
26. Муштак Али Мухамед Салех. Исследование нейронных сетей для распознавания патологических отклонений формы электрокардиосигнала : автореферат диссертации кандидата технических наук : 05.12.04 / Муштак Али Мухамед Салех; [Место защиты: Владимир. гос. ун-т им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых]. - Владимир, 2013. - 19 с.
27. McManus, CD. Characterization and elimination of AC noise in electrocardiograms/ McManus CD, Neubert KD, Cramer E.: a comparison of digital filtering methods // Comput. Biomed Res. 1993 Feb; 26(1):48-67.
28. Lathi B. P. Signal Processing and Linear Systems. - Carmichael, CA: Berkeley-Cambridge. 1998.
29. Oppenheim A. V. and Schafer R. W. Discrete time Signal Processing. - Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989. - 856 с.

30. А.С. Порева, В.А. Фесечко, Обработка ФКГ-сигнала при помощи вейвлет-преобразования/ А.С. Порева, В.А. Фесечко// Электроника и связь. Тематический выпуск «Электроника и нанотехнологии», ч.1, 2009. УДК 621.391.26(075) с 148-155.
31. Sakai, A. Frequency distribution of heart sounds in normal man / Sakai A., Feigen L. P. and Laisada A.A. // Cardiovasc. Res. - 1971. - V. 5. - P. 358-363.
32. Gerbarg, D. S. Analysis of phonocardiogram by a digital computer / Gerbarg D. S., Holcomb Jr. F. W., Holler J. J., Boding C. E., Schultz G. L. and Sears R. E. // Circ. Res. - 1962. - V. 11. -P. 569-576.
33. Gerbarg, D. S. Computer analysis of phonocardiograms/ Gerbarg D. S., Taranto A., Spagnuolo M. and Holler J. J. // Prog. Cardiovasc. Dis. - 1963. - V. 5, No. 4. - P. 393-405.
34. Yoganathan, A. P. Use of the fast Fourier transform for frequency analysis of the first heart sound in normal man/ Yoganathan A. P., Gupta R., Udwadia F. E., Miller J. W., Corcoran W. H., Sarma R., Johnson J. L. and Bing R. J. // Med. Biol. Eng. - 1976. - V. 14. - P. 69-73.
35. Van Vollenhoverz, E. Frequency analysis of heart murmurs/ Van Vollenhoverz E., van Rotterdam A., Dorenbos T. and Schlesinger F. G. // Med. Biol. Eng. - 1969. - V. 7. - P. 227-231.
36. Malarvili, M. B. Heart sound segmentation algorithm based on instantaneous energy of electrocardiogram/ Malarvili M. B., Kamarulafizam I., Hussain S., and Helmi D.// in 30th Computers in Cardiology Conference, 2003, pp. 327-330.
37. . Dokur, Z. Classification of heart sounds using an artificial neural network Pattern/ Olmez, Z. Dokur// Recognit. Lett. 24 (January) (2003) 617–629.
38. Barschdorff, D., Automatic phonocardiogram signal analysis in infants based on wavelet transforms and artificial neural networks/ D Barschdorff , U Femmer , E Trowitzsch // computer in cardiology., 1995, pp. 753 – 756.
39. Hamza, L. Segmentation of heart sounds and heart murmurs/ Hamza, L. Cherif, S. M. Debbal, F. Bereksi-Reguig, // Journal of Mechanics in Medicine and Biology Vol. 8, No. 4, 2008, pp. 549–559.

40. Hamza, L. Algorithm for detection of the internal components of the heart sounds and their split using a Hilbert transform/ L. Hamza Cheri and S. M. Debbal // journal of medical engineering and technology, 2013; 37(3): 220-230.
41. Cristhian, P. Ensemble of Feature-based and Deep learning-based Classifiers for Detection of Abnormal Heart Sounds / Cristhian P., Saman P., Asif R., Bryan C., Computing in Cardiology Conference (CinC), 2016 IEEE ISSN: 2325-887X.
42. Lekram, B. Heart Sounds Segmentation Analysis Using Daubechies Wavelet (db)/ Lekram Bahekar, Abhishek Misal// International Journal of Research in Advent Technology, Vol.2, No.2, February 2014 E-ISSN: 2321-9637.
43. Liang, H. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction/ Liang H., Lukkarinen S., and Hartimo I.// Proceedings of 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1997, pp. 1630-1633.
44. Omran, S. A heart sound segmentation and feature extraction algorithm using wavelets / Omran S. and Tayel M.//in Proceedings of the Ist International Symposium on Control, Communication and Signal Processing, 2004 IEEE, pp. 235-238.
45. P. Bhattacharya, G. Saha. An automated tool for localization of heart sound components [Текст] / 2012. - с. 82-96.д
46. Гэфке, Д.А. Применение скрытых марковских моделей для распознавания звуковых последовательностей/ Д.А. Гэфке, П.М. Зацепин // Известия 133 Алтайского государственного университета. – Вып. 1(73), т. 2. – Барнаул: Известия АГУ, 2012. - с. 72-76.
47. Hang, Wu. Hidden Markov model with heart sound signals for identification of heart diseases// Hang Wu, Sahong Kim, and Keunsung Bae // Proceedings of 20th International Congress on Acoustics, ICA 2010 23-27 August 2010, Sydney, Australia.
48. Amir, M. A. Mobile Phonocardiogram Diagnosis in Newborns Using Support Vector Machine / Amir Mohammad Amiri, Mohammadreza Abtahi, Nick Constant, Kunal Mankodiya. Healthcare 2017, 5(1), 16; doi:10.3390 - healthcare 5010016.

49. Michael, T. Sound Classification Using Deep Structured Features / Michael Tschannen, Thomas Kramer, Gian Marti, Matthias Heinzmann, Thomas Wiatowski. Computing in Cardiology Conference (CinC), IEEE2016 Electronic ISSN: 2325-887X.
50. Leung, T.S. Characterisation of paediatric heart murmurs using self-organizing map/ T.S. Leung, P.R. White, W.B. Collis, E. Brown, A.P. Salmon, in: Proceedings of 21st Annual International Conference of IEEE-EMBS, vol. 2, October 1999, p. 926.
51. Barschdorff, D. Phonocardiogram analysis of congenital and acquired heart diseases using artificial neural networks/ D. Barschdorff, S. Ester, E. Most// in: Advances in Fuzzy Systems-Applications and Theory, vol. 3: Comparative Approaches to Medical Reasoning, World Scientific Publishing Co., 1995, pp. 271–288.
52. Akay, Y.M. Non-invasive detection of coronary artery disease/ Y.M. Akay, M. Akay, W. Welkowitz, J. Kostis // IEEE Eng. Med. Biol. Mag. 13 (November) (1994) 761–764.
53. Olmez, T. Classification of heart sounds using an artificial neural network/ T. Olmez, Z. Dokur, Pattern Recognit. Lett. 24 (January) (2003) 617–629.
54. Sulaiman, S. N. Denoising of Noisy MRI Brain Image by Using Switching-based Clustering Algorithm/ S.N. Sulaiman, S.M. Che Ishak, I.S. Isa, N. Hamzah. / Energy, Environment, Biology and Biomedicine. — 2014. — PP. 33-39.
55. Аед, В.М. Обзор методов обработки фонокардиограммы/ Аед, В.М. Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. // 12-я Международная научная конференция «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии – ФРЭМЭ'2016» – Владимир-Суздаль, Россия, Доклады, Книга 1. ISBN 978-5-905527-13-5 С. 138-144.
56. Яковлев А.Н. Введение в вейвлет-преобразования: Учеб. пособие. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – 104 с.
57. Астафьева, Н. М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // успехи физических наук №11, 1996, С 1145–1170
58. Platt, R. S. A modified Bessel filter for amplitude demodulation of respiratory electromyograms/ Platt R. S., Haiduk E. A., Hulliger M. and Easton P. A. // J. Appl. Physiol. -1998. - V. 84. No. 1. - P. 378-388.

59. Antoniou A. Digital Filters: Analysis, Design and Applications. - 2nd ed. - New York, NY: McGraw-Hill, 1993.
60. Rabiner, L. R. Theory and Application of Digital Signal Processing./ L. R. Rabiner and B. Gold - Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1975. 848 с.
61. Обидин, М.В. Очистка сигнала от шумов с использованием вейвлет преобразования и фильтра Калмана/ М.В.Обидин, А.П.Серебровский. // Информационные процессы, Том 13, № 3, 2013, стр. 198–205. 2013.
62. Смоленцев, Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в Matlab / Н. К. Смоленцев. – М. : Изд-во ДМК, 2005. – 304 с.
63. Liang, H. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction/ Liang H., Lukkarinen S., and Hartimo I., // " Proceedings of 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1997, pp. 1630-1633.
64. Останин, О.А. Labview в биомедицине. М.: National instrument Russia. 2003.
65. Baranek, H. L. "Automatic detection of sounds and murmurs in patients with Ionescu-Shiley aortic bioprostheses/ Baranek H. L., Lee H. C., Cloutier G., and Durand L. // "Medical and Biological Engineering and Computing, vol. 27, pp. 449-455, 1989.
66. Malarvili, M.B. "Heart sound segmentation algorithm based on instantaneous energy of electrocardiogram/ M.B. Malarvili, I. Kamarulafizam, S. Hussain, D. Helmi., // IEEE computers in cardiology, 2003, ISSN: 0276-6547.
67. Lehner, R. J. A three-channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram / Lehner R. J. and Rangayyan R. M., // IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. BME-34, no. 6, pp. 485-489, 1989.
68. Давыдов, А.В. Теория сигналов и линейных систем, Тематические лекции. – Екатеринбург: УГГУ, ИГиГ, кафедра геоинформатики. Фонд электронных документов, 2006.
69. Sava, H. Application of matching pursuit method for structural decomposition and averaging of phonocardiographic signals./ H. Sava, P. Pibarot, L. Durand // In Medical and Biological Engineering and Computing. 1998. V.36. No.3 P.302-308.

70. Rangayyan, R.M. Phonocardiogram signal analysis/ R.M. Rangayyan R.J. Lehner: a review// CRC Critical Review un Biomedical Engineering. 1998. V. 15. No.3. P. 211-223.
71. Abbas, A. K., Phonocardiography Signal Processing./ Abbas, A. K., Bassam R. Synthesis Lectures on Biomedical Engineering. – Morgan and Claypool publisher. 2009. – 194 pp.
72. Цуриков, В.С. Корреляционный критерий сходимости адаптивных RLS и LMS алгоритмов для выделения на фоне помех сигналов с конечным спектром., г. Барнаул,
73. Kuma, D. A new algorithm for detection of S1 and S2 heart sounds,/ 73. D. Kumar, P. Carvalho, M. Antunes, P. Gil, J. Henriques, and L. Eugénio, " in ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, Toulouse, 2006.
74. Горшков, Ю. Г. Обработка речевых и акустических биомедицинских сигналов на основе вейвлетов/ Ю. Г. Горшков // Издательство радиотехника. ISBN 978-5-93108-138-0 . 2017. с. 240.
75. Mikhailov, V. M. "heart rate variability. Experience of practical application of the method ". -Ivanovo, 2000. -200 P.
76. Max, G. methods and techniques of signal processing at physical dimensions: 2 volumes. Lane. with Franz. — M.: Mir, 1983. — T. 1. 312 s.
77. Lima, CS; (2007) Phonocardiogram segmentation by using hidden markov models./ 77.CS Lima, MJ Cardoso, — In: Gardner, JW, (ed.) Proceedings of the Fifth IASTED International Conference on Biomedical Engineering. (pp. 415 - 418).
78. Hidden Markov Model Toolkit Book. – Cambridge University Engineering Department, 2001–2009.
79. Вьюгин В.В., математические основы теории машинного обучения и прогнозирования // М.,2013. с.391.
80. Федоренко, Ю. С. Особенности применения алгоритма SVM для построения рекомендательной системы/Ю.С. Федоренко, Ю.Е. Гапанюк.– Россия, 105005, г. М., МГТУ им. Н.Э. Баумана, электронный журнал., Молодежный научно-

технический вестник Издатель ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Н.Э. Баумана". Эл No. Ф(77-51038).

81. Hendrich N., Support Vector Machines/ Hendrich N., Zhang J.— 2010. Available at: /[Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://tamswww.informatik.uni> Дата обращения: 25 марта 2015.
82. Смолин Д.В. Введение в искусственный интеллект. – М.: ФИЗМАТЛИ, 2004.— 208 с.
83. Hamza Cherif L., Digital filters in heart sound analysis / L. Hamza Cherif, M. Mostafi, S. M. Debbal // International Journal of Clinical Medicine Research. 2014; 1(3): 97-108.
84. Classification of Normal/Abnormal Heart Sound Recordings: the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2016 / [Электронный ресурс]. — Режим доступа: URL: <https://www.physionet.org/challenge/2016/> Дата обращения 5 марта 2016.
85. Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. / В.В. Круглов, В.В. Борисов, // - 2-е изд., стереотип.- М.: Горячая линия- Телеком, 2002.- 382с.
86. Хайкин Саймон. Нейронные сет: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ.- М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.-1104 с.
87. Окуловский Ю.С. Учебно-методический комплекс дисциплины «интеллектуальные системы», Курс лекций, Екатеринбург 2008
88. Ахтеров А.В., Основы теоретической робототехники. Искусственные нейронные сети. Обзор / А.В. Ахтеров, А.А. Кирильченко // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2008. № 2. 20 с.
89. Андрейчиков А.В., Интеллектуальные информационные системы / А.В. Андрейчиков., О.Н. Андрейчикова : Учебник. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 424 с.
90. Люггер Джордж Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 864 с.

91. Аксенов С.В., Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / С.В. Аксенов, В.Б. Новосельцев Под общ. ред. В.Б. Новосельцева. – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с.
92. Терехов С. А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] URL: http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_ch06.htm. Дата обращения 5 октября 2014.
93. Atbi A, Segmentation of Phonocardiograms Signals using the Denoising by Wavelet Transform / F. Atbi, T. Omari and S.M. Debbal. – Academia Journal of Scientific Research // 039-055. (2013).
94. Аед В.М., Программный комплекс построения ритмограммы сердца на основе фонокардиограммы / А.А. Аль-Кавати, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова./ 12-я Международная научная конференция «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии – ФРЭМЭ'2016» – Владимир-Суздаль, книга 1. ISBN 978-5-905527-13-5. с. 144-148.
95. ВОЗ 2015 мировая статистика по сердечно-сосудистым заболеваниям. / [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://who.int/mediacentre/factsheets/fs317/ru/> (дата обращения 26.02.2016).
96. Аед, В.М. Возможности применения искусственных нейронных сетей для классификации фонокардиографических сигналов / В.М. Аед., В.А. Аль- Хайдри, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова. // Динамика сложных систем – XXI век. – 2017. - №1 – С.33-39.
97. Аед В.М.А. Программный комплекс адаптивной фильтрации фонокардиографического сигнала / В.М.А. Аед., Л.Т. Сушкова // Свидетельство РФ о государственной регистрации программы для ЭВМ №2017616188, – рег. 02.06.2017. – Заявлено 07.04.2017., № 2017613305. – Оpubл. 21.06.2017.
98. Аед В.М.А. Формирователь ритмограммы сердца на основе фонокардиографического сигнала / В.М.А. Аед., Л.Т. Сушкова // Свидетельство РФ о государственной регистрации программы для ЭВМ №2017617951, – рег. 018.06.2017. – Заявлено 07.04.2017., № 2017612995. – Оpubл. 21.06.2017.

99. Аед, В.М. Методы анализа фонокардиографического сигнала / В.М. Аед, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова. // IV Всероссийской научной конференции для молодых ученых, студентов и школьников «Актуальные вопросы биомедицинской инженерии», 20 октября - 15 декабря 2014. - №1 – С. 14-17.
100. Аед, В.М. Аппаратно-программный комплекс для регистрации фонокардиосигнала с адаптивной компенсацией внешних помех / В.М. Аед, А.К. Аль-Малахи, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова. // IV Всероссийской научной конференции для молодых ученых, студентов и школьников «Актуальные вопросы биомедицинской инженерии», 20 октября - 15 декабря 2014. - №1 – С. 14-17.
101. Аед, В.М. Сегментация фонокардиосигнала на основе вейвлет-преобразование / В.М. Аед, Л.Т. Сушкова. // XXVIII Всероссийскую научно-техническую конференцию студентов [Текст], Сборник_БМС-2015_A5 с. 145-149.
102. Аед, В.М. Фильтрация фонокардиосигнала с применением адаптивной компенсацией внешних помех / В.М. Аед, А.К. Аль-Малахи, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова. // XI Международную научную конференцию Перспективные технологии в средствах передачи информации « ПТСПИ-2015». Владимир, 2015.– Владимир, ВлГУ, 2015. С. 12 – 14.
103. Аед, В.М. Применение спектрограммы в задачах анализа фонокардиограммы / В.М. Аед, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова. // 12-я Международная научная конференция «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии – ФРЭМЭ'2016» Книга 1, Суздаль, 5-7 июля 2016. – Владимир, ВлГУ, – С. 307-311.

Список сокращений

ССС	– Сердечно-сосудистая система
ССЗ	– Сердечно-сосудистое заболевание
ФКГ	– Фонокардиография
ФКС	– Фонокардиосигнал
ЭКГ	– Электрокардиограмма
ЭКС	– Электрокардиосигнал
С	– Специфичность
Т	– Точность
Ч	– Чувствительность
СКО	– Среднеквадратическое отклонение
SNR	– Отношение сигнал/шум
BSP	– Вариабельность сердечного ритма
ВЧ	– Высокочастотный
НЧ	– Низкочастотный
ДО	– Достоверноотрицательная
ДП	– Достоверноположительная
ЛО	– Ложноотрицательная
ЛП	– Ложноположительная
ВП	– Вейвлет-преобразования
SVM	– Метод опорных векторов
CMM	– Скрытые Марковские модели
ИНС	– Искусственные нейронные сети
КИГ	– Кардиоинтерваллограмма
KPG	– Корреляционная ритмограмма
Мо	– Мода
ПО	– Программное обеспечение
LMS	– Нерекursивный фильтр наименьших квадратов
RLS	– Рекурсивной фильтр наименьших квадратов
НС	– Нейронные сети
МП	– Многослойный персептрон
БД	– База данных
S2 и S1	– Первый и второй тоны сердца
ПК	– Персональный компьютер
КЦ	– Кардиоцикл
РС	– Ритм сердца
ЧСС	– Частота сердечных сокращений

Приложение А

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2017616188

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС АДАПТИВНОЙ
ФИЛЬТРАЦИИ ФОНОКАРДИОГРАФИЧЕСКОГО
СИГНАЛА

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Владимирский государственный университет имени Александра
Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (RU)*

Авторы: *Аед Валид Мохаммед Ахмед (YE),
Сушкова Людмила Тихоновна (RU)*



Заявка № 2017613305

Дата поступления 07 апреля 2017 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 02 июня 2017 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2017617951

Формирователь ритмограммы сердца на основе
фонокардиографического сигнала

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Владимирский государственный университет имени Александра
Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (RU)*

Авторы: *Аед Валид Мохаммед Ахмед (YE),
Сушкова Людмила Тихоновна (RU)*



Заявка № 2017612995

Дата поступления 07 апреля 2017 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 18 июля 2017 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев

Приложение В

Акты внедрения результатов работы

«УТВЕРЖДАЮ»



Первый проректор,
Проректор по научной и
Инновационной работе
д.ф.м.н., проф. В. Г. Прокошев
«12» 10 2017 г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы Аед Валид Мохаммед Ахмед «Развитие методов и алгоритмов обработки и нейросетевого анализа фонокардиосигнала» на соискание ученой степени кандидата технических наук в учебно-исследовательскую работу кафедры биомедицинских и электронных средств и технологий (БЭСТ), Института информационных технологий и радиоэлектроники (ИИТР) Владимирского государственного университета имени А.Г. и Н.Г. Столетовых (ВлГУ) по подготовке студентов по направлению «Биотехнические системы и технологии» (бакалавриат и магистратура).

Материалы кандидатской диссертации Аед В.М., посвященные разработке и исследованию методов и алгоритмов обработки и анализа фонокардиографического сигнала, представляют научно-практический интерес для подготовки специалистов медико-технического профиля. В связи с этим в учебном процессе кафедры БЭСТ при подготовке специалистов медико-технического профиля по направлению «Биотехнические системы и технологии» в дисциплинах: «Компьютерные технологии обработки и анализа медико-биологических данных» - результаты исследования различных методов и алгоритмов обработки и анализа фонокардиографического сигнала; «Цифровая обработка сигналов», «Технические методы диагностических исследований и терапевтических воздействий» - нейросетевой кардиоанализатор.

Зав. кафедрой БЭСТ

д.т.н., профессор

 Л.Т. Сушкова/

«12» 10 2017г.

Директор ИИТР

к.т.н., профессор

 А. А. Галкин/

«17» октября 2017г.

ООО НПЦ «БМИ»

ОГРН 1113327010774

ИНН 3327105889

КПП 332701001

600000, г. Владимир, ул. Горького, 87



«УТВЕРЖДАЮ»

Генеральный директор

ООО НПЦ «БМИ»

Чирков К.В.

«16» октября 2017г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы Аед Валид Мохаммед Ахмед **«Развитие методов и алгоритмов обработки и нейросетевого анализа фонокардиосигнала»** на соискание ученой степени кандидата технических наук.

Диссертация Аед В.А. на соискание ученой степени кандидата технических наук связана с совершенствованием методов и алгоритмов обработки и анализа ФКГ-сигнала и созданием соответствующего программно-алгоритмического обеспечения, способствующих расширению функциональных возможностей фонокардиографии и повышению достоверности и информативности функциональной диагностики работы сердца.

Разработанные и реализованные методов и алгоритмов функциональной диагностики сердца прошли тестирование в ООО «Научно-производственный центр «Биомединженерия» г. Владимира и были использованы в научно-исследовательской работе по разработке мобильной аппаратной платформы для системы интеллектуального анализа функционирования состояния сердечно-сосудистой системы человека.

Председатель комиссии

Г.В. Чупраков

Члены комиссии

А.А. Плеханов

М.А. Константинова